

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»**

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

АНДРУЩАК ВОЛОДИМИР СТЕПАНОВИЧ

УДК 621.391

ДИСЕРТАЦІЯ

**МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ ПОТОКАМИ ІНФОКОМУНІКАЦІЙНИХ
МЕРЕЖ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ І
МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

172 – Телекомунікації та радіотехніка
(шифр і назва спеціальності)

17 «Електроніка та телекомунікації»
(галузь знань)

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело
_____ / Андрущак Володимир Степанович /

Науковий керівник

Кайдан Микола Володимирович д.т.н., доцент
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

ЛЬВІВ – 2021

АНОТАЦІЯ

Андрущак В.С. Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 172 «Телекомунікації та радіотехніка». – Національний університет «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України, Львів, 2021.

Розподіл ресурсів та управління мережею є одним із ключовим аспектів для забезпечення стабільного та ефективного функціонування транспортних інфокомунікаційних мереж. Реалізація моделей управління такими потоками здійснюється із використанням статичних та інтелектуальних алгоритмів. Використання алгоритмів на базі нейронних мереж дає змогу здійснювати більш гнучку оптимізацію за рахунок врахування практично необмеженої кількості параметрів. Такі алгоритми здатні працювати на мікрорівні і здійснювати багаторазову переконфігурацію оптичної транспортної мережі протягом досить малого часу. Це дає змогу більш раціонально використовувати мережеві ресурси на базі багатокритеріального підходу. Проте велика кількість таких алгоритмів не передбачає інструментів для збору, тренування і тестування нейронних мереж на існуючій інфраструктурі оптичних транспортних мереж.

В дисертаційній роботі розв'язане науково-практичне завдання розроблення методів та моделей управління інформаційними потоками в оптичних транспортних мережах з використанням алгоритмів машинного навчання та засобів штучного інтелекту, в умовах високої динаміки зміни ймовірно-часових характеристик інформаційних потоків та суперечливих вимог до якості обслуговування.

Метою представленої дисертаційної роботи є забезпечення ефективного управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі із

врахуванням параметру енергоспоживання із використанням алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж.

Об'єктом дослідження є процес оптимізації мережевих процесів, які відповідають за управління інфокомунікаційних потоків оптичної транспортної мережі з використанням інтелектуальних алгоритмів.

Предметом дослідження є моделі, методи та алгоритми управління інфокомунікаційними потоками в оптичних транспортних мережах.

В процесі досліджень використано методи штучного інтелекту, оптимізації, імітаційного моделювання, математичної статистики та експертних оцінок. Для підтвердження теоретичних результатів застосовано експериментальні методи дослідження.

У вступі обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету і завдання дослідження, наукову новизну та практичне значення отриманих результатів. Наведено дані про впровадження результатів роботи, її апробацію, публікації та особистий внесок здобувача.

У першому розділі **«Аналіз методів побудови та функціонування оптичних транспортних мереж»** розглянуто основні принципи побудови та архітектури оптичних транспортних мереж із використанням SDN контролера. Такі мережі використовують велику кількість алгоритмів на рівні SDN контролера, які здійснюють управління інфокомунікаційними потоками. Часто ці алгоритми є статичними, тобто зміна певних параметрів вимагає переписання програмного забезпечення і відповідних процедур оновлення. Використання алгоритмів на базі нейронних мереж дозволяє зменшити цей ризик тим фактом, що при правильній архітектурі побудови мережі виправлення таких алгоритмів зводиться до перетренування і оновлення нейронної мережі. Такий більш гнучкий підхід управління дозволяє враховувати більшу кількість мережевих параметрів. Крім того, використання нейронних мереж дозволяє більш швидко реагувати на зміну параметрів інфокомунікаційних потоків на макрорівні та

більш ефективно використовувати мережеві ресурси оптичної транспортної мережі.

Аналіз розроблених методів та моделей управління інфокомунікаційними потоками показав, що проблема ефективного використання мережевих ресурсів оптичних транспортних мереж займає важливе місце в наукових працях закордонних та вітчизняних дослідників.

Встановлено, що ефективне управління інфокомунікаційними потоками призводить до раціонального використання мережевих ресурсів та забезпечення необхідних параметрів обслуговування. Одним важливим параметром, який приймається до уваги при управлінні мережею є параметр енергоспоживання, що дозволяє визначити поточні вузькі місця телекомунікаційної мережі. Високе енергоспоживання певних областей мережі може бути фактом неефективного використання обчислювальних ресурсів вузлів або певних невірно вибраних ключових технологій передачі даних. При раціональному використанні мережевих ресурсів оптичної транспортної мережі, зменшенні кількості службового трафіку та енергоспоживання, телекомунікаційний оператор буде здатний забезпечувати нові послуги без розгортання нової транспортної інфраструктури.

У другому розділі **«Моделі та методи інтелектуального використання мережевих ресурсів у оптичних транспортних мережах»** запропоновано концептуальну модель програмно-конфігурованої оптичної транспортної мережі, яка забезпечує необхідну інфраструктуру для підтримки розроблених інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками. Дана інфраструктура забезпечує і описує правила збору інформації для тренування, тестування і розгортання відповідних моделей інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками. Розроблений алгоритм визначає необхідні стани мережі, які потребують додаткового збору інформації, здійснює перетренування і тестування відповідних моделей. Представлено

механізм роботи із резервними сховищами моделей на випадок помилок даних моделей і відповідно оновлення їх на вузлах мережі.

Розроблено алгоритм визначення станів мережі на базі кластерних методів ML алгоритмів k-means та c-means. Даний алгоритм дозволяє побудувати послідовність подій, які дають змогу спрогнозувати із певною ймовірністю наступання певної події мережі. Такий підхід дає змогу більш комплексно підійти до управління інфокомунікаційними потоками і врахувати одночасно більшу кількість мережевих параметрів. Визначено, що перехід адміністрування від безпосередньо параметрів до послідовностей певного набору кластерів, дають змогу зменшити кількість помилок, яку здійснює адміністратор мережі.

Удосконалено метод агрегації корисного навантаження на граничних вузлах оптичної транспортної мережі із використанням глибоких нейронних мереж. Даний підхід базується на врахуванні «історії» поведінки трафіку протягом дня, розміру блоку даних протягом n ітерацій. Такий підхід дозволив зменшити кількість службового навантаження при невеликій втраті пакетів із забезпеченням необхідних параметрів обслуговування. Доведено, що зменшення кількості службової інформації призводить до зменшення енергетичного споживання проміжного вузла за рахунок зменшення відсотку використання центрального процесора вузла.

Набув подальшого розвитку алгоритм інтелектуального управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж. Розроблений алгоритм на відмінну від існуючих дозволяє врахувати як ще один елемент FE параметр енергоспоживання. Представлена математична модель визначення параметру енергоефективності. Використання графових нейронних мереж як спосіб представлення роботи оптичної транспортної мережі враховує особливості побудови архітектури мережі, мережеві параметри вузлів та каналів зв'язку.

У третьому розділі «**Моделювання та дослідження методів інтелектуального управління інфокомунікаційними потоками із використанням нейронних мереж і машинного навчання**» для проведення дослідження стосовно ефективності запропонованих методів управління інфокомунікаційними потоками у роботі розроблено імітаційну модель оптичної транспортної мережі.

Досліджено метод збору даних із використанням ML алгоритмів k-means та c-means для інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі. Крім того, здійснено моделювання роботи алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та врахуванням параметру енергоспоживання. Також в процесі моделювання здійснено оцінку алгоритму агрегації навантаження на граничному вузлі досліджуваної мережі із використанням глибокої нейронної мережі.

В процесі моделювання доведено, що розроблений алгоритм управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж дав змогу зменшити параметр затримки у пікові години навантаження на 18%. Зокрема, в даній моделі був врахований параметр енергоспоживання, який був визначений на базі власної методики і в окремому імітаційному програмному забезпеченні. Окреслено, що граничні моменти щодо роботи такого алгоритму визначаються адміністратором мережі для унеможливлення вимкнення телекомунікаційної мережі.

Також шляхом моделювання доведено, що розроблений алгоритм агрегації із використанням глибокої нейронної мережі дозволяє здійснити зменшення кількості службової інформації всередньому на 16%. Крім того, використання імітаційного програмного забезпечення для визначення параметру енергоспоживання дозволило зменшити енергетичне споживання проміжного вузла із використанням даного алгоритму на 11%. В результаті моделювання кількість втрачених IP пакетів становить менше 1%, а врахування попередніх

станів на граничному вузлі дозволяє зменшити кількість втрачених IP пакетів при формуванні транспортного модулю.

Проведено верифікації запропонованих алгоритмів у порівнянні із технологією каналного рівня оптичних транспортних мереж OTN шляхом імітаційного моделювання. Порівняння здійснено щодо ієрархій швидкостей блоків даних OTUk. Встановлено, що з використанням алгоритму агрегації досягається необхідний рівень обслуговування і невелика кількість втрачених пакетів.

У четвертому розділі **«Практична реалізація системи моніторингу для оптичної транспортної мережі»** розроблено модуль для моніторингової системи телекомунікаційних мереж Састі телекомунікаційного оператора міста Львова. Даний розроблений модуль дозволяє розширити поточні можливості даної моніторингової системи за рахунок альтернативного представлення мережевих параметрів. Із використанням результатів ML алгоритмів k-means та c-means адміністратор мережі може здійснювати управління телекомунікаційної мережі із врахуванням багатьох мережевих параметрів у вигляді певних мережевих станів (кластерів). Даний модуль було впроваджено для використання місцевого телекомунікаційного оператора в якості окремого серверного рішення, який комунікує із основним програмним засобом Састі.

Досліджено ефективність застосування алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж із врахуванням параметра енергоефективності для досліджуваної мережі. Розроблене програмне забезпечення надає рекомендації щодо управління інфокомунікаційними потоками у різні години дня для житлового району і бізнес районів міста.

Висновки до дисертації включають узагальнені результати дослідження та рекомендації щодо їх практичного застосування. Теоретичне значення роботи полягає в тому, що її результати дають змогу забезпечити необхідні параметри

якості обслуговування в години пікового навантаження із використанням натренованих моделей як на рівні управління так і на рівні передачі даних.

Наукові та практичні результати виконаних досліджень використані у навчальному процесі кафедри телекомунікацій Національного університету «Львівська політехніка», зокрема для студентів спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології» в курсі лекцій з дисципліни «Програмування вбудованих систем» та «Кіберфізичні системи», а також у держбюджетних та госпдоговірних науково-дослідних роботах кафедри телекомунікації.

Основні результати дисертаційної роботи використано і впроваджено з метою підвищення параметрів якості обслуговування та гнучкості управління ресурсами в телекомунікаційних корпоративних мережах ПАТ «Укртелеком», ТОВ «KeenEthics», що підтверджено актами впровадження.

Ключові слова: оптична транспортна мережа, нейронні мережі, алгоритми машинного навчання, параметр енергоспоживання, інфокомунікаційні потоки, системи моніторингу, блок корисного навантаження.

Список публікацій здобувача:

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. М. М. Климаш, М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, Ю. В. Климаш. Методи та моделі побудови енергоефективних фотонних транспортних мереж – Львів: Львів: Видавництво «Львівської політехніки», 2018, 176 с.
2. M. Kaidan, V. Andrushchak, N. Kryvinska, M. Klymash, M. Seliuchenko, “Configuration of network management for energy efficiency in optical transport networks using GMPLS and OBS techniques,” *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 74, pp.17-27, 2017.

3. T. Maksymyuk, V. Andrushchak, S. Dumych, B. Shubyn, G. Bugar, J. Gazda, "Blockchain-based network functions virtualization for 5G network slicing," *Acta Electrotechnica et Informatica*, vol. 20, no. 4, pp. 54-59, 2020.
4. W. Song, V. Andrushchak, M. Kaidan, M. Beshley, O. Kochan, J. Su, "Methodology for Calculating the Energy Consumption of Information Communication Systems," *Technical Electrodynamics*, no. 4, pp. 80-88, July 2020.
5. K. Przystupa, M. Beshley, M. Kaidan, V. Andrushchak, I. Demydov, O. Kochan, D. Pieniak, "Methodology and Software Tool for Energy Consumption Evaluation and Optimization in Multilayer Transport Optical Networks," *Energies*, vol. 13, no. 23, pp. 6370-1–6370-21. Dec. 2020.
6. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, М. В. Піцик, В. З. Пашкевич, "Аналіз енергетичного балансу оптичної транспортної мережі з врахуванням технологічних і архітектурних підходів", *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіоелектроніка та телекомунікації*, № 818, С. 120-129, 2015.
7. Б. М. Стрихалюк, П. О. Гуськов, В. С. Андрущак, В. Є. Мурак, С. М. Редчук, "Підвищення якості надання послуг у мультисервісних мережах шляхом інтеграції технологій IP/MPLS та DWDM", *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіоелектроніка та телекомунікації*, № 818, С. 94-103, 2015.
8. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, "Визначення параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж", *Системи обробки інформації*, № 7, С. 134-142, 2016.
9. М. М. Климаш, М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, "Дослідження порядків модуляції для підвищення енергоефективності телекомунікаційних систем передачі", *Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв'язку*, № 2, С.12-25, 2016.

10. В.С. Андрущак, М.В. Кайдан, Т.А. Максимюк, С.С. Думич, Ю.В. Пиріг, “Інтелектуальне управління інформаційними потоками в оптичних транспортних мережах”, *Телекомунікаційні та інформаційні технології*, № 3(64), С. 4-16, 2019.
11. Т.А. Максимюк, Б.П. Шубин, Д.О. Мисаковець, В.С. Андрущак, С.С. Думич, “Метод адаптивного логічного розділення мережі 5G на основі глибокого навчання”, *Вчені записки Таврійського Національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, том 31(70), № 5, С. 36-42, 2020.
12. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, С. С. Думич, В. З. Пашкевич, “Дослідження принципів побудови транспортних мереж на основі технології OLS”, *Вісник Національного університету ”Львівська політехніка”*. Серія: *Радіоелектроніка та телекомунікації*, № 849, С. 203-209, 2016.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

13. М. Kaidan, V. Andrushchak and M. Pitsyk, "Calculation model of energy efficiency in optical transport networks," *2015 Second International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2015, pp. 167-170.
14. М. Kaidan, V. Andrushchak and M. Klymash, "Research on the efficiency of optical resources utilization for OLS networks," *2016 Third International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2016, pp. 30-32.
15. V. Andrushchak, S. Dumych, T. Maksymyuk, M. Kaidan and O. Urikova, “Intelligent data flows management for performance improvement of optical label switched network,” *IEEE International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Feb. 2018, Slavske, Ukraine, pp. 1143-1146.
16. М. Kaidan, V. Andrushchak, B. Stryhalyuk and S. Dumych, "Intelligent Data Flow Management Based on Optical Label Switching Technology for Photonic

- Transport Network," *2018 International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, 2018, pp. 1-4.
- 17.V. Andrushchak, T. Maksymyuk, D. Ageyev and M. Klymash, "Development of the iBeacon's positioning algorithm for indoor scenarios," *IEEE International Scientific-Practical Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, Oct. 2018, Kharkiv, Ukraine, pp. 741-744.
- 18.M. Kaidan, T. Maksymyuk, V. Andrushchak and M. Klymash, "Intelligent Data Flow Aggregation in Edge Nodes of Optical Label Switching Networks," *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies (AICT)*, 2019, pp. 145-148.
- 19.M. Klymash, Y. Pyrih, M. Kaidan and V. Andrushchak, "A Meta-Heuristic Data Routing Algorithm for Networks with Dynamically Variable Structure," *2019 IEEE 20th International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE)*, 2019, pp. 1-4.
- 20.V. Andrushchak, M. Kaidan, T. Maksymyuk and M. Klymash, "Smart payload management in edge nodes of optical label switching networks," *IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, Dec. 2019, Kyiv, Ukraine, pp. 175-178.
21. V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, O. Dashkovska and H. Kopets, "Deep Learning based Traffic Optimization in Optical Transport Networks," *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, 2020, pp. 873-876.
- 22.V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, Y. Pyrih and T. Maksymyuk, "Research on the scalability of all-optical switches in the OLS networks," *IEEE International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM)*, Feb. 2019, Polyana, Ukraine, DOI: 10.1109/CADSM.2019.8779310
- 23.M. Kaidan, V. Andrushchak, "Investigation of energy efficiency in optical transport networks on based technology OBS," *IEEE International Conference on*

RadioElectronics and InfoCommunications (UkrMiCo`2016), 11-16 September, 2016, Kyiv, Ukraine, pp. 338-340.

24. М. Кайдан, В. Андрущак, “Оцінка параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж на базі електрооптичних пристроїв”, *Восьма міжнародна науково-технічна конференція “Перспективи розвитку інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем”*, 19-22 квітня 2016 р. м. Київ, С.107-109.
25. М. Климаш, М. Кайдан, В. Андрущак, “Модель визначення параметру енергоефективності транспортних оптичних мереж з використанням SDN контролера”, *Міжнародна Науково-технічна конференція “Сучасні інформаційно-телекомунікаційні технології”*, 17-20 листопада 2015, Київ, Україна, Т.2, С.21-23.
26. М. Кайдан, В. Андрущак, “Модель розрахунку енергоефективності для електро- та акутооптичних пристроїв у оптичних транспортних мережі”, *Міжнародна науково-практична конференція “Нові досягнення в галузі інформаційно-комунікаційних технологій – 2015”*, 29 Жовтня – 1 Листопада, 2015, Львів, Україна, С.171-174.
27. М.В. Кайдан, В.С. Андрущак, М.І. Бешлей, Т.А. Максимюк, “Енергоефективність оптичних транспортних мереж комутованих по мітках”, *High-Tech Technologies in Infocommunications (НІСТ - 2019)*, м. Кам’янець-Подільський, 2019, р. 108-109.

ABSTRACT

Andrushchak V.S. Models for information and communication network flows management by using the methods of machine learning and artificial intelligence.

The thesis for the Doctor of Philosophy Degree in the specialty 172 – Telecommunications and Radioengineering. – Lviv Polytechnic National University of Ministry of Education and Science of Ukraine, Lviv, 2018.

Resource allocation and network management is one of the key aspects to ensure the stable and efficient operation of transport infocommunication networks. Implementation of control models for such flows is carried out using static and intelligent algorithms. The use of algorithms based on neural networks allows for more flexible optimization by taking into account a virtually unlimited number of parameters. Such algorithms are able to work at the micro level and perform multiple reconfiguration of the optical transport network in a relatively short time. This allows more efficient use of network resources based on a multi-criteria approach. However, a large number of such algorithms do not provide tools for collecting, training and testing neural networks on the existing infrastructure of optical transport networks.

The dissertation solves the scientific and practical problem of developing methods and models of information flow control in optical transport networks using machine learning algorithms and artificial intelligence, in conditions of high dynamics of change of probabilistic-temporal characteristics of information flows and conflicting requirements for service quality.

The purpose of the presented dissertation is to ensure effective management of infocommunication flows of the optical transport network taking into account the parameter of energy consumption using algorithms of machine learning and neural networks.

The object of research is the process of optimization of network processes that are responsible for managing the infocommunication flows of the optical transport network using intelligent algorithms.

The subject of research is models, methods and algorithms for managing infocommunication flows in optical transport networks.

In the process of research methods of artificial intelligence, optimization, simulation, mathematical statistics and expert evaluations were used. Experimental research methods were used to confirm the theoretical results.

The introduction substantiates the relevance of the topic of the dissertation, formulates the purpose and objectives of the study, scientific novelty and practical

significance of the results. Data on the implementation of work results, its approbation, publications and personal contribution of the applicant are given.

The first section "**Analysis of methods of construction and operation of optical transport networks**" discusses the basic principles of construction and architecture of optical transport networks using SDN controller. Such networks use a large number of algorithms at the SDN level of the controller, which will control infocommunication flows. Often these algorithms are static, ie changing certain parameters requires rewriting the software and appropriate update procedures. The use of neural network-based algorithms reduces this risk by the fact that with the right network architecture, the correction of such algorithms is reduced to overtraining and updating the neural network. This more flexible management approach allows for more network parameters to be considered. In addition, the use of neural networks allows you to respond more quickly to changes in the parameters of infocommunication flows at the macro level and more efficient use of network resources of the optical transport network.

The analysis of the developed methods and models of management of infocommunication streams has shown that the problem of effective use of network resources of optical transport networks occupies an important place in scientific works of foreign and domestic researchers.

It is established that effective management of infocommunication flows leads to rational use of network resources and provision of necessary service parameters. One important parameter that is taken into account when managing the network is the power consumption parameter, which allows you to determine the current bottlenecks of the telecommunications network. High power consumption of certain areas of the network may be due to inefficient use of computing resources of nodes or certain incorrectly selected key data transmission technologies. With the rational use of network resources of the optical transport network, reducing the amount of office traffic and energy consumption, the telecommunications operator will be able to provide new services without deploying new transport infrastructure.

The second section "Models and methods of intelligent use of network resources in optical transport networks" offers a conceptual model of software-configured optical transport network, which provides the necessary infrastructure to support the developed intelligent algorithms for managing infocommunication flows. This infrastructure provides and describes the rules of information collection for training, testing and deployment of appropriate models of intelligent algorithms for managing infocommunication flows. The developed algorithm determines the necessary states of the network that require additional information collection, performs retraining and testing of relevant models. The mechanism of work with reserve storages of models in case of errors of the given models and accordingly their updating on network nodes is presented.

An algorithm for determining network states based on cluster methods of ML algorithms k-means and c-means has been developed. This algorithm allows you to build a sequence of events that allow you to predict with a certain probability of occurrence of a particular network event. This approach allows a more comprehensive approach to the management of infocommunication flows and take into account more network parameters. It is determined that the transition of administration from the parameters directly to the sequences of a certain set of clusters, allows to reduce the number of errors made by the network administrator.

The method of payload aggregation at the boundary nodes of the optical transport network using deep neural networks has been improved. This approach is based on taking into account the "history" of traffic behavior during the day, the size of the data block during n iterations. This approach has reduced the amount of workload with a small loss of packets while providing the necessary maintenance parameters. It is proved that reducing the amount of service information leads to a decrease in power consumption of the intermediate node by reducing the percentage of CPU usage of the node.

The algorithm of intelligent control of infocommunication flows with the use of graph neural networks has been further developed. The developed algorithm, in

contrast to the existing ones, allows to take into account the energy consumption parameter as another FE element. A mathematical model for determining the energy efficiency parameter is presented. The use of graphical neural networks as a way to represent the operation of the optical transport network takes into account the peculiarities of the network architecture, network parameters of nodes and communication channels.

In the third section "**Modeling and research of methods of intelligent control of infocommunication flows using neural networks and machine learning**" to conduct research on the effectiveness of the proposed methods of control of infocommunication flows in the work developed a simulation model of optical transport network.

The method of data collection using ML algorithms k-means and c-means for intelligent algorithms for control of infocommunication flows of optical transport network is investigated. In addition, the simulation of the algorithm for controlling infocommunication flows using graph neural networks and taking into account the parameter of energy consumption. Also in the process of modeling the estimation of load aggregation algorithm at the boundary node of the investigated network with the use of deep neural network is carried out.

In the simulation process, it was proved that the developed algorithm for controlling infocommunication flows using graph neural networks made it possible to reduce the delay parameter during peak load hours by 18%. In particular, this model took into account the parameter of energy consumption, which was determined on the basis of its own methodology and in a separate simulation software. It is outlined that the limits on the operation of such an algorithm are determined by the network administrator to prevent the shutdown of the telecommunications network.

It is also proved by simulation that the developed algorithm of aggregation using a deep neural network allows to reduce the amount of service information by an average of 16%. In addition, the use of simulation software to determine the parameter of energy consumption allowed to reduce the energy consumption of the

intermediate node using this algorithm by 11%. As a result of simulation, the number of lost IP packets is less than 1%, and taking into account previous states at the boundary node allows you to reduce the number of lost IP packets in the formation of the transport module

Verifications of the offered algorithms in comparison with technology of a channel level of optical transport networks of OTN by simulation modeling are carried out. The comparison is made with respect to the velocity hierarchies of OTUk data blocks. It is established that with the use of the aggregation algorithm the required level of service and a small number of lost packets is achieved.

In the fourth section "**Practical implementation of the monitoring system for the optical transport network**" the module for the monitoring system of telecommunication networks Cacti of the telecommunication operator of the city of Lviv is developed. This developed module allows to expand the current capabilities of this monitoring system through an alternative representation of network parameters. Using the results of the ML algorithms k-means and c-means, the network administrator can control the telecommunications network, taking into account many network parameters in the form of certain network states (clusters). This module has been implemented to use the local telecommunications operator as a separate server solution that communicates with the main Cacti software.

The efficiency of application of the algorithm of control of infocommunication streams with use of graph neural networks taking into account the parameter of energy efficiency for the investigated network is investigated. The developed software provides recommendations for managing infocommunication flows at different times of the day for residential and business areas of the city.

Conclusions to the dissertation include generalized research results and recommendations for their practical application. The theoretical significance of the work is that its results make it possible to provide the necessary parameters of service quality during peak hours using trained models both at the control level and at the data transmission level.

Scientific and practical results of the research were used in the educational process of the Department of Telecommunications of the National University "Lviv Polytechnic", in particular for students majoring in 126 "Information Systems and Technologies" in lectures on "Embedded Systems Programming" and "Cyberphysical Systems", as well as state budgets. and economic contract research work of the Department of Telecommunications.

The main results of the dissertation were used and implemented in order to improve the parameters of service quality and flexibility of resource management in telecommunication corporate networks of PJSC "Ukrtelecom", LLC "KeenEthics", which is confirmed by the acts of implementation.

Key words: optical transport network, neural networks, machine learning algorithms, power consumption parameter, infocommunication flows, monitoring systems, payload unit.

The list of author's publications:

Proceedings where basic scientific results of thesis were published:

1. M. Klymash, M. Kaidan, V. Andrushchak, Yu. Pyrih. Methods and models of construction of energy efficient photonic transport networks – Lviv: Lviv: Polytechnic Publishing House, 2018. 176 p.
2. M. Kaidan M., V. Andrushchak, N. Kryvinska, M. Klymash, M. Seliuchenko. “Configuration of network management for energy efficiency in optical transport networks using GMPLS and OBS techniques”. *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 74, pp.17–27, 2017.
3. T. Maksymyuk, V. Andrushchak, S. Dumych, B. Shubyn, G. Bugar, J. Gazda, “Blockchain-based network functions virtualization for 5G network slicing,” *Acta Electrotechnica et Informatica*, vol. 20, no. 4, pp. 54-59, 2020.
4. K. Przystupa, M. Beshley, M. Kaidan, V. Andrushchak, I. Demydov, O. Kochan, D. Pieniak, “Methodology and Software Tool for Energy

- Consumption Evaluation and Optimization in Multilayer Transport Optical Networks,” *Energies*, vol. 13, no. 23, pp. 6370-1–6370-21. Dec. 2020.
5. W. Song, V. Andrushchak, M. Kaidan, M. Beshley, O. Kochan, J. Su, “Methodology for Calculating the Energy Consumption of Information Communication Systems,” *Technical Electrodynamics*, no. 4, pp. 80–88, July 2020.
 6. M. V. Kaidan, V. S. Andrushchak, M. V. Pitsyk, V. Z. Pashkevych. “Analysis of the energy balance of optical transport network based on the technological and architectural approaches”, *Visnyk of National University "Lviv Polytechnic". Radioelectronics and telecommunications*, № 818, p. 120–129, 2015.
 7. B. M. Strykhalyuk, P. O. Huskov, V. S. Andrushchak, V. Ye Murak, S. M. Redchuk, “Improving the quality of service in multiservice networks by integrating technologies IP/MPLS and DWDM”, *Visnyk of National University "Lviv Polytechnic". Radioelectronics and telecommunications*, № 818, p. 94–103, 2015.
 8. M.V. Kaidan, V.S. Andrushchak, “The determination of parameter of energy efficiency for optical transport networks”, *Information processing systems*. № 7, C. 134–142, 2016.
 9. M.M. Klymash, M.V. Kaidan, V.S. Andrushchak, “Research the orders of modulations for increasing energy efficiency optical transport network”, *Scientific notes of the Ukrainian Research Institute of Communications*, № 2, p.12– 25, 2016.
 10. V.S. Andrushchak, M.V. Kaidan, T.A. Maksymyuk, S. S. Dumych, Y. V. Pyrih. “Intelligent data flow management in optical transport network”, *Telecommunication and information technologies*, № 3(64), C. 4-16, 2019.
 11. T.A. Maksymiuk, B.P., Shubyn, D.O. Mysakovets, V.S. Andrushchak, S.S. Dumych. “Deep learning based method for adaptive network slicing in 5G”

Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences, vol. 31(70), № 5. p. 36–42, 2020.

12. M. Kaidan, V. Andrushchak, S. Dumych, V. Pashkevych, “The study of deployment basics of OLS-based backhaul networks” *Visnyk of National University "Lviv Polytechnic". Radioelectronics and telecommunications*, № 849. p. 203–209, 2016.

Proceedings that certify an approvement of thesis materials:

13. M. Kaidan, V. Andrushchak and M. Pitsyk, "Calculation model of energy efficiency in optical transport networks," *2015 Second International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2015, pp. 167-170.
14. M. Kaidan, V. Andrushchak and M. Klymash, "Research on the efficiency of optical resources utilization for OLS networks," *2016 Third International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2016, pp. 30-32.
15. V. Andrushchak, S. Dumych, T. Maksymyuk, M. Kaidan and O. Urikova, “Intelligent data flows management for performance improvement of optical label switched network,” *IEEE International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Feb. 2018, Slavske, Ukraine, pp. 1143-1146.
16. M. Kaidan, V. Andrushchak, B. Stryhalyuk and S. Dumych, "Intelligent Data Flow Management Based on Optical Label Switching Technology for Photonic Transport Network," *2018 International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, 2018, pp. 1-4.
17. V. Andrushchak, T. Maksymyuk, D. Ageyev and M. Klymash, “Development of the iBeacon’s positioning algorithm for indoor scenarios,” *IEEE International Scientific-Practical Conference on Problems of*

- Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, Oct. 2018, Kharkiv, Ukraine, pp. 741-744.
- 18.M. Kaidan, T. Maksymyuk, V. Andrushchak and M. Klymash, "Intelligent Data Flow Aggregation in Edge Nodes of Optical Label Switching Networks," *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies (AICT)*, 2019, pp. 145-148.
- 19.M. Klymash, Y. Pyrih, M. Kaidan and V. Andrushchak, "A Meta-Heuristic Data Routing Algorithm for Networks with Dynamically Variable Structure," *2019 IEEE 20th International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE)*, 2019, pp. 1-4.
- 20.V. Andrushchak, M. Kaidan, T. Maksymyuk and M. Klymash, "Smart payload management in edge nodes of optical label switching networks," *IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, Dec. 2019, Kyiv, Ukraine, pp. 175-178.
21. V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, O. Dashkovska and H. Kopets, "Deep Learning based Traffic Optimization in Optical Transport Networks," *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, 2020, pp. 873-876.
- 22.V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, Y. Pyrih and T. Maksymyuk, "Research on the scalability of all-optical switches in the OLS networks," *IEEE International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM)*, Feb. 2019, Polyana, Ukraine, DOI: 10.1109/CADSM.2019.8779310
- 23.M. Kaidan, V. Andrushchak, "Investigation of energy efficiency in optical transport networks on based technology OBS," *IEEE International Conference on RadioElectronics and InfoCommunications (UkrMiCo`2016)*, 11-16 September, 2016, Kyiv, Ukraine, pp. 338-340.

- 24.M. Kaidan, V.Andrushchak, “Parameter estimation of energy efficiency of optical transport networks based on optical electronic devices”. *VIII International Scientific Conference "Development prospects of information and telecommunication technologies and systems"*, 19-22 May 2016p., Kyiv, Ukraine, 2016, p.107-109
- 25.M. Klymash, M. Kaidan, V. Andrushchak, “Parameter determining model of energy efficiency of optical transport networks using SDN controller” *International Scientific Conference «Modern information and telecommunication technologies»*, 17-20 November 2015, Kyiv , Ukraine. T.2, P.21-23.
- 26.M. Kaidan,V. Andrushchak. “The calculation model for energy efficiency of electric and acousto-optical devices in the optical transport network”, *I International Scientific Practical Conference “New achievements in the ICT (Information and Communication Technologies) field”*, 29 October - 1 November, 2015 Lviv, Ukraine, p.171-174.
- 27.M. Kaidan, V. Andrushchak, Beshley M., T. Maksymyuk, “Energy efficiency of optical transport networks switched by labels”, *High-Tech Technologies in Infocommunications (HTTI - 2019)*, c. Kamianets-Podilskyi, 2019, p. 108-109.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	26
ВСТУП.....	28
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ ТА ФУНКЦІОНУВАННЯ ОПТИЧНИХ ТРАНСПОРТНИХ МЕРЕЖ	35
1.1 Огляд сучасних оптичних транспортних мереж.....	35
1.2 Сучасні вимоги до оптичних транспортних мереж.....	37
1.3 Аналіз основних особливостей технологій канального рівня оптичних транспортних мереж	40
1.4 Особливості використання SDN контролера для управління оптичними транспортними мережами	45
1.5 Аналіз існуючих рішень управління оптичними транспортними мережами із використанням методів штучного інтелекту та машинного навчання	49
1.6 Існуючі системи моніторингу телекомунікаційних мереж	53
1.7 Постановка науково-практичного завдання дисертаційного дослідження	59
Висновки до 1-го розділу	61
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВИКОРИСТАННЯ МЕРЕЖЕВИХ РЕСУРСІВ У ОПТИЧНИХ ТРАНСПОРТНИХ МЕРЕЖАХ	62
2.1 Концептуальна модель та інфраструктура оптичної транспортної мережі для використання алгоритмів на базі нейронних мереж та машинного навчання	62
2.2 Розроблений метод визначення станів оптичної транспортної мережі на базі кластерних підходів ML алгоритмів k-means та c-means для збору даних навчання та адміністрування мережі	76

2.3	Вдосконалений метод ефективного управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та параметру енергоспоживання	84
2.4	Алгоритм агрегації корисного навантаження на граничному вузлі оптичної транспортної мережі із використанням глибоких нейронних мереж	95
	Висновки до 2-го розділу	101
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ІНФОКОМУНІКАЦІЙНИМИ ПОТОКАМИ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....		
	3.1 Структурно-функціональна схема імітаційної моделі оптичної транспортної мережі із елементами інтелектуального управління	103
	3.2 Аналіз та генерація трафіку інформаційно-телекомунікаційної мережі.....	106
	3.3 Моделювання та дослідження методу визначення та прогнозування станів мережі та збору даних для тренування та тестування інтелектуальних алгоритмів управління	108
	3.4 Моделювання та дослідження алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та параметру енергоспоживання	118
	3.5 Моделювання та дослідження ефективності алгоритму агрегації трафіку на граничних вузлах із використанням глибоких нейронних мереж.....	124
	Висновки до 3-го розділу	129
РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ДЛЯ ОПТИЧНОЇ ТРАНСПОРТНОЇ МЕРЕЖІ		
	4.1 Опис існуючої місцевої оптичної транспортної мережі	131

4.2 Програмний засіб Sacti моніторингу оптичної транспортної мережі	133
4.3 Результати роботи методу управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж.....	138
4.4 Результати роботи алгоритму визначення станів оптичної транспортної мережі із використанням кластерного алгоритму ML алгоритму k-means та c-means в якості програмного забезпечення адміністрування мережі.....	143
Висновки до 4-го розділу	149
ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВИСНОВКИ	150
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	153
Додаток А. Акти впровадження.....	166
Додаток Б. Код імітаційного програмного забезпечення для моделювання роботи граничного вузла – визначення розміру транспортного модулю OLS	172
Додаток В. Код імітаційного програмного забезпечення для моделювання управління інфокомунікаційними потоками із використанням GNN.....	179
Додаток Г. Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації.....	185

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

SDN – Software-Defined Network

LTE – Long Term Evolution

OTN – Optical Transport Network

ITU-T – International Telecommunication Union – Telecommunication sector

SONET – Synchronous Optical Network

SDH – Synchronous Digital Hierarchy

WDM – Wavelength Division Multiplexing

TDM – Time Division Multiplexing

IP – Internet Protocol

ATM – Asynchronous Transfer Mode

DWDM – Dense Wavelength Division Multiplexing

ROADM – Reconfigurable Optical Add-Drop Multiplexer

EDFA - Erbium Doped Fiber Amplifier

VOA – Variable Optical Attenuator

OLP – Optical Line Protection

QoS – Quality of Service

OBS - Optical Burst Switching

OLS – Optical Label Switching

JIT – Just In Time

JET- Just Enough Time

OPS – Optical Package Switching

TCAM - Ternary Content-Addressable Memory

RAM - Random Access Memory

DDOS - Distributed Denial of Service Attack

NCS – Network Convergence System

SON – Self Optimizing Network

VoIP - Voice over IP

TCP - Transmission Control Protocol

ML - Machine Learning
MPLS - Multiprotocol Label Switching
BCP -
SRC - Source
PP - Preprocessor
SINK -
CPU - Central Processing Unit
FE – Features Engineering
FCM – Fuzzy C Means
M2M – Machine-to-Machine
GNN – Graph Neural Network
OSI - Open Systems Interconnection
OTU - Optical Channel Transport Unit
RRD - Round-robin Database
GPL - General Public License
SNMP - Simple Network Management Protocol
HTTPS - HyperText Transfer Protocol Secure
API - Application Programming Interface
S3 - Amazon Simple Storage Service
AWS - Amazon Web Services

ВСТУП

Актуальність теми. Розподіл ресурсів та управління мережею є одним із ключових елементів для забезпечення необхідних параметрів обслуговування інфокомунікаційних мереж. Такі мережі за одиницю часу передають терабіти інформації. Помилки на рівні управління такої мережі можуть призвести до втрат даних цілого міста або області (регіону). Популярним рішенням для здійснення управління такими мережами є використання SDN контролера. Тобто програмно конфігуровані мережі можуть адаптуватись під потреби сервісів і забезпечення необхідних параметрів якості обслуговування. Додатковим мережевим параметром є параметр енергоспоживання, який дає змогу оцінити роботу алгоритмів транспортної мережі із точки зору споживання електроенергії. Це дає змогу, наприклад, з'ясувати чи виграш від розробленого алгоритму оптимізації ресурсів мережі не дає зворотнього програшу через високе зростання енергоспоживання.

Велика кількість алгоритмів оптимізації роботи оптичних транспортних мереж дає змогу більш ефективно використовувати спектральні ресурси оптичних каналів, зменшувати кількість службового навантаження із використанням методів агрегації корисного навантаження, зменшувати end-to-end затримку для певних послуг. Велика частина із існуючих алгоритмів є програмною реалізацією на SDN контролерах. Зміна будь яких параметрів таких алгоритмів призводить до оновлення програмного забезпечення. Для вирішення поставлених задач в оптичних транспортних мережах слід використовувати більш гнучкі інструменти, такі як ML-алгоритми та нейронні мережі. Такі інструменти дають можливість більш гнучко управляти мережею без зміни необхідного програмного забезпечення.

Дослідженням завдань управління інфокомунікаційними потоками оптичних транспортних мереж в сучасних телекомунікаційних мережах активно займаються, як фахівці України: Захарченко О.О., Климаш М.М.,

Кайдан М.В., Агеєв Д.В., інші та іноземних країн: Y. Zhao, B. Yan, A. L. Paraschis.

Реалізація методів управління інфокомунікаційними потоками реалізується із використанням статичних та інтелектуальних алгоритмів. Використання алгоритмів на базі нейронних мереж дає змогу здійснювати більш гнучку оптимізацію за рахунок врахування практично необмеженої кількості параметрів. Дані алгоритми здатні працювати на мікрорівні і здійснювати багаторазову переконфігурацію оптичної транспортної мережі протягом досить малого часу. Це дає змогу більш раціонально використовувати мережеві ресурси на базі багатокритеріального підходу. Проте велика кількість таких алгоритмів не передбачає інструментів для збору, тренування і тестування нейронних мереж на існуючій інфраструктурі оптичних транспортних мереж.

Таким чином, неухильне зростання різноманітності та обсягів інформаційних потоків в телекомунікаційних мережах, спонукають до розв'язання науково-практичного завдання розробки інфраструктури оптичної транспортної мережі для забезпечення ефективного управління інфокомунікаційними потоками на базі інтелектуальних алгоритмів машинного навчання і нейронних мереж із врахуванням параметру енергоспоживання.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Тематика дисертаційного дослідження виконувались у відповідності до наукового напрямку кафедри телекомунікацій Національного університету «Львівська політехніка» - «Інфокомунікаційні системи та мережі», в межах низки держбюджетних науково-дослідних робіт: «Розроблення методів адаптивного управління радіочастотним ресурсом у мережах мобільного зв'язку LTE-U для розвитку стандартів 4G/5G в Україні», (ДБ/LTE-U), (2017–2019 рр.), № держреєстрації 0117U007177, «Розроблення новітньої децентралізованої мережі мобільного зв'язку на основі блокчейн-архітектури та штучного інтелекту для впровадження технологій 5G/6G в Україні», (ДБ/Блокчейн) (2020–2022 рр.), №

держреєстрації 0120U100674, «Розроблення та інтеграція інформаційних і комунікаційних технологій для побудови системи моніторингу та управління міською інфраструктурою», (ДБ/Smart City), (2020–2022 рр.), № держреєстрації 0120U102193.

Мета і завдання дослідження. Метою представленої дисертаційної роботи є забезпечення ефективного управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі із врахуванням параметру енергоспоживання із використанням алгоритмів машинного навчання та нейронних мереж.

Досягнення поставленої мети здійснюється розв'язанням таких завдань:

1. Аналіз існуючих методів управління інфокомунікаційними потоками оптичних транспортних мереж із використанням методів машинного навчання та нейронних мереж.

2. Розробка інфраструктури оптичної транспортної мережі із елементами інтелектуального управління мережею на рівні управління мережі і передачі даних.

3. Розробка алгоритму збору даних із вузлів оптичної транспортної мережі для тренування, тестування і розгортання інтелектуальних алгоритмів управління на основі нейронних мереж.

4. Розробка методу управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі із врахуванням параметру енергоспоживання.

5. Розробка методу агрегації трафіку на граничному вузлі мережі.

6. Моделювання та дослідження ефективності запропонованих рішень на основі розробленої імітаційної моделі телекомунікаційної мережі.

7. Дослідження впливу реалізованих алгоритмів на оптичну транспортну мережу міста.

Об'єктом дослідження є процес оптимізації мережевих процесів, які відповідають за управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі із використанням інтелектуальних алгоритмів.

Предмет дослідження: моделі, методи та алгоритми управління інфокомунікаційними потоками в оптичних транспортних мережах.

Методи дослідження. В процесі досліджень використано методи штучного інтелекту, оптимізації, імітаційного моделювання, математичної статистики та експертних оцінок. Для підтвердження теоретичних результатів застосовано експериментальні методи дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів.

1. Вперше розроблено структурно-функціональну модель програмно-конфігурованої оптичної транспортної мережі, яка, на відміну від відомих, використовує систему штучного інтелекту для тренування, тестування і оновлення програмного забезпечення вузлів мережі, що дає змогу підвищити ефективність функціонування мережі за критеріями якості обслуговування та енергоефективності шляхом адаптивного управління інфокомунікаційними потоками.

2. Удосконалено метод агрегації трафіку в граничному вузлі програмно-конфігурованої оптичної транспортної мережі, який відрізняється від відомих можливістю адаптації розміру блоків даних на основі статистики часових характеристик трафіку, що дає змогу підвищити ефективність процесу передавання інформаційних потоків з різними вимогами до параметрів якості обслуговування.

3. Набув подальшого розвитку метод управління інфокомунікаційними потоками з використанням графових нейронних мереж, шляхом використання додаткового параметру енергоефективності для навчання нейронної мережі, що дає змогу здійснювати управління інфокомунікаційними потоками із одночасним врахуванням параметрів якості обслуговування та енергетичної ефективності інфокомунікаційної мережі.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що:

1. Удосконалено алгоритм агрегації трафіку в граничному вузлі оптичної транспортної мережі, який може бути застосований в транспортних мережах національного та регіонального масштабу для зниження обсягу службової інформації у каналах зв'язку в середньому на 16%.

2. Розроблено алгоритм управління даними інфокомунікаційної інфраструктури, який забезпечує процес тренування, тестування та оновлення моделей машинного навчання з урахуванням динаміки зміни ймовірнісних характеристик інформаційних потоків.

3. Розроблено алгоритм управління потоками з використанням графових нейронних мереж, який може бути використаний операторами оптичних телекомунікаційних мереж для зниження середньої затримки передавання даних у години найбільшого завантаження на 18%, при одночасному зменшенні витрат електроенергії телекомунікаційного оператора.

4. Розроблено алгоритм моніторингу оптичної транспортної мережі, який інтегрований в існуюче програмне забезпечення мережі ПАТ «Укртелеком», що дало змогу адміністратору мережі оцінювати комплексні послідовності подій мережі з точки зору методів кластеризації K-means та C-means.

Наукові та практичні результати виконаних досліджень використані в навчальному процесі Національного університету «Львівська політехніка» для модернізації курсу лекцій з дисципліни «Програмування вбудованих систем» та «Кіберфізичні системи».

Основні результати дисертаційної роботи використано і впроваджено з метою підвищення параметрів якості обслуговування та гнучкості управління ресурсами в оптичних транспортних мережах ПАТ «Укртелеком», ТОВ «KeenEthics», що підтверджено актами впровадження.

Особистий внесок здобувача. Основні наукові результати дисертаційної роботи отримано автором самотійно. У працях, опублікованих у співавторстві, внесок Андрущак В.С. є вирішальним, зокрема авторові належать (нумерація

згідно Додатку Г): у роботах [1, 7, 12] аналіз існуючих методів управління інфокомунікаційними потоками, [11, 18, 23] розробка інфраструктури оптичної транспортної мережі із елементами інтелектуального управління мережею на рівні управління мережі і передачі даних, [19, 27] розробка алгоритму збору даних із вузлів оптичної транспортної мережі для тренування, тестування і розгортання інтелектуальних алгоритмів управління, [4, 5, 6, 8, 9, 17] розробка методу управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі із врахуванням параметру енергоспоживання для ефективного виділення мережевих ресурсів у різні години дня, [13, 15, 20, 21] розробка методу агрегації трафіку на граничному вузлі мережі, [2, 14, 16, 26] моделювання та дослідження ефективності запропонованих рішень на основі розробленої імітаційної моделі телекомунікаційної мережі, [3, 10, 22, 24, 25] дослідження впливу реалізованих алгоритмів на оптичній транспортній мережі міста.

Апробація результатів дисертації. Основні наукові результати і положення дисертації представлені, доповідались та обговорені на 14-ох міжнародних і державних науково-технічних конференціях та наукових семінарах: Міжнародних науково-технічних конференціях «Сучасні проблеми радіоелектроніки, телекомунікацій, комп'ютерної інженерії» (м. Львів-Славське 2018, 2020 pp.); IEEE International Conference on RadioElectronics and InfoCommunications (м. Київ, 2016 p.); International IEEE Conferences on Advanced Information and Communication Technologie (м. Львів, 2019 pp.); Міжнародних науково-технічних конференціях «Досвід розробки та застосування приладо-технологічних САПР в мікроелектроніці» (м. Львів-Поляна, 2019 pp.); Міжнародних конференціях з інформаційно-телекомунікаційних технологій та радіоелектроніки (м. Одеса, 2018 pp) Міжнародних конференціях «Проблеми інфокомунікацій. Наука і Технології» (м. Харків 2015, 2016, 2018); восьмій міжнародній науково-технічній конференції «Перспективи розвитку інформаційно-телекомунікаційних

технологій та систем” (м. Київ, 2016); міжнародній науково-технічній конференції “Сучасні інформаційно-телекомунікаційні технології” (м. Київ, 2015); міжнародній науково-практичній конференції «Нові досягнення в галузі інформаційно-комунікаційних технологій» (м. Львів, 2015); High-Tech Technologies in Infocommunications (м. Кам’янець-Подільський, 2019); IEEE 20th International conference on computational problems of electrical engineering (м. Львів, 2019); IEEE International conference on Advanced trends in information theory (м. Київ, 2019) Крім цього, дисертаційна робота у повному обсязі представлена на наукових семінарах кафедри телекомунікацій Національного університету «Львівська політехніка».

Публікації. За результатами досліджень, які викладені у дисертаційній роботі, опубліковано 27 наукових праць, з яких 4 наукові статті у закордонних виданнях, з них 2 у журналах з індексом цитування (імпакт-фактором, квартиль Q1-Q2), що входить до наукометричної бази Scopus/Web of science, 8 статей у наукових фахових виданнях, 14 праць у збірниках матеріалів конференцій, тези доповідей та 1 монографія.

Структура та обсяг роботи. Робота складається з переліку умовних скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел і 4 додатків. Загальний обсяг роботи складає 189 сторінок друкарського тексту, із них 7 сторінок вступу, 125 сторінок основного тексту, 68 рисунків, 12 таблиць, список використаних джерел із 98 найменувань, 4 додатки на 19 сторінках. Додатки містять 5 актів впровадження результатів дисертаційної роботи, а також список праць автора.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ ТА ФУНКЦІОНУВАННЯ ОПТИЧНИХ ТРАНСПОРТНИХ МЕРЕЖ

1.1 Огляд сучасних оптичних транспортних мереж

Основою будь-якої інфокомунікаційної мережі є оптична транспортна мережа, яка виконує ключову роль у передачі даних. Фактично роль оптичної транспортної мережі виконує мережа національного значення, що охоплює територію континенту, країни, регіону, області. Дана мережа складаються із вузлів та каналів зв'язку, які їх з'єднують. Вузли у таких мережах виконують роль як агрегації вхідного навантаження так і комутацію проміжного трафіку. Канали зв'язку здійснюють передачу трафіку від одного вузла до іншого із використанням оптичних несучих.

Для оптичних транспортних мереж дуже важливим є факт вибору транспортної технології, власне технології каналного рівня. Різні види налаштування цієї технології визначає управління інфокомунікаційними потоками і як результат ефективне використання мережевих ресурсів всієї мережі. На сьогоднішній день однією із найбільш поширених технологій каналного рівня транспортних мереж є технологія OTN [1-2].

Згідно визначення ІТУ-Т [3] OTN - це технологія цифрової обгортки, яка забезпечує ефективний і загально визнаний спосіб мультиплексування різних телекомунікаційних послуг на оптичних несучих. Технологія OTN забезпечує мережеву структуру, яка за функціями схожа на інші транспортні технології SONET / SDH. Технологія створює прозору ієрархічну мережу, призначену для використання як на пристроях WDM, так і на TDM.

OTN інтегрує функції транспортування, мультиплексування, маршрутизації, управління та будує з'єднання клієнта OTN (наприклад, SONET/SDH, IP, ATM) із ядром транспортної мережі. На сьогоднішній день дана технологія широко застосовується в мережах із пакетною комутацією та із оптичною комутацією DWDM каналів.

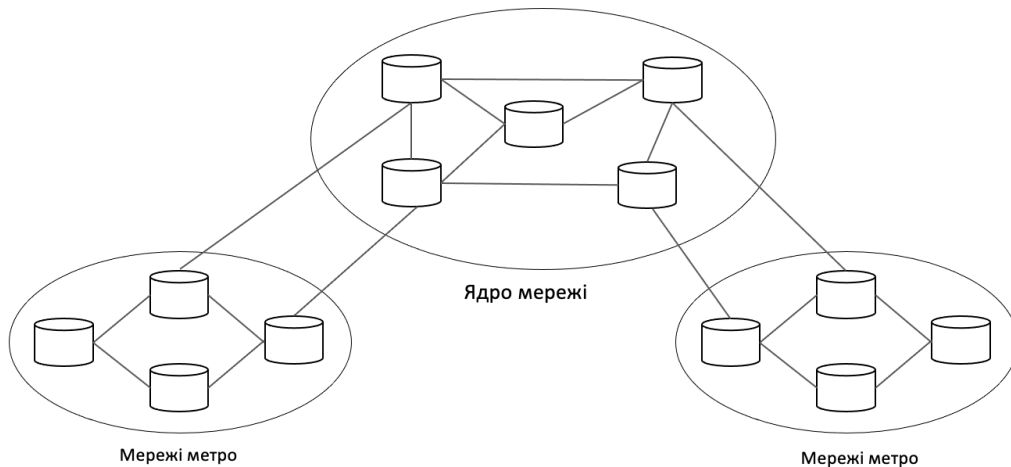


Рис.1.1 Загальна архітектура оптичної транспортної мережі

Мережа OTN поєднує в собі переваги оптичної передачі та електричної обробки даних для забезпечення наскрізних каналів передачі даних для підвищення спектральної ефективності та можливості передачі великої кількості даних на великі відстані.

Стандарти OTN включають стандартну ієрархію мультиплексування, що точно визначає швидкості передачі даних корисного навантаження. Це дозволяє платформі WDM переносити навантаження із необхідною швидкістю в межах 10 Гбіт/с, 40 Гбіт/с або 100 Гбіт/с без необхідності зовнішнього демультиплексування довжини хвилі.

Транспортні мережі на базі технології OTN забезпечують базову інфраструктуру великої пропускної спроможності як для ядра мережі так і для мереж доступу та агрегації. Телекомунікаційні оператори розгортають OTN для забезпечення великої кількості телекомунікаційних послуг при менших витратах на інфраструктуру мережі.

Завдяки тому, що інформація від декількох кінцевих користувачів передається на одній довжині хвилі із забезпеченням необхідних параметрів обслуговування, оптичні транспортні мережі забезпечують низькі витрати на передачу одного біта інформації із ефективним використанням смуги пропускання.

Для забезпечення роботи мережі і надання телекомунікаційних послуг необхідний наступний набір ключового обладнання власне для оптичної транспортної мережі: DWDM мультиплектори/демультиплектори, оптичний мультиплексор вводу/виводу ROADM, оптичний підсилювач EDFA, WDM транспондери, OLP карти, елементи контролю оптичної потужності VOA. Дане обладнання має власні вимоги і функції, які вони виконують для забезпечення роботи мережі. Ці функції описані у таблиці 1.1

Таблиця 1.1

Опис використовуваного обладнання у оптичних транспортних мережах

Пункт	Функція
DWDM MUX/DEMUX	Забезпечує високошвидкісне мультиплексування/демультиплексування даних
ROADM	Ввід/вивід хвиль в канали зв'язку
EDFA	Оптичний підсилювач, що забезпечує підсилення оптичних несучих
WDM Transponder/Muxponder	Забезпечує оптоелектронне перетворення сигналів і також введення/виведення хвиль у потік WDM.
OLP	Оптичний захист лінії для контролю оптичної потужності та автоматичного перемикавання
VOA	Змінний оптичний аттенюатор для управління оптичною потужністю

1.2 Сучасні вимоги до оптичних транспортних мереж

Сучасні мультисервісні телекомунікаційні мережі мають багато викликів пов'язаних із навантаженням від різних сервісів із високими якість обслуговування. Окремо слід виділити вимоги щодо якості обслуговування, які стосуються мереж 5G.

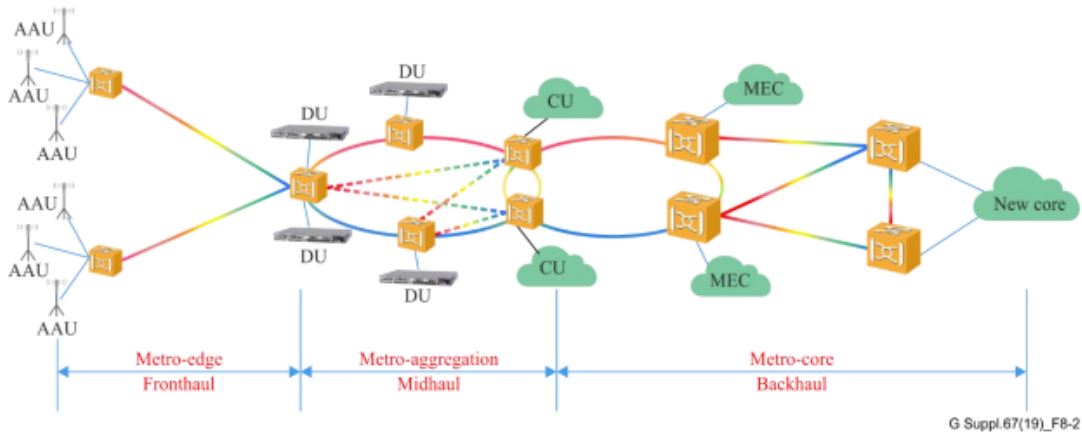


Рис. 1.2 Архітектура мережі 5G і оптичної транспортної мережі

На рис. 1.2 представлена архітектура інфокомунікаційної мережі із технологією доступу 5G. Мережу доступу в якості 5G використано через те, що зараз вона визначає граничні вимоги щодо параметрів обслуговування трафіку для інфокомунікаційних мереж. Виходячи із вимог ІТУ-Т щодо оптичних транспортних мереж для технології 5G [4] є ряд стандартів, які представлені у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2

ІТУ-Т вимоги щодо транспортних мереж

Параметр	Вимоги	Опис
Пропускна здатність	0.8-2 Тбіт/с	Кожен вузол згідно стандартів побудови телекомунікаційних мереж має приблизно 500 базових станцій. Середня пропускна здатність кожної базової станції є +3Гбіт/с, коефіцієнт конвергенції становить $\frac{1}{4}$ і типова ширина смуги пропускання вузла становить 400Гбіт/с. При розгляданні 2-5 напрямків пропускна здатність вузла становить 0.8-2Тбіт/с
Затримка	1мс	-
Досяжність	100-200км	Типова відстань між вузлами для мережі

Іншим важливим мережевим параметром для моніторингу роботи транспортної мережі є параметр енергоспоживання, який визначається як відношення кількості затраченої електроенергії до кількості переданих бітів корисного і службового навантаження [5]. Згідно з рекомендаціями ITU-T [5] при побудові і підтримці телекомунікаційних мереж слід звертати увагу на енергоефективні технології і відповідно зменшення енергетичного споживання при передачі одного біту інформації. Проте, даний параметр не є пріоритетним по відношенню до таких мережових параметрів як затримка, ефективність використання оптичних ресурсів та ін. Для досягнення необхідних параметрів обслуговування QoS, забезпечення низьких витрат при передачі інформації та раціонального енергоспоживання вимагається розробка спеціальних алгоритмів, які б дозволили раціонально використовувати мережеві ресурси.

В роботі [6] пропонується здійснювати ефективне використання мережових ресурсів при здійсненні оптичної комутації на проміжних вузлах. Розроблена методологія дозволяє здійснити раціональне використання оптичних ресурсів і енергоспоживання із резервуванням відповідних каналів. В іншій роботі [7] представлено агрегацію трафіку як на оптичному так і на електричному рівні. Це дозволяє також більш ефективно використовувати оптичні ресурси каналу зв'язку. Інший алгоритм віртуалізації мереж [8] дозволяє зменшити параметр затримки на базі мереж доступу 5G. В роботі [9] представлена спектральна дефрагментація смуги пропускання, яка дозволяє при малій спектральній грануальності у 5ГГц більш ефективно використовувати смугу пропускання. Розроблені алгоритми в основному здійснюють оптимізацію процесів як на каналному так і на фізичному рівні. Проте ефективне управління ресурсами на мережевому рівні також має сенс для телекомунікаційних операторів, наприклад при агрегації навантаження трафіку на граничних вузлах. Також, використання методів агрегації вхідного IP трафіку дозволяє зменшити кількість службової інформації за рахунок збільшення розміру блоків. При меншій кількості блоків оптичний комутатор

здійснює меншу кількість ітеративних оптоелектронних перетворень службового трафіку і відповідно зменшується його енергоспоживання. При меншій кількості службового трафіку більш ефективно використовуються спектральні канали зв'язку. Такий спосіб управління інфокомунікаційними потоками на мережевому рівні призводить до оптимізації як на каналному так і на фізичному рівні.

OTN технологія має ряд недоліків, які виникають при забезпеченні необхідних параметрів обслуговування наприклад для мереж 5G. Одним із таких недоліків є використання в телекомунікаційному обладнанні оптоелектронного перетворення на проміжних вузлах. Це призводить до додаткової затримки і енергоспоживання. Крім того, статичні розміри блоків даних не можуть забезпечити високу якість обслуговування для динамічно змінювального трафіку. Проте вибір сучаснішої технології каналного рівня призводить до нових викликів, пов'язаних із оптимізацією її роботи.

1.3 Аналіз основних особливостей технологій каналного рівня оптичних транспортних мереж

Для забезпечення процесу передачі даних по мережі від одного кінцевого користувача до іншого необхідний певний набір технологій для її передачі по вузлах і каналах зв'язку. Існує велика кількість каналних технологій для оптичних транспортних мереж, до яких відноситься: SDH/SONET, ATM, OTN, OBS, OLS та інші [9-16]. Одним із недоліків синхронних технологій (SDH/SONET, OTN) є фіксованість розміру блоку даних для відповідних стандартів SDH-N і OLT-N. Для цих технологій при динамічно змінювальному трафіку необхідно виділяти додаткові оптичні ресурси мережі, оскільки розміри корисного і службового навантаження є незмінними. Технологія OBS дозволяє використовувати блоки корисного навантаження із динамічно змінювальними розмірами корисного навантаження [15]. Популярними протоколами технології OBS є протоколи JIT (Just-in-Time) і JET (Just-enough-Time), які мають описані

правила щодо резервування оптичних ресурсів [17]. Такі протоколи вимагають додаткові оптичні канали для передачі службового навантаження. JET дозволяє здійснити резервацію відповідних оптичних і часових ресурсів мережі для кожного оптичного тракту перед відправкою корисного навантаження. Цей протокол дозволяє ефективно розподіляти ресурси оптичного тракту, але призводить до затримок при передачі корисного навантаження на каналному рівні. Іншою технологією каналного рівня, яка активно розвивається, є технологія OLS. Суттєвою перевагою технології OLS є використання мультиплексування корисного навантаження і оптичної мітки із позасмуговою модуляцією, таким чином, роблячи ефективне використання смуги пропускання каналу зв'язку [16]. Крім того, метою технології OLS є досягання ультра низької затримки і спрощення стеку протоколів передачі даних. В даному дисертаційному дослідженні технологія OLS є ключовою технологією на базі якої здійснюється досягання більш ефективного використання мережевих ресурсів оптичної транспортної мережі шляхом управління інфокомунікаційними потоками.

Слід ще раз наголосити, що будь-яка технологія каналного рівня стикається із типовими проблемами оптичних транспортних мереж [18-19]:

- Зростання мережевого трафіку;
- Збільшення швидкості передачі даних оптичних каналів;
- Еволюція WDM систем;
- Масштабування мереж;
- Зменшення енергоспоживання мереж;
- Підтримка застарілого програмного і апаратного забезпечення;
- Уніфікація сервісів та інше.

Кожна із технологій каналного рівня використовує власні або перевикористовує існуючі алгоритми, адаптовані під інші технології оптимізації роботи мережі. Такі технології мають свої особливості, які частково були описані вище.

Технологія OLS має два ключових об'єкти передавання даних – корисне навантаження і мітка. Оптична мітка являє собою маркований пакет із адресною інформацією, яка передається так само, як корисне навантаження по оптичній лінії певними методами [16]. Корисне навантаження передається на оптичному рівні без здійснення оптоелектронного перетворення. Оптична мітка містить в собі службову інформацію про маршрутизацію оптичного блоку даних, яка конвертується в електричний сигнал, тим самим надаючи необхідну службову інформацію для забезпечення високошвидкісної оптичної комутації. Водночас генерується нова мітка і передається до наступного комутаційного вузла.

В технології OLS оптичний блок даних являє собою корисне навантаження і заголовок – мітки, яка містить в собі всю службову (зокрема адресу) інформацію. На проміжному вузлі лише мітка (оптичний заголовок блока даних) обробляється для визначення вузла одержувача, вихідного оптичного порта і каналу відповідно до контенту оптичного заголовка. Корисне навантаження передається безпосередньо на оптичному рівні без застосування оптоелектронного перетворення.

На сьогоднішній день сформувались два основних механізми для передавання оптичних міток – мітка передається одночасно в оптичному каналі із корисним навантаженням і мітка передається в окремому оптичному каналі по відношенню до корисного навантаження.

На рис. 1.3 представлено досліджувану мережу на базі технології OLS, а також узагальнену структуру роботи режиму передачі даних і мітки у спільному оптичному каналі. Граничний вузол транспортної мережі групує клієнтське навантаження, яке надходить із мереж доступу. Ці дані агрегуються у транспортні модулі технології OLS (проте, як зазначено вище, технологія OLS готова інкапсулювати дані з інших транспортних технологій – OBS, OPS). Звідси випливає одна із проблем OLS – яким повинен бути розмір транспортного модуля.

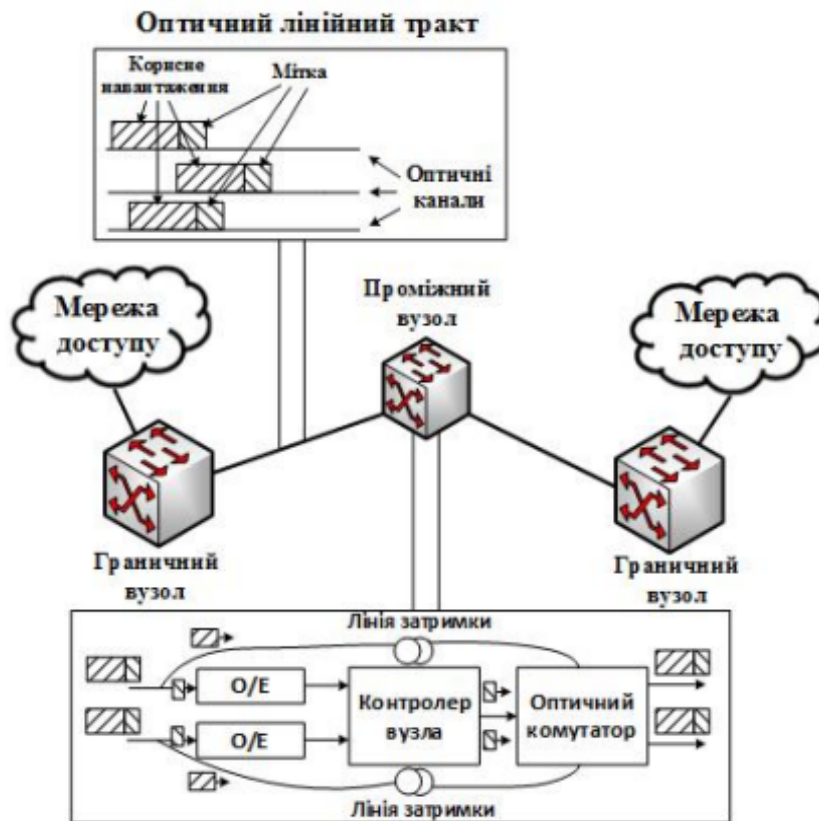


Рис. 1.3 Оптична транспортна мережа із використанням технології OLS для передавання корисного навантаження і службових даних в одному каналі

Далі до транспортного модулю додається пакет-заголовок – оптична мітка, яка містить всю службову інформацію про цей блок даних. Після прикріплення мітки і перетворення транспортного модулю в оптичну форму, блок передається по оптичному лінійному тракту до наступного вузла мережі. На проміжному чи кінцевому вузлі необхідно відділити мітку від корисного навантаження. В [20] розглянуто випадок, коли мітці виділяється 10 % оптичної потужності від сумарного транспортного модуля, а 90 % на корисне навантаження. Тобто якщо тривалість передачі транспортного модулю становить t , то протягом часу $0,1t$ передається мітка. Відповідно приймач проміжного вузла розпізнає початок мітки, відраховує необхідний час для її приймання і відсікає від неї корисне навантаження, яке потрапляє в лінію затримки на час обробки мітки. Мітка перетворюється на електричний сигнал і з неї отримується адресна інформація про маршрут цього транспортного

модуля. На основі цих даних транспортному модулю присвоюється нова мітка, яку використає наступний вузол, а стара мітка буде видалена. Нова мітка перетворюється на оптичний пакет-заголовок і додається до відповідного транспортного модулю, де останній перебував у оптичному буфері на час оброблення мітки. На основі службових даних зі старої мітки контролер вузла приймає рішення і відсилає сигнал управління до оптичного комутатора, щоб останній скомутував цей блок даних у відповідний вихідний порт.

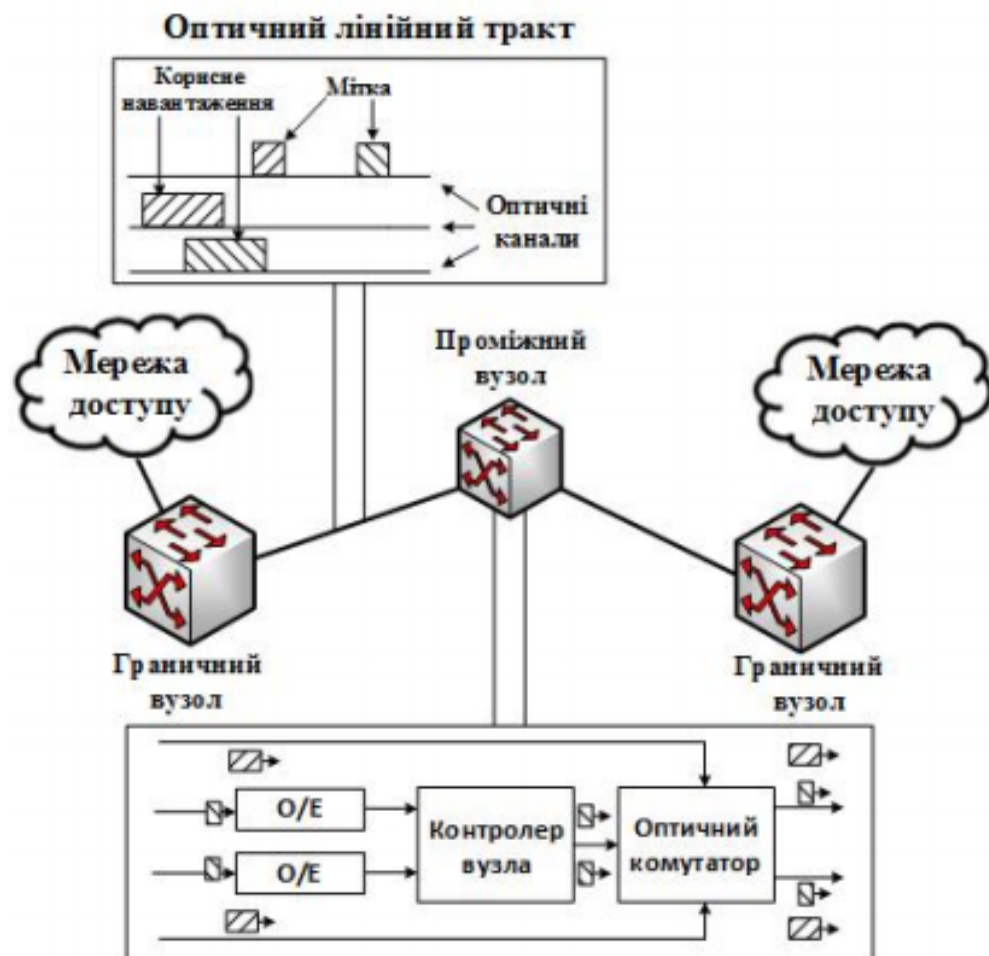


Рис. 1.4 Оптична транспортна мережа із використанням технології OLS для передавання корисного навантаження і службових даних в різних каналах

Одним із недоліків режиму представленого режиму передавання корисного навантаження і міток є використання оптичних буферів на проміжних вузлах. Використання оптичних буферів зумовлене необхідною затримкою корисного

навантаження на час обробки мітки цього блоку. Використання оптичних буферів у вузлах суттєво збільшує капітальні витрати оператора мережі, оскільки вартість цих буферів, а особливо точних буферів, значна [21–23].

На рис. 1.4 подано досліджувану мережу, а також узагальнену структуру роботи режиму передачі даних корисного і службового трафіку в роздільних каналах. Після агрегації трафіку граничним вузлом і формування транспортного модулю, вузол формує мітку і відсилає її до наступного вузла. В цьому випадку мітка передається по окремому службовому каналу зв'язку, а транспортний модуль із корисним навантаженням відправляється до наступного вузла із часовою затримкою T відносно її мітки. Це дозволяє наступному вузлу транспортної мережі за певний час проаналізувати мітку і на основі мережевих даних скомутувати транспортний модуль із корисним навантаженням у необхідний вихідний порт. Тобто суттєвою перевагою цього методу є відсутність оптичних буферів. Проте забезпечення цього режиму передавання даних вимагає розрахунку часу різниці між передавання мітки і корисного навантаження. Тобто в цьому випадку зростає ймовірність втрат блоків даних за рахунок помилок розрахунку часу T і зменшується ефективність використання оптичних ресурсів за рахунок додаткових захисних часових інтервалів між транспортними модулями корисного навантаження.

1.4 Особливості використання SDN контролера для управління оптичними транспортними мережами

Традиційні протоколи IP були розроблені для прийняття розподіленої архітектури управління, де мережеві пристрої повинні взаємодіяти між собою за допомогою великого набору мережевих протоколів для узгодження точної поведінки на основі конфігурації кожного окремого пристрою. Мережеві пристрої розробляються як закриті компоненти, а адміністратори мережі можуть змінювати параметри лише певних мережевих протоколів. Адміністратори мережі повинні упорядковувати мережеві політики високого

рівня в сценарії низького рівня, написані для кожного окремого пристрою. Крім того, кожен розробник обладнання має власні конфігурації з власною відповідністю великому набору мережевих стандартів, що призводить до проблем взаємодії та інтеграції обладнання різних виробників.

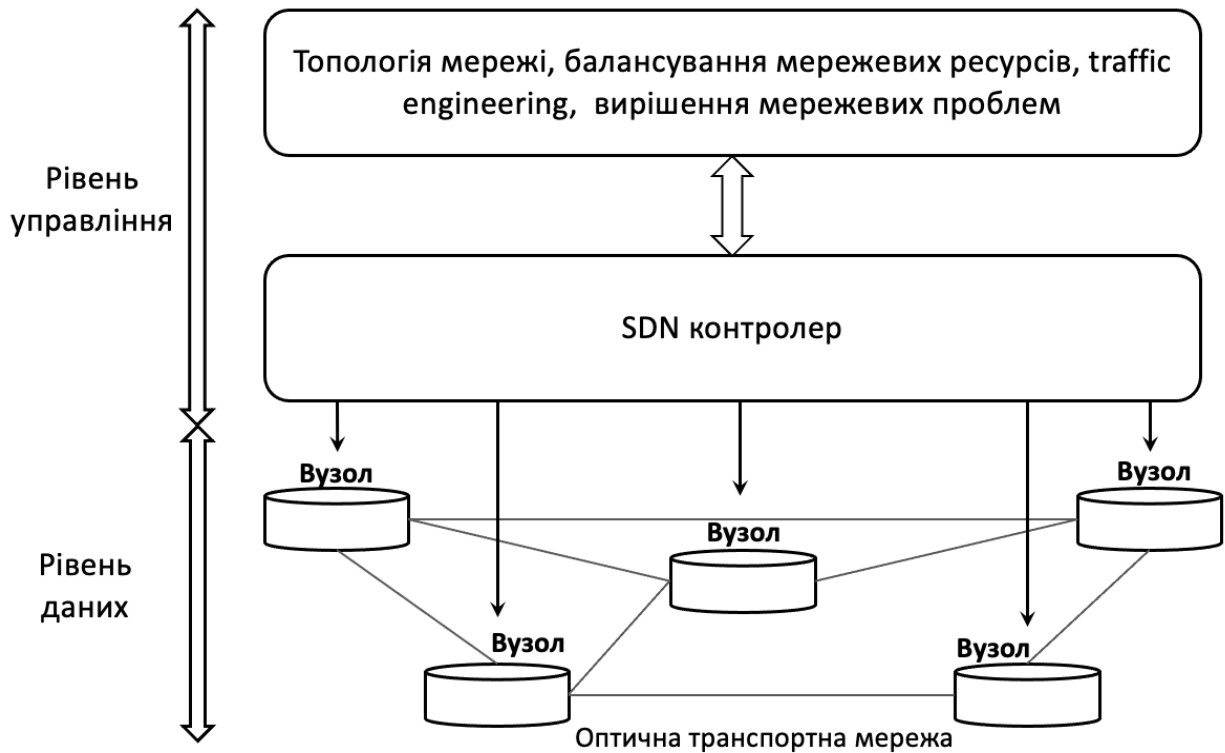


Рис. 1.5 Архітектура транспортної мережі із SDN контролером

Кожного разу, коли потрібно здійснити інтегрування нового мережевого функціоналу такі як методи балансування навантаження, програмовані засоби захисту, то процес інтегрування може бути тривалим для телекомунікаційного оператора. В таких випадках інтеграція пристроїв в мережу призводить до його модернізації для забезпечення роботи нової функціональності. Таким чином, традиційні IP-мережі не є зовсім гнучкими у вирішенні цих задач. У такому розподіленому, багатопрофільному, багатопроTOCOLьному та залежному від виробників обладнання середовищі, процеси створення та усунення несправностей є важким завданням.

SDN запровадив зміну парадигми у мережевій галузі. Замість того, щоб мати розподілену архітектуру управління, вона консолідує весь контроль в одному вузлі, який називається «Мережевий контролер», який є як програмним так і апаратним засобом, що працює в якості певної серверної платформи – див. рис. 1.5. Пристрої мережевої переадресації більше не беруть участі в управлінні мережею, а лише пересилають пакети на основі набору правил, встановлених із мережевого контролера. Мережевий контролер програмує правила переадресації пристроїв через протокол Openflow. Openflow - це стандартний відкритий протокол, який не залежить від виробників і телекомунікаційних операторів. Для реалізації нової мережевої функціональності потрібно лише встановити нову програму через мережевий контролер, в той час як зміни з боку пристроїв переадресації не потрібні.

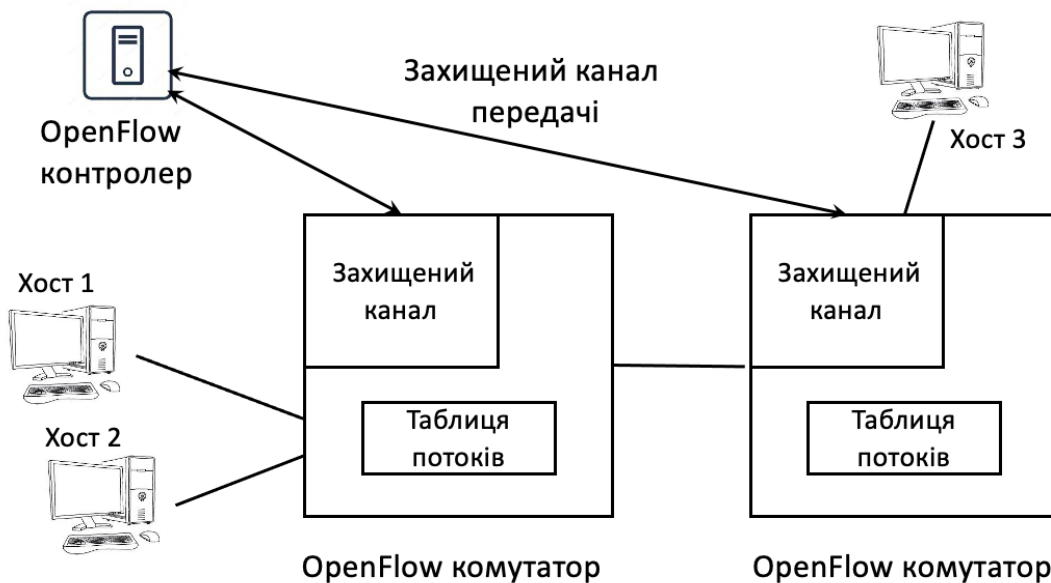


Рис. 1.6 Компоненти openflow

Специфікація OpenFlow є відкритим протоколом, що дозволяє програмним додаткам програмувати таблицю потоків різних комутаторів та маршрутизаторів. Архітектура OpenFlow складається з трьох основних

компонентів: сумісного OpenFlow комутатора, захищеного каналу та контролера, як показано на рис. 1.6. Комутатори використовують таблиці потоків для переадресації пакетів. Таблиця потоків - це список записів потоку. Кожен запис має поля збігів, лічильники та інструкції. Вхідні пакети порівнюються з полями відповідності кожного запису, і якщо є збіг, пакет обробляється відповідно до дії, що міститься в цьому записі. Лічильники використовуються для ведення статистики про пакети. Пакет також може бути інкапсульований і надісланий контролеру.

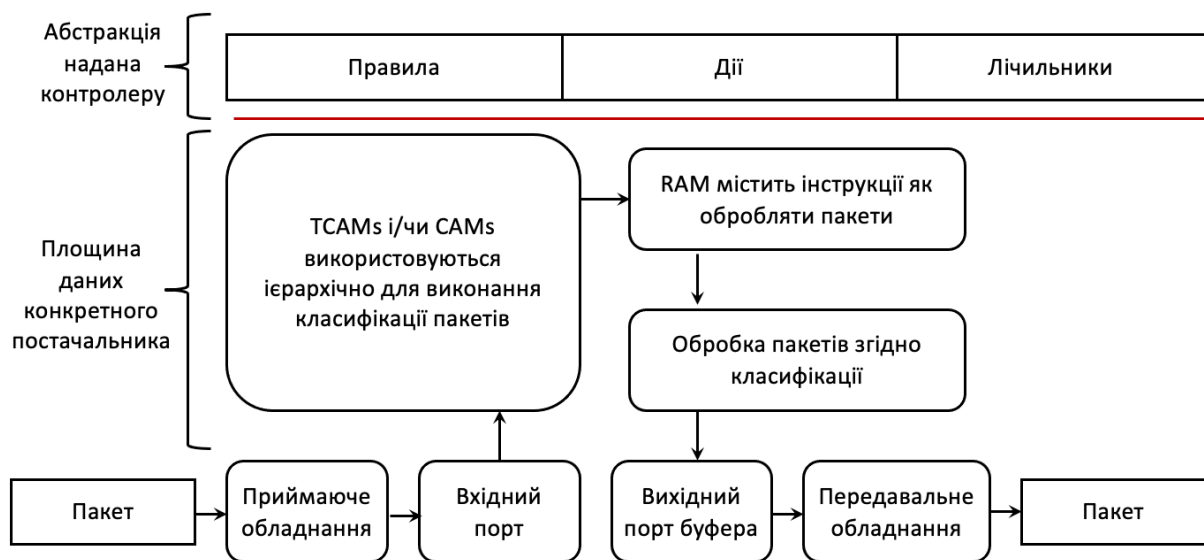


Рис. 1.7 Елементи OpenFlow сумісного комутатора

Контролер - це програмне забезпечення, відповідальне за маніпулювання таблицею потоків комутаторів, використовуючи протокол OpenFlow. Захищений канал - це інтерфейс, який підключає контролер до всіх комутаторів. Через цей канал контролер управляє комутаторами, приймає пакети від комутаторів і відправляє пакети комутаторам. Комутатор, сумісний з OpenFlow, повинен мати можливість пересилати пакети згідно з правилами, визначеними в таблиці потоків. На рис. 1.7 наведено високорівневий опис того, як мережевий пристрій обробляє пакет. По-перше, зв'язок між комутатором і

контролером можливий за допомогою правил таблиці потоків. Внутрішньо комутатор використовує потрібну адресну пам'ять вмісту (TCAM) і оперативну пам'ять (RAM) для обробки кожного пакета.

Приклади використання SDN в основному завдячують розвитку протоколу OpenFlow. Вибрано випадки використання, які були одними з найбільш впливових із еволюції протоколу OpenFlow, і які є найбільш повними та найкращим чином ілюструють різноманітний спектр питань. Так, наприклад, у роботі [24] представлено спосіб перебудови транспортної мережі для випадків виходу із ладу каналів зв'язку із використанням SDN контролера. У роботі [25] представлено використання SDN контролера для реалізації функцій GMPLS, а також оптимізації роботи ROADM та правильного використання DWDM хвиль. У роботі [26] представлено те, як програмованість та гнучкість SDN забезпечує взаємозв'язок пакетно-оптичного центру обробки даних для вирішення складних проблем гібридних хмарних рішень.

1.5 Аналіз існуючих рішень управління оптичними транспортними мережами із використанням методів штучного інтелекту та машинного навчання

Машинне навчання забезпечує навчання обчислювальних систем, які здійснюють складні завдання для отримання певної інформації про виявлення характеристик чи прогнозування поведінки. Алгоритми із використанням штучного інтелекту набули широкого використання у телекомунікаційних мережах. Наприклад, в роботі [27] розроблено алгоритм на базі машинного навчання, який намагається здійснити ідентифікацію мобільного абонента для «підготовки» необхідних мережевих ресурсів наперед. Активно розробляються алгоритми на базі машинного навчання для виявлення DDOS атак [28-29]. Також розробляються технології, які дозволяють здійснити «розумну» маршрутизацію трафіку в 5G мережах [30]. Крім того, ІТУ-Т випускає рекомендації щодо використання методів машинного навчання у

телекомунікаційних мережах. Стандарт Y.3172 [31] описує власне архітектурний фреймворк для використання машинного навчання у мережах наступного покоління. Стандарт F.748.11 [32] описує метрики і методи оцінювання для алгоритмів із використанням глибокого навчання нейронних мереж для не телефонних сервісів. Виходячи з описаного, використання нейронних мереж знайшло своє місце у телекомунікаційному секторі.

Використання нейронних мереж, а також засобів машинного навчання в телекомунікаціях мають ряд недоліків і переваг [33-34]. Одним із найбільших недоліків таких систем є висока ціна розробки, розгортання і тестування системи. Крім того, є велика ціна помилки впроваджених рішень, якщо алгоритм із використанням нейронних мереж прийме невірне рішення, що може призвести до неправильної роботи або повністю зупинити роботу оптичної транспортної мережі. Проте для цієї проблеми існує фактор, який суттєво сприяє її вирішенню – кількість зібраних даних. Оптична транспортна мережа передає гігабіти інформації по оптичних каналах за одиницю часу. Наприклад, обладнання Cisco NCS 4000 [35], яке в якості універсальної лінійної карти видає оптичний потік із сумарною швидкістю 400 Гбіт/с. Тобто за 20 секунд роботи ми отримаємо переданий сумарний потік даних 1 Тбайт. Національна оптична транспортна мережа телекомунікаційного оператора складається із 20-30 вузлів. Таким чином збір та кількість даних не є проблемою оскільки сам об'єкт дослідження може забезпечити як дані для тренування так і для тестування нейронних мереж.

Іншою проблемою є відсутність контролю або слабка участь людини у прийнятті певних рішень по роботі транспортної мережі. Тобто це може бути вузьким місцем, оскільки буде конфлікт по прийняттю рішення між людиною і статичними алгоритмами з одної сторони і алгоритмами на базі нейронних мереж з іншої сторони. Існує певний час реакції статичного алгоритму чи людини на певний випадок транспортної мережі. Припустимо, що середній розмір блоку даних OLS становить 100 кбайт. Якщо ми використовуємо

обладнання Cisco NCS 4000 [35], де швидкість оптичного каналу може становити 100 Гбіт/с, то при швидкості реакції 1 секунда відбудеться втрата 1 000 000 блоків даних.

Використання машинного навчання без нагляду дозволяє відловлювати нетипові випадки, які складно виловлювати статичними алгоритми [36]. Тобто такі алгоритми можуть виловити набагато більше нетипових подій в мережі і можуть приносити користь у прийнятті рішення на мікрорівні використання оптичних, часових і енергетичних ресурсах мережі.

Важливим елементом будь-якої телекомунікаційної мережі є здатність до масштабування [37-38]. Збільшення кількості вхідного навантаження, підключення нових сервісів з різними параметрами QoS, збільшення кількості потокового відео на вимогу, додаткові пікові навантаження та інші випадки можуть призводити до нештатних ситуацій, тому що статичні алгоритми чи інженери не здатні із достатньою швидкістю і якістю вирішити термінову задачу. Алгоритми машинного навчання без нагляду такі як k-means, ізоляція лісу, автоенкодер здатні допомогти таблицям комутації на проміжних вузлах, агрегації трафіку на граничних вузлах для того, щоб мережа максимально швидко змогла б адаптуватись до внесених змін мережі.

Вище згаданий стандарт Y.3172 [31] описує ще одну проблему машинного навчання – шлях еволюції алгоритмів машинного навчання разом із телекомунікаційними мережами. Проте інтеграція алгоритмів машинного навчання у телекомунікаційних мережах тільки набирає своїх обертів, певне вирішення цієї проблеми описано в цій роботі нижче.



Рис. 1.8 Зони застосування алгоритмів управління мережею та даними із використанням машинного навчання і нейронних мереж

Фактично, використання алгоритмів на базі машинного навчання і нейронних мереж можна розділити на категорії рівня передачі даних і управління – див. рис. 1.8. Наприклад, алгоритми на базі нейронних мереж у вузлах мережі можуть здійснювати «рекомендації» щодо комутації і агрегації трафіку. Метою роботи площини управління оптичної транспортної мережі є забезпечення необхідного QoS для відповідних сервісів. З іншої сторони, ця площина володіє всією необхідною інформацією про роботу мережі, «знає» про всі параметри системи, її навантаження у поточний момент часу, а також поточну конфігурацію і архітектуру мережі. Тобто, можна припустити, що оптична транспортна мережа, є самодостатньою системою, оскільки «володіє» необхідною інформацією і може управляти сама собою. ІТУ-Т називає такі мережі самооптимізовані мережі (SON), які здатні реагувати на певні події і

приймати необхідні рішення без людської взаємодії для забезпечення нормальної роботи мережі.

В [39] представлено алгоритм агрегації IP пакетів в транспортні модулі на граничних вузлах із використанням нейронних мереж, що дозволило, на відмінну від статичних алгоритмів [15], відійти від чітких умов агрегації та більш динамічно управляти трафіком. Крім того, існують рішення щодо використання нейронних мереж для більш інтелектуальної комутації трафіку на проміжних вузлах оптичної транспортної мережі [40]. Існують методи логічного розділення ресурсів мережі 5G на основі комбінованої архітектури глибоких нейронних мереж [41].

Вцілому, алгоритми на базі нейронних мереж мають зіграти не основну роль у керуванні мережею, а лише допоміжну, де статичні алгоритми або людина не здатна справитись із достатньо швидко якісно.

1.6 Існуючі системи моніторингу телекомунікаційних мереж

Системи моніторингу телекомунікаційних мереж є технологіями віддаленого доступу, які дають змогу адміністратору мережі виконувати необхідні дії у системах, підключених до мережі, таких як комутатори, маршрутизатори та робочі станції. Для забезпечення віддаленого доступу, інформація про управління передачею перекладається на проксі-сервер для отримання консольного порту маршрутизатора чи іншого пристрою. Що стосується цього процесу, усі підключені пристрої до згаданого проксі-сервера будуть готові для віддаленого доступу. Адміністратор мережі вирішує необхідну дію щодо якого підключеного пристрою здійснювати необхідні дії. На рис. 1.9 представлений даний процес.

інструмент має багато переваг, а також деякі недоліки. У деяких випадках одним із його сильних сторін можна вважати безкоштовність, відкритість та можливість роботи на всіх операційних системах. Окрім чудового аналізатора пакетів, його інтерфейс важкий у використанні. Крім того, Wireshark вимагає повного розуміння протоколу управління передачею / Інтернет-протоколу (TCP / IP). Згадані складні проблеми можна розглядати як слабкі сторони цього інструменту.

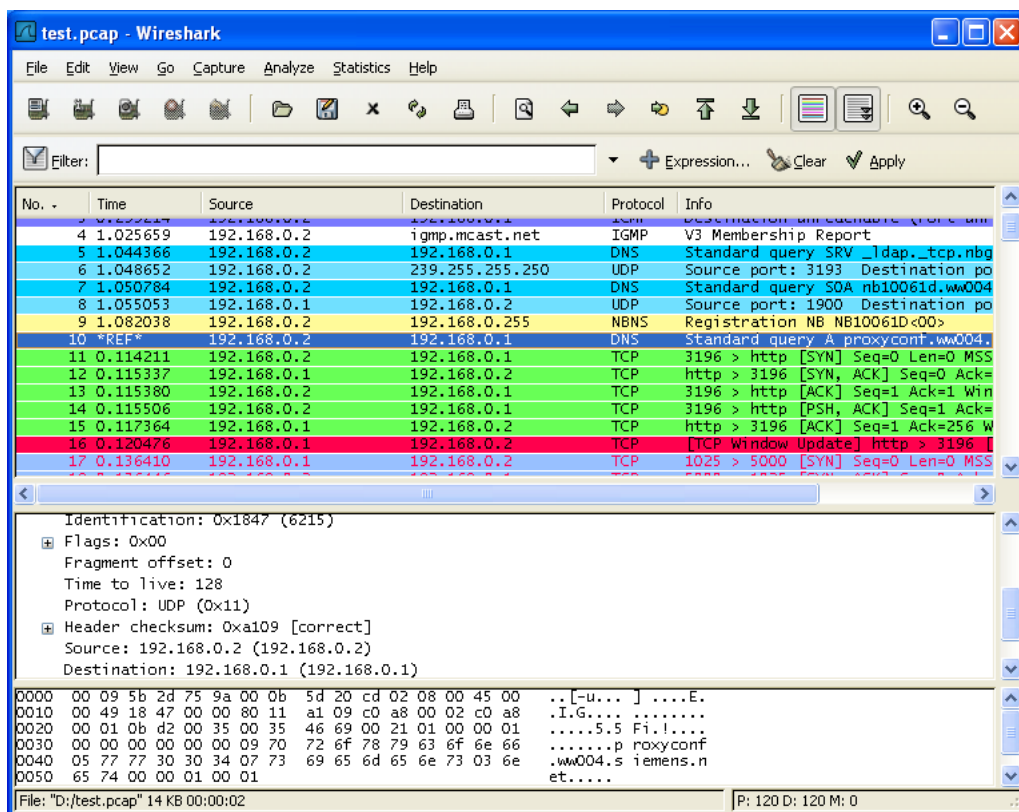


Рис. 1.10 Приклад програми Wireshark

Ще одним відомим інструментом моніторингу мережі є Spiceworks – див. рис. 1.11. Цей інструмент дозволяє користувачам контролювати події, що відбуваються в мережі [44]. Інша функціональність цього інструменту - аналіз пропускної здатності та продуктивності мережі. Це програмне забезпечення, як вбудований сервер, дозволяє адміністратору контролювати конфігурації мережі. Крім того, Spiceworks дозволяє адміністратору переглядати інформацію про кожен підключений пристрій, а також мати доступ до своїх облікових

записів та даних. Крім того, адміністратор міг би допомагати робочим станціям за будь-якими запитами адміністрування мережі [44]. Хоча Spiceworks - це потужна та проста у використанні система моніторингу мережі, вона не може працювати на операційних системах на базі Linux. Ще однією слабкою стороною цього програмного забезпечення є те, що Spiceworks не надає своїм користувачам можливості контролювати мережу, а користувач може бачити лише те, що відбувається в контрольованій мережі [44].

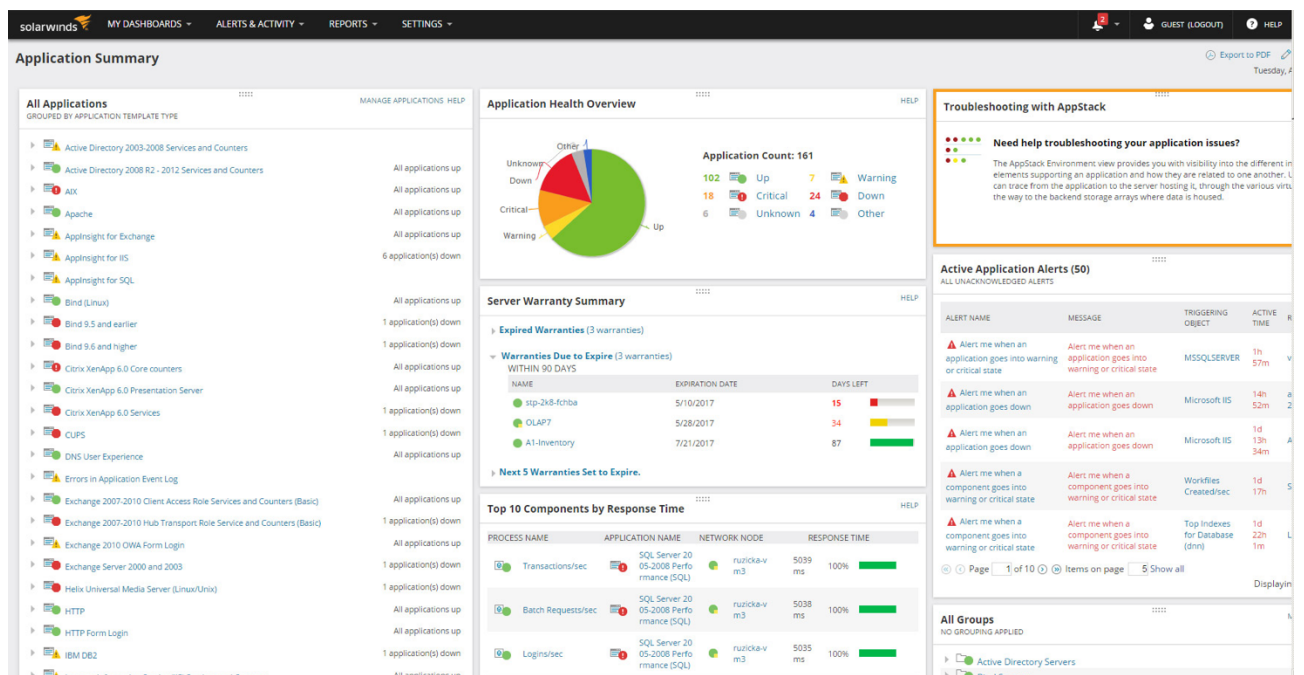


Рис. 1.11 Приклад програми Spiceworks

Ще однією потужною та відомою системою моніторингу мережі є OpManager [46-47] – див. рис. 1.12. Вся мережа показана у вигляді карти (також включена в карти Google) із переліком підключених пристроїв. Таким чином користувач може бачити кожен робочу станцію на карті. Методи візуалізації є одними з найкращих особливостей OpManager. За допомогою методів візуалізації адміністратор міг би керувати мережею. Це програмне забезпечення також надає можливість створювати власну мережеву карту для своїх користувачів. Таким чином, адміністратори мережі зможуть налаштувати мережеву карту на основі власної мережі та розташування робочих станцій.

Окрім основних функцій, що надаються цим програмним забезпеченням, воно також допомагає у розпізнаванні та конфігурації пристроїв, що схоже на Spiceworks. OpManager також пропонує інструмент управління MySQL, який може бути корисним для мережевого адміністратора для перевірки всіх збережених даних [46]. OpManager, як і інші пропоновані програми на ринку, має деякі слабкі сторони. Цю програму потрібно налаштувати вручну, що забирає багато часу, а також користувальницький інтерфейс непростий у використанні. Згаданий пункт - це деякі факти про програмне забезпечення OpManager, які можна розглядати як деякі з його слабких сторін [47].

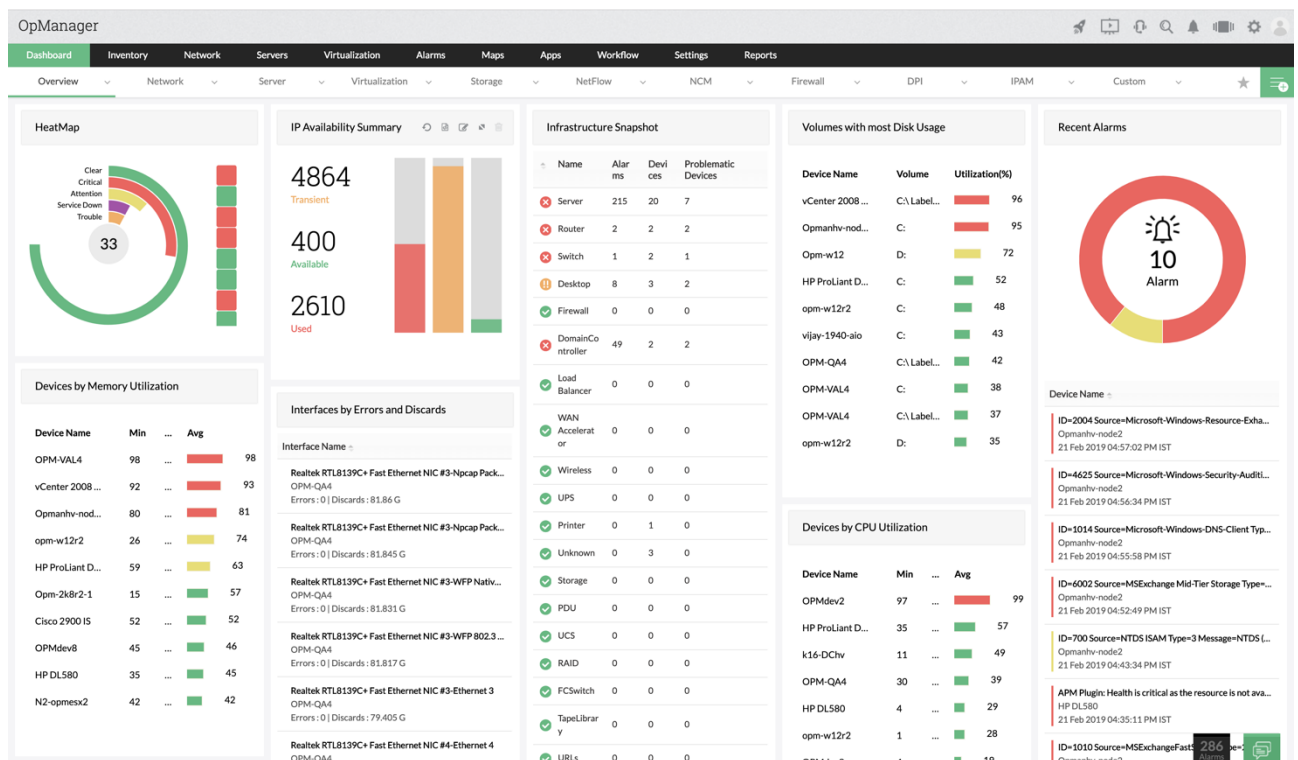


Рис. 1.12 Приклад програми OpManager

Tsrdump - ще один відомий інструмент моніторингу мережі. Зазвичай пакети, які не адресовані мережі, можуть ігноруватися в мережевому інтерфейсі [43, 45]. Це програмне забезпечення захоплює всі пакети в мережі, незалежно від адресації. Отже, використовуючи цей інструмент для моніторингу мережі, адміністратор зможе вивчити пакети, а також, виходячи з типу інформації, що зберігається в заголовку пакетів, адміністратор зможе проаналізувати

мережевий трафік [43]. Tcprdump - це потужний інструмент, який може працювати на платформах, заснованих на UNIX, і його структура - це командний рядок. На практиці це програмне забезпечення схоже на Wireshark, і обидва вони є програмами для захоплення пакетів, які захоплюють пакети будь-яких протоколів і відображають захоплені пакети адміністратору [45].

```
susel:~ # tcpdump -i eth0
tcpdump: verbose output suppressed, use -v or -vv for full protocol decode
listening on eth0, link-type EN10MB (Ethernet), capture size 96 bytes
20:39:28.014065 IP 192.168.198.1.netbios-ns > 192.168.198.255.netbios-ns: NBT U
DP PACKET(137): QUERY; REQUEST; BROADCAST
20:39:28.014840 IP 192.168.198.128.56851 > 192.168.198.2.domain: 18867+ PTR? 25
5.198.168.192.in-addr.arpa. (46)
20:39:28.027418 IP 192.168.198.1.49733 > 224.0.0.252.llmnr: UDP, length 22
20:39:28.027850 IP 192.168.198.128.50611 > lhr14s24-in-f19.1e100.net.https: P 2
912329209:2912329246(37) ack 1375935787 win 18760
20:39:28.034322 IP lhr14s24-in-f19.1e100.net.https > 192.168.198.128.50611: . a
ck 37 win 64240
20:39:28.037196 IP6 fe80::2cfe:5154:6c0d:fafd.65460 > ff02::1:3.llmnr: UDP, len
gth 22
20:39:28.039057 IP 192.168.198.1.65460 > 224.0.0.252.llmnr: UDP, length 22
20:39:28.051576 IP 192.168.198.2.domain > 192.168.198.128.56851: 18867 NXDomain
0/1/0 (95)
20:39:28.051744 IP 192.168.198.128.35496 > 192.168.198.2.domain: 58919+ PTR? 1.
198.168.192.in-addr.arpa. (44)
20:39:28.077704 IP 192.168.198.2.domain > 192.168.198.128.35496: 58919 NXDomain
0/1/0 (93)
20:39:28.077903 IP 192.168.198.128.56215 > 192.168.198.2.domain: 59223+ PTR? 2.
198.168.192.in-addr.arpa. (44)
20:39:28.103262 IP 192.168.198.2.domain > 192.168.198.128.56215: 59223 NXDomain
0/1/0 (93)
```

Рис. 1.13 Приклад програми Tcprdump

Розглянуті інструменти моніторингу мереж представляють у собі спосіб представлення певних мережевих параметрів цілої мережі. Такий простий підхід дає можливість адміністратору мережі самому вибирати на які мережеві параметри звертати увагу, а на які - ні. З іншої сторони, коли адміністратор приймає рішення на базі певного набору параметрів без врахування інших параметрів, це може призвести до помилкових рішень і погіршення якості обслуговування мережі. Тому має сенс здійснити зовсім інше представлення мережевих параметрів для адміністратора мережі для того, щоб зменшити

кількість прийнятих невірних рішень або взагалі позбутись адміністратора, як інструменту керування мережі.

1.7 Постановка науково-практичного завдання дисертаційного дослідження

На основі проведеного аналізу робіт дотичних по тематиці дисертаційного дослідження встановлено, що більшість із наукових праць орієнтовані на управління інфокомунікаційними потоками із використанням статичних алгоритмів. Також є роботи, які зосереджені на використанні інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками в основному із використанням глибоких нейронних мереж чи із використанням ML алгоритмів. Загалом ці роботи доповнюють одні одного та розв'язують спільне науково-практичне завдання управління інфокомунікаційними потоками. Проте, рішення, запропоновані в них, залишаються окремими підходами і не можуть гарантувати забезпечення необхідних мережевих параметрів, які вимагаються ІТУ-Т. Крім того, практично жодна із наукових праць не розглядає механізму забезпечення збору даних для тренування відповідних моделей інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками.

Таким чином на теперішній час доведено, що використання інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками можуть забезпечити досягання сучасних параметрів обслуговування оптичних транспортних мереж.

На основі проведеного вище аналізу, виділено ряд недоліків існуючих моделей управління трафіком у програмно-конфігурованих телекомунікаційних мережах, зокрема:

- не враховують адаптивність трафіку, який проявляється протягом дня у різних районах міста;
- не представлено, яким чином здійснюється збір даних для інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками;

- відсутня інфраструктура, яка забезпечує необхідну роботу інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками;

- існуючі методи використовують типи нейронних мереж, які є неоптимальними для роботи із телекомунікаційним трафіком;

Таким чином, неухильне зростання різноманітності та обсягу інформаційних потоків в телекомунікаційних мережах, спонукають до розв'язання науково-практичного завдання розробки інфраструктури оптичної транспортної мережі для забезпечення ефективного управління інфокомунікаційними потоками на базі алгоритмів машинного навчання і нейронних мереж із врахуванням параметру енергоспоживання.

Висновки до 1-го розділу

Розглянуто основні принципи побудови та архітектури оптичних транспортних мереж із використанням SDN контролера. Такі мережі використовують велику кількість алгоритмів на рівні SDN контролера, які здійснюють управління інфокомунікаційними потоками. Часто ці алгоритми є статичними, тобто зміна певних параметрів вимагає переписання програмного забезпечення і відповідних процедур оновлення. Використання алгоритмів на базі нейронних мереж дозволяє зменшити цей ризик тим фактом, що при правильній архітектурі побудови мережі виправлення таких алгоритмів зводиться до перетренування і оновлення нейронної мережі. Такий більш гнучкий підхід управління дозволяє враховувати більшу кількість мережевих параметрів. Крім того використання нейронних мереж дозволяє більш швидко реагувати на зміну параметрів інфокомунікаційних потоків на макрорівні та більш ефективно використовувати мережеві ресурси оптичної транспортної мережі. Аналіз розроблених методів та моделей управління інфокомунікаційними потоками показав, що проблема ефективного використання мережевих ресурсів оптичних транспортних мереж займає важливе місце в наукових працях закордонних та вітчизняних дослідників.

Встановлено, що ефективне управління інфокомунікаційними потоками призводить до раціонального використання мережевих ресурсів та забезпечення необхідних параметрів обслуговування. Одним важливим параметром, який приймається до уваги при управлінні мережею є параметр енергоспоживання, що дозволяє визначити поточні вузькі місця телекомунікаційної мережі. Високе енергоспоживання певних областей мережі може бути фактом неефективного використання обчислювальних ресурсів вузлів або певних невірно вибраних ключових технологій передачі даних. При раціональному використанні мережевих ресурсів, зменшенні кількості службового трафіку та енергоспоживання, телекомунікаційний оператор буде здатний забезпечувати нові послуги без розгортання нової транспортної інфраструктури.

РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВИКОРИСТАННЯ МЕРЕЖЕВИХ РЕСУРСІВ У ОПТИЧНИХ ТРАНСПОРТНИХ МЕРЕЖАХ

2.1 Концептуальна модель та інфраструктура оптичної транспортної мережі для використання алгоритмів на базі нейронних мереж та машинного навчання

Однією із проблем технологій оптичних транспортних мереж є використання оптоелектронного перетворення для високошвидкісних потоків передачі даних на вузлах комутації [48-49]. Тому при побудові чи впровадженні нових апаратних і програмних змін у мережу звертають увагу на даний мережевий параметр, оскільки він може показати потенційні вузькі місця мережі. В якості досліджуваної технології канального рівня оптичних транспортних мереж пропонується використовувати технологію OLS, як одну із перспективних технологій майбутніх мереж. Згаданою особливістю даної технології є використання оптичних міток як службових даних на електричному домені, в той час як корисне навантаження залишається в оптичному домені. Це є проміжний рівень до шляху повністю оптичної комутації, коли і службова інформація залишається на оптичному домені. На сьогоднішній день існують технології, які можуть забезпечити процес повністю оптичної комутації із врахуванням обробки даних на оптичному рівні з використанням графену [50]. Проте, такі технології зараз існують на рівні наукових розробок і поки недоступні на ринку телекомунікаційного обладнання. Технології OLS та OBS передбачають використання протоколу JET, який дозволяє здійснити попереднє резервування ресурсів на кожній ділянці мережі, проте також передбачає оптоелектронне перетворення службової інформації на проміжних вузлах. Тому в розробленій моделі враховані правила побудови та модернізації сучасних оптичних транспортних мереж та інтелектуальне управління інфокомунікаційними потоками веде до

ефективного використання мережевих ресурсів і зменшення витрат телекомунікаційного оператора.

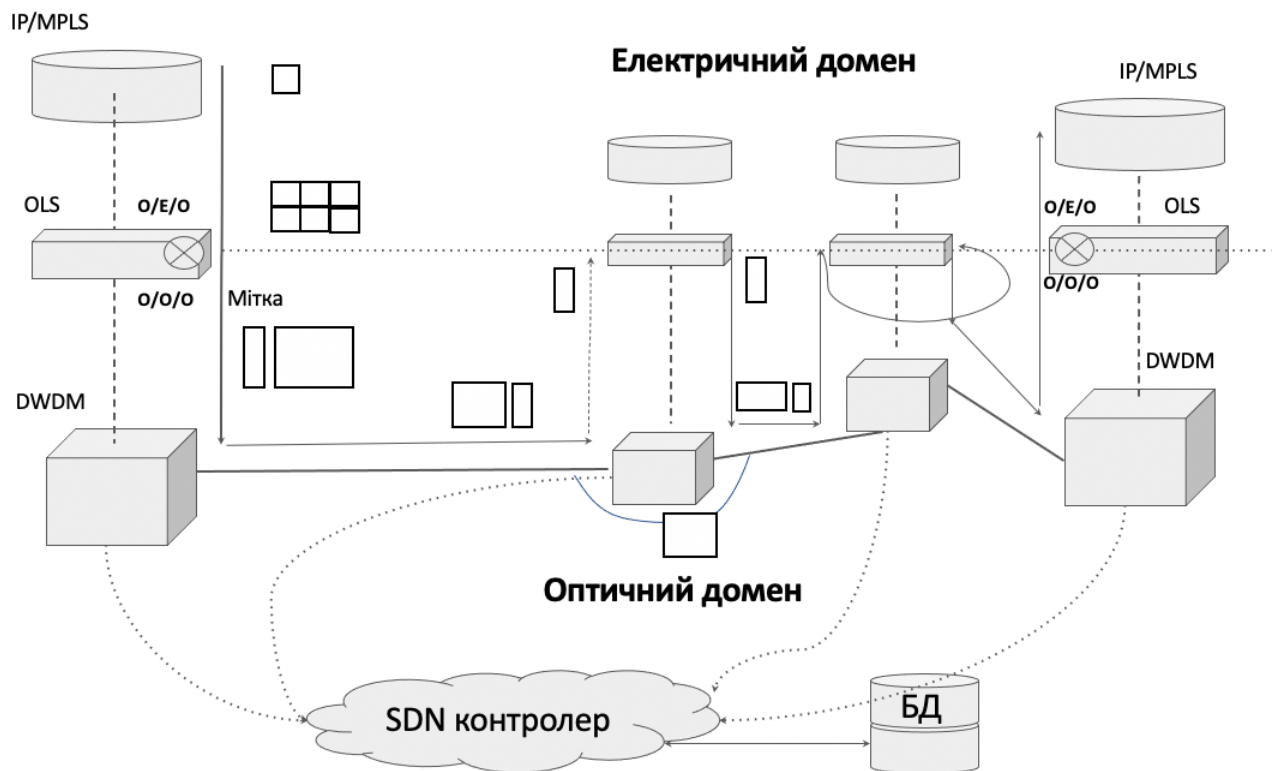


Рис. 2.1 Архітектура оптичної транспортної мережі із використанням технології OLS

На рис. 2.1 представлена архітектура оптичної транспортної мережі із технологією передачі даних OLS. IP пакети із IP/MPLS маршрутизатора поступають на обладнання канального рівня технології OLS. Даний пристрій здійснює агрегацію IP пакетів в транспортні блоки на базі адресної інформації пакетів – сформований блок даних передається до одного вузла призначення. Для цього блоку корисного навантаження генерується мітка, яке є службовим навантаженням для даної технології канального рівня. Службова інформація (мітка) може передаватись в оптичному каналі як із корисним навантаженням, так і в окремому каналі, який виділений для службової інформації. Мітка на проміжному вузлі перетворюється із оптичної форми в електричну і передається на комутатор другого рівня, який вже здійснює аналіз адресної

інформації і безпосередньо здійснює процес комутації корисного навантаження. Коли блок даних успішно було передано до вузла призначення, даний вузол надсилає інформацію про успішно переданий блок даних на SDN контролер із використанням протоколу OpenFlow. SDN контролер зберігає необхідну інформацію у базі даних. Зібрані дані необхідні для тренування нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання, які використовуються в алгоритмах інтелектуального управління інфокомунікаційними потоками.

Технологія OLS передбачає використання позасмугової модуляції, що дозволяє передати корисне навантаження разом із оптичною міткою. Є роботи які описують правила генерації оптичних міток [16, 51], проте вони не вказують яку ж інформацію повинна містити оптична мітка для комутації на проміжному вузлі. Важливим пунктом при розробці даної структури є зменшення розміру блоку службового навантаження. Як уже наголошувалось, використання позасмугової модуляції дозволяє не використовувати частотний спектр корисного навантаження для передачі службової інформації. Проте навіть в такому випадку, зменшення розміру блоку даних призведе до підвищення параметру енергоефективності для мережі вцілому [52]. Враховуючи, що технології OBS і OLS є досить подібними по принципу передачі даних, то порівняння структури службових блоків даних буде здійснюватись між ними.

В роботі [53] представлено структуру контрольного пакета даних VSP технології OBS, який складається із наступних елементів:

- Мітки GMPLS (20 біт);
- Ід довжини хвилі (16 біт);
- QoS блоку даних (2 біти);
- Флагу розділювача даних (8 біт);
- Сегментного індикатора (8 біт);
- Сегмента довжина (8 біт);
- Зсуву часу між передачею першого біта блоку даних і контрольного пакета (8 біт);

- Контрольна сума (16 біт).

Таким чином, розмір контрольного пакета становить 86 біт. В іншій роботі [54] розмір VCP представлено 100 бітами. В попередніх наших роботах вже було запропоновано структуру оптичної мітки технології OLS [55]. Проте, в цій роботі представлено структуру мітки при роботі протоколу JET. Тут запропоновано структуру мітки при протоколі JT. Структура запропонованої мітки представлено на рис. 2.2 і складається із наступних складових:

- Адреси одержувача (10 біт);
- Адреси відправника (10 біт);
- Ід довжини хвилі (8 біт);
- QoS блоку даних (2 біти);
- Розміру блоку даних у байтах (20 біт);
- Чек суми (16 біт).



Рис. 2.2 Структура OLS мітки

Адреса одержувача і відправника описується 20 бітами, що є тотожним GMPLS мітки VCP. Ід довжини хвилі в нашій мітці описується 8 бітами, що є цілком достатньо для DWDM систем. Швидкість і розмір блоку даних необхідний для того, щоб визначити тривалість передачі даних блоку даних для комутації на проміжному вузлі. При стандартизованій швидкості передачі даних швидкість є сталою величиною. При змінній швидкості передачі даних SDN контролер надасть всю необхідну інформацію про зміну конфігурації мережі. Розмір блоку даних описується 20 байтами, що в своє чергу встановлює

верхній розмір 1Мб. Випадкова сума також потрібна для перевірки успішності передавання блоку даних на каналному рівні. Таким чином сумарний розмір запропонованої мітки становить 66 біт, що на 20 біт менше запропонованої у роботі [54].

Пропонується (див рис. 2.3) використання інтелектуальних алгоритмів на базі тренуваних моделей штучного інтелекту, які використовуватимуться на каналному рівні (рівні передачі) технології OLS, а також на рівні площини управління мережі. Робота цих алгоритмів зосереджена на управлінні інфокомунікаційними потоками і як результат оптимізації використання мережевих ресурсів. Наприклад, алгоритми на базі нейронних мереж на граничних вузлах можуть здійснювати агрегацію навантаження для більш ефективного використання спектральних ресурсів каналу зв'язку. Інтелектуальні алгоритми управління на SDN контролері можуть здійснювати оптимізацію на рівні цілої мережі. Проте, для таких алгоритмів, які працюють на рівнях передачі даних і управління мають мати відповідну інфраструктуру для збору даних, тренування, тестування і оновлення відповідних тренуваних моделей. Підтримка даної інфраструктури повинна вартувати менше, ніж переваги, які вона повинна надати. В багатьох роботах представляється використання поодиноких алгоритмів на базі нейронних мереж, які здійснюють оптимізацію конкретного процесу чи частини мережі [35-40]. Проте в них не представлено те, яким чином відбувається збір даних, тренування нейронних мереж, а також оновлення відповідного програмного забезпечення. Тобто, не представлено, яким чином повинна працювати повна інфраструктура із зворотнім зв'язком для алгоритмів, які здійснюють оптимізацію роботи транспортної мережі із використанням нейронних мереж.

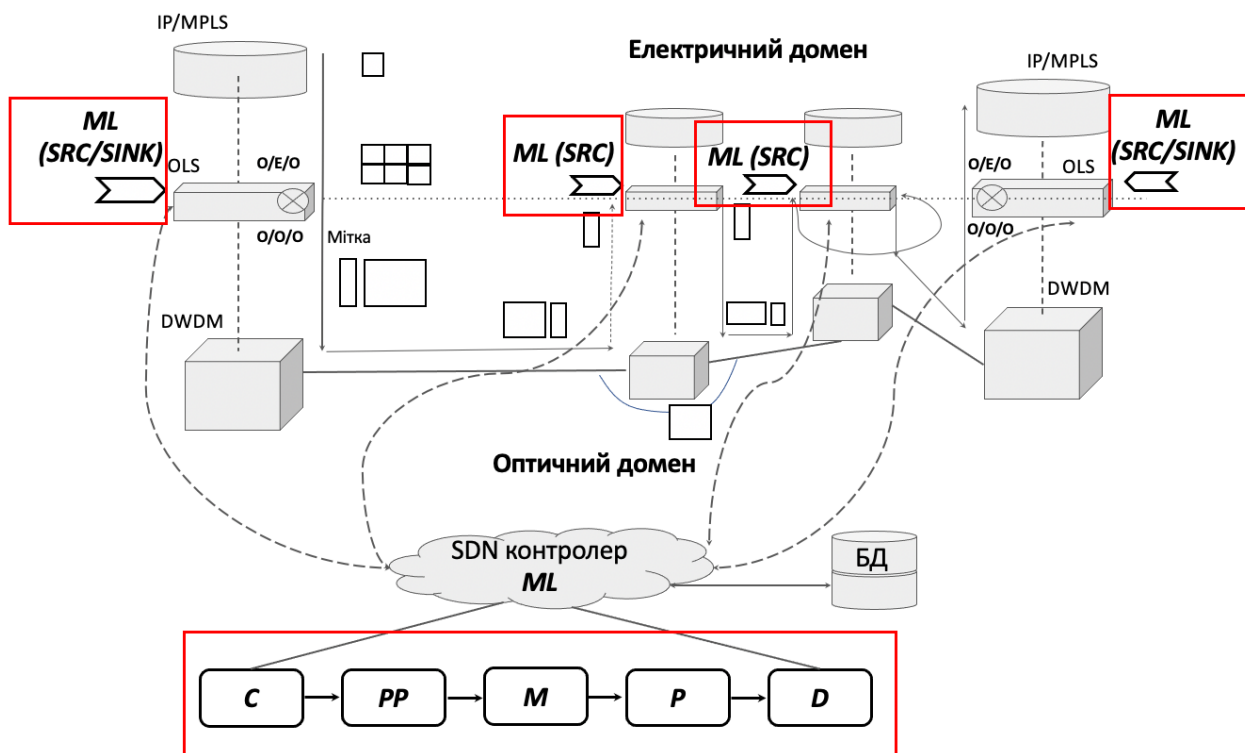


Рис. 2.3 Структурна схема запропонованої архітектури оптичної транспортної мережі із використанням алгоритмів на базі штучного інтелекту (AI) (IP/MPLS – маршрутизатор мережевого рівня, OLS (обладнання) – пристрій каналного рівня агрегації і комутації трафіку, DWDM – обладнання фізичного рівня мультиплексування оптичних довжин хвиль, O/O/O – оптичний домен, O/E/O – електричний домен)

Інфраструктура такої мережі складається із наступних елементів:

- домену роботи алгоритмів ML на SDN контролері;
- домену (клауду) тренування нейронних мереж;
- ізольованого домену тестування нейронних мереж;
- каналів зв'язку для оновлення нейронних мереж і відповідного ПЗ;
- домену/модулю роботи алгоритмів із використанням нейронних мереж на вузлах мережі.

Деталі такої інфраструктури визначаються типами використовуваних алгоритмів оптимізації, а також необхідною точністю алгоритмів і надійністю

роботи системи. В представленій архітектурі (див. рис. 2.3-2.4) для зменшення ймовірності неправильного тренування моделей запропоновано використовувати додатковий клауд для тестування алгоритмів на базі нейронних мереж – перевірки ключових метрик. Цей приклад показує, яким чином формуються вимоги щодо інфраструктури із використанням інтелектуальних і адаптивних алгоритмів.

Перш за все виділимо елементи інфраструктури збору даних та тренування моделей для алгоритмів, які інтегровані у оптичну транспортну мережу. Розроблена та представлена інфраструктура виконана згідно рекомендацій ITU-T Y.3172 [31] і які представлені на рис. 2.3 і 2.4:

- SRC (source) – вузол, який є джерелом інформації для алгоритмів машинного навчання і нейронних мереж. В запропонованій архітектурі джерелом інформації є граничні і проміжні вузли, а власне обладнання, яке працює на каналному рівні;

- C (collector) – цей вузол відповідальний за збір даних з одного або більше SRC вузлів. В даному випадку цю задачу виконує SDN контролер;

- PP (preprocessor) – цей вузол відповідальний за очищення, агрегацію і виконання інших операцій попередньої обробки даних. В даному випадку роль цього вузла також виконує відповідне програмне забезпечення на SDN контролері;

- M (model) – безпосередньо модель машинного навчання чи нейронної мережі.

- P (policy) – вузол чи програмне забезпечення, яке описує політику використання вихідних даних моделей;

- D (distributor) – вузол, який визначає якому SRC надати вихідну інформацію з алгоритму машинного навчання. В даній архітектурі це також SDN контролер;

- SINK – вузол що є ціллю для вихідних даних алгоритму машинного навчання. В запропонованій архітектурі це обладнання канального рівня технології OLS.

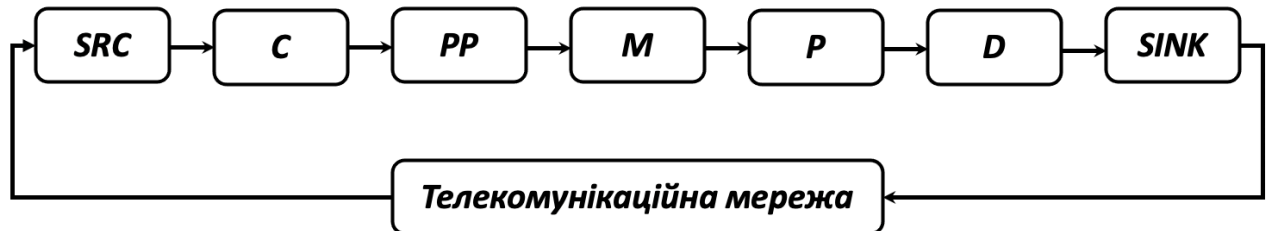


Рис. 2.4 Високорівнева архітектура ML компонентів

Як було описано вище, в представленій архітектурі запропоновано використовувати ізольований домен, який дозволяє відлагоджувати інтелектуальні алгоритми управління, а саме процеси підготовки, тестування та оцінки перед їх розгортанням у мережі. Для навчання або тестування таких алгоритмів можуть використовуватись змодельовані дані або дані із реальної транспортної оптичної мережі. Такий підхід дозволяє більш якісно підготуватись до запуску таких алгоритмів на реальних мережах і зменшити відповідні ризики – див. рис. 2.5. Для оцінки таких алгоритмів слід ввести певні мережеві метрики, на базі яких будуть здійснювати оцінку даних алгоритмів. Ізольований домен повинен включати імітаційну модель оптичної транспортної мережі з відповідними складовими для максимальної наближеності до роботи реальної мережі. Тобто, такі речі як особливості протоколів передавання даних, правила обробки службової інформації, формування блоків даних та інші речі мають бути враховані. Метриками оцінки роботи перетренованої нейронної мережі повинні бути звичні мережеві параметри: end-to-end затримка, параметр енергоспоживання, ефективність використання спектральних ресурсів каналів зв'язку, завантаженість CPU комутаторів 3 рівня та інше. Якщо перетренована модель для певного алгоритму призвела до погіршення мережевих параметрів

то дана модель повинна бути повернена на дотренування або має бути видалена із клауду зберігання даних.

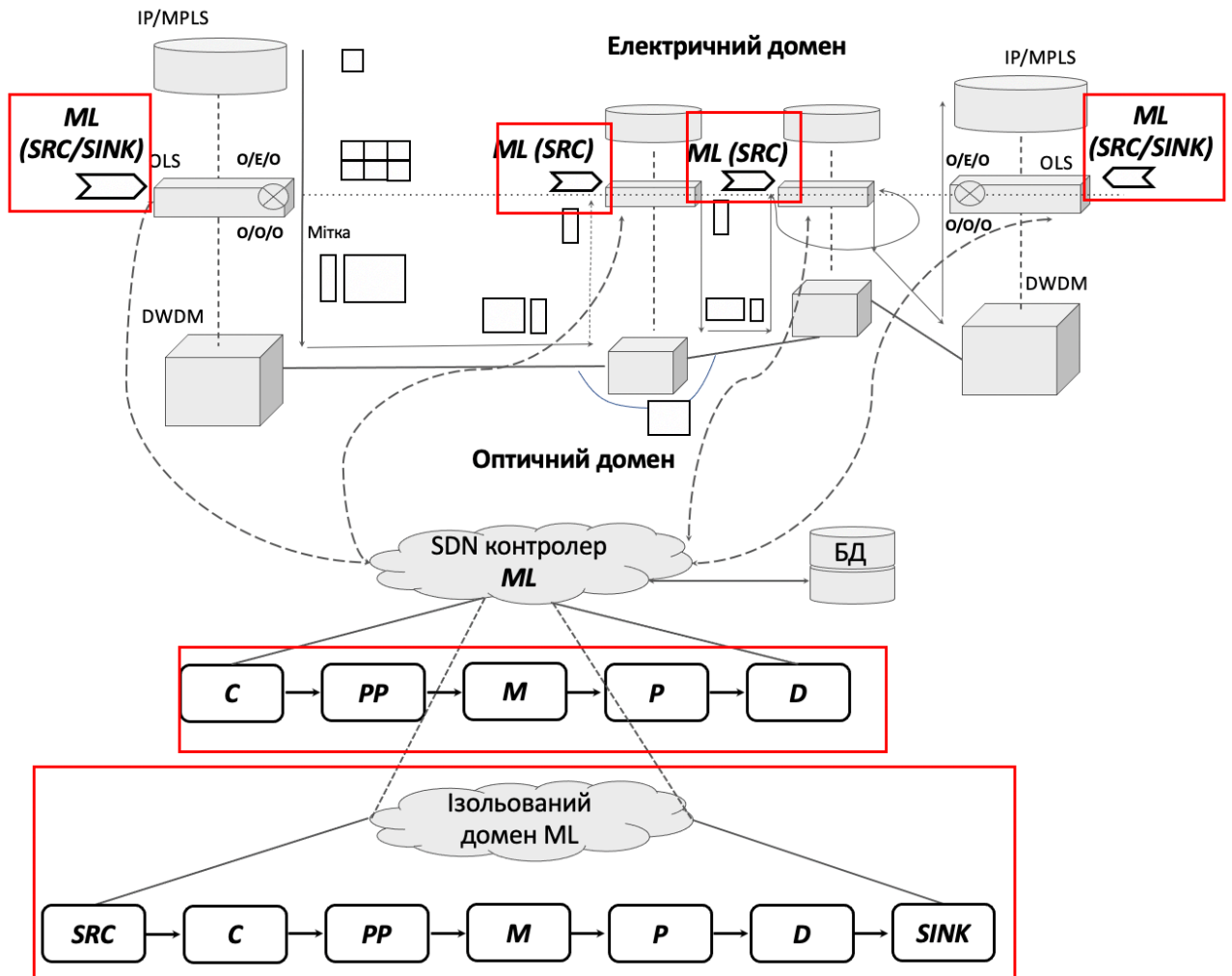


Рис. 2.5 Структурна схема архітектури оптичної транспортної мережі з ізольованим доменом ML

На рис. 2.5 представлена структурна схема розробленої архітектури оптичної транспортної мережі з ізольованим доменом. Він також складається із елементів збору, тренування та тестування, які представлені на рис. 2.6.

Для того щоб інтелектуальні алгоритми управління видавали правильний результат необхідно зібрати достатній набір даних. Під достатнім набором даних розуміється оптимальна кількість даних, при якій тренування моделей вважається завершеним і не спостерігається так званий процес оверфітінгу. Оптична транспортна мережа передає величезні об'єми даних за одиницю часу,

тому даних для інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками є більш ніж достатньо. Проте, перед тим як здійснювати збір даних для ML алгоритмів слід визначити наступні питання:

- Яким чином відбувається збір даних із оптичної транспортної мережі;
- Коли слід здійснювати збір даних на відповідних вузлах мережі;
- Які дані слід збирати із розглянутої мережі, що залежать від завдань інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками.

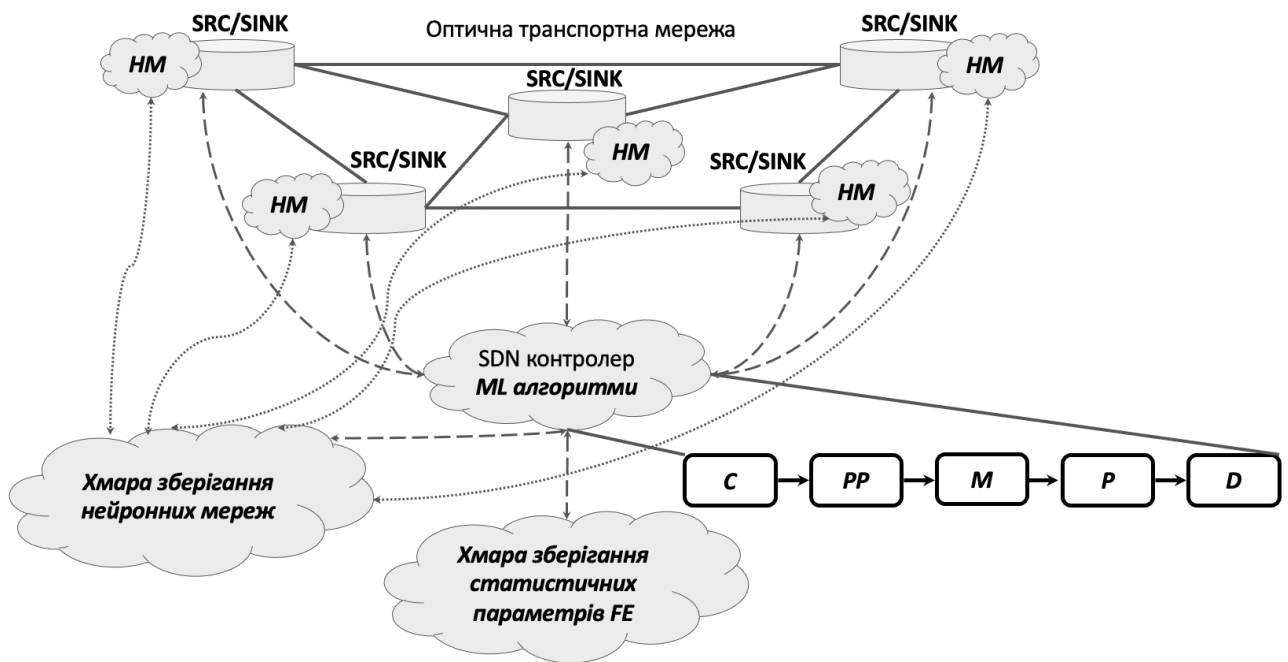


Рис. 2.6 Структурна схема інфраструктури алгоритмів машинного навчання (НМ – нейронна мережа)

Для збору мережевих даних використовуються SDN контролер, який по протоколу OpenFlow безпосередньо здійснює процес збору відповідних даних із вузлів оптичної транспортної мережі. Кожен вузол мережі є як джерелом інформації для ML алгоритмів, так може бути і ціллю їх застосування (SRC/SINK відповідно). Основна обробка даних перед тренуванням нейронних мереж здійснюється на SDN контролері. Крім того, кожен вузол здійснює невелику обробку даних для агрегації трафіку, який буде передаватись у пакетах OpenFlow до SDN контролера. Всі зібрані мережеві параметри, які

необхідні для тренування нейронних мереж зберігаються у хмарі FE. Доступ до цих параметрів мають лише інтелектуальні алгоритми на SDN контролері. Якщо відбулася зміна стану оптичної транспортної мережі, яка вимагає перетренування відповідних моделей то відповідні алгоритми здійснюють відповідну процедуру перетренування їх на базі нових параметрів FE. Після цього відбувається заміна відповідних натренованих моделей у хмарі. Коли з'явилась нова версія моделі для відповідного вузла, вузол завантажує відповідну оновлену версію моделі.

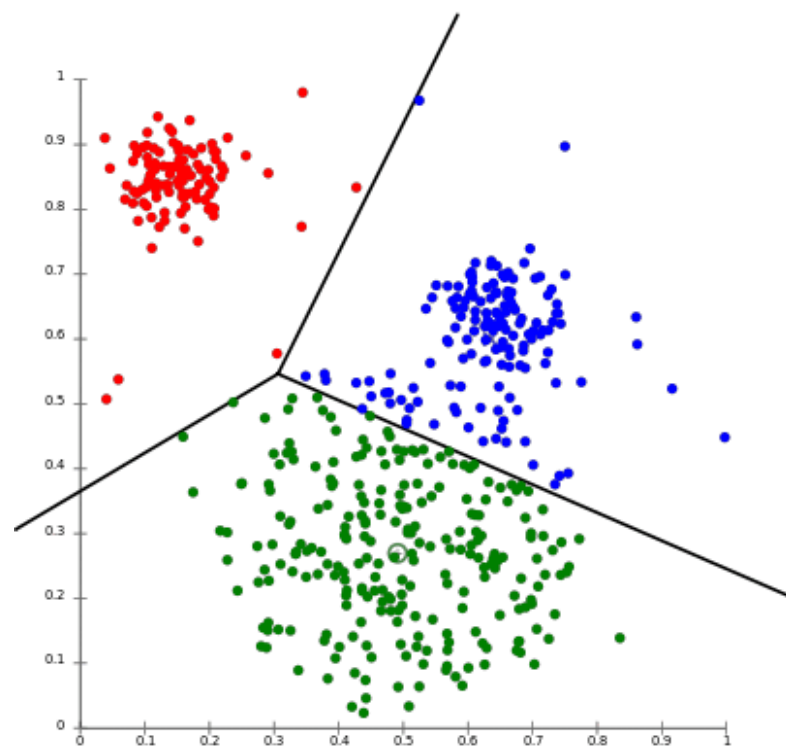


Рис. 2.7 Приклад кластеризації алгоритмом k-means

У роботі використано кластерний підхід визначення станів оптичної транспортної мережі з навчанням без нагляду із використанням ML алгоритмів k-means (k – середніх) та c-means (c – середніх) для розробленого алгоритму збору даних. Даний підхід дозволяє визначити на базі певного проміжку часу

необхідні стани мережі або появу нових станів. Крім того, такий підхід дозволяє врахувати більшу кількість мережевих параметрів із мінімальною зміною програмного забезпечення. Слід коротко розглянути математичний апарат ML алгоритмів k-means та c-means.

Кластеризація - це процес поділу даних на групи базуючись на тому, що деякі дані є більш подібні по відношенню до інших груп, як представлено на рис. 2.7. Головним завданням є знаходження певного набору залежностей в нерозміченому наборі даних. Кластеризація на базі k-means дозволяє знайти попередньо вказану користувачем кількість кластерів відповідно до центроїду. Кожне значення із набору даних присвоюється до найближчого центроїду. Операція повторюється доки кожне значення із набору даних не буде призначене до найближчого центроїда і відповідно буде призначене відповідному кластерові.

Розглянемо дані, де відстань між ними вимірюється евклідовою відстанню. Для реалізації алгоритму k-means проводиться розбиття даних на p де ($p = 1,..k$) – кількість кластерів. Нехай зібрані дані розбиті на p кластерів визначаються центроїдом c_j де ($j=1,..p$). Розбиття на кластери проводиться на основі обчислення евклідової відстані. Іншими словами, здійснюється обчислення евклідової відстані кожної точки даних до найближчого центроїда. Враховуючи два різних набори кластерів, які утворюються двома різними прогонами k-середніх, ми віддаємо перевагу тому, що має найменшу похибку в квадраті, оскільки це означає, що прототипи (центроїди) цієї кластеризації є кращим представленням точок у своєму кластері:

$$d = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n |x_i - c_j|^2 \quad (2.1)$$

$$d = \min_j \sum_{i=1}^n |x_i - c_j|^2 \quad (2.2)$$

де k – кількість кластерів, n – кількість даних, x_i – випадку i , c – центроїд для кластера j .

Тепер розглянемо особливості роботи алгоритму *c*-means. Даний метод кластеризації, що передбачає мінімізацію певної цільової функції [54]. Коли алгоритм здатний мінімізувати функцію помилки [57], його часто називають *c*-засобами, що є *c* - кількістю класів або кластерів, і якщо використовувані класи використовують нечітку техніку – нечіткий *c*-means (FCM). Підхід FCM використовує нечітке членство (ймовірність), яке визначає ступінь ймовірності належності для кожного класу. Важливість ступеня ймовірності [58] у нечіткій кластеризації подібна до піксельної ймовірності певного зображення. Перевагою FCM є утворення нових кластерів з точки даних, які мають близькі значення членства до існуючих класів [59]. У методі FCM є три основні оператори: функція нечіткого членства (ймовірності), матриця розділів та цільова функція.

Розглянемо набір *n* векторів для кластеризації у *c* групи:

$$(X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \mid 2 \leq c \leq n) \quad (2.3)$$

Кожен вектор $x_i \in R^s$ описаний *s* реальними вимірами, що представляють особливості об'єкта x_i . Матриця ймовірності, відома як нечітка матриця розділів використовується для опису нечіткої матриці членства. Набір нечітких матриць ($c \times n$) позначається M_{fc} і визначається наступними співвідношенням (2.3):

$$M_{fc} = \{W \in R^{cn} \mid w_{ik} \in [0,1], \forall i,k; \sum_{i=1}^c w_{ik} = 1, \forall k; 0 < \sum_{k=1}^n w_{ik} < n, \forall i\} \quad (2.4)$$

де $1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n$.

З наведених вище визначень можна виявити, що елементи можуть вписуватися в більше, ніж один кластер з різним ступенем членства (ймовірності). Загальне “членство” елемента нормується до 1, і один кластер не може містити всі точки даних. Цільова функція алгоритму нечітких *c*-значень обчислюється за допомогою значення ймовірності та евклідової відстані (2.5-2.6).

$$J_m(W, P) = \sum_{1 \leq k \leq n} (w_{ik})^m (d_{ik})^2 \quad (2.5)$$

де

$$d_{ik} = |x_k - p_i| \quad (2.6)$$

де $m \in (1, +\infty)$ параметр, який визначає нечіткість результуючих кластерів, а d_{ik} - евклідова відстань від об'єкта x_k до центру кластера p_i .

Мінімізація [60] цільової функції J_m через алгоритм FCM виконується шляхом ітеративного оновлення матриць w за допомогою рівнянь:

$$p_i = \sum_{k=1}^n (w_{ik})^m x_k / \sum_{k=1}^n (w_{ik})^m \quad (2.7)$$

$$w_{ik}^{(b)} = \sum_{j=1}^c 1 / \left[\left(d_{ik}^{(b)} / d_{jk}^{(b)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \quad (2.8)$$

FCM функція ймовірності визначається формулою:

$$\mu_{ij} = \left[\sum_{t=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|_A}{\|x_j - v_t\|_A} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (2.9)$$

де $\mu_{i,j}$ - значення ймовірності j -того значення і i -його кластера. Кількість кластерів представлено c , $x_j \in j$ -те значення і v_i центроїда i -того кластера.

Кроки виконання FCM алгоритму є наступними:

1. Ініціалізувати кількість кластерів c ;
2. Вибрати внутрішню метрику продукту евклідової норми та метрику зважування;
3. Ініціалізувати кластерний прототип $P^{(0)}$, ітеративний лічильник $b = 0$;
4. Визначити матрицю розділів $W^{(b)}$, використовуючи (2.7);
5. Оновити нечіткі центроїди $P^{(b+1)}$, використовуючи (2.6).

Якщо $\|P^{(b)} - P^{(b+1)}\| < \varepsilon$ умова виконується, то алгоритм зупиняється, якщо ні то продовжити роботу алгоритму із пункту 1.

Для визначення кількості кластерів використовується метод ліктя. Візуалізаційно визначена кількість кластерів може призвести до помилок при обробці даних в реальній системі. Визначення кількості кластерів здійснюється базуючись на *середньому значенні* суми квадратної відстані кожної точки даних до центроїда – див. рис. 2.8. Кількість кластерів вибирається при наближенні поведінки даного параметру до лінійної – див. рис. 2.8.

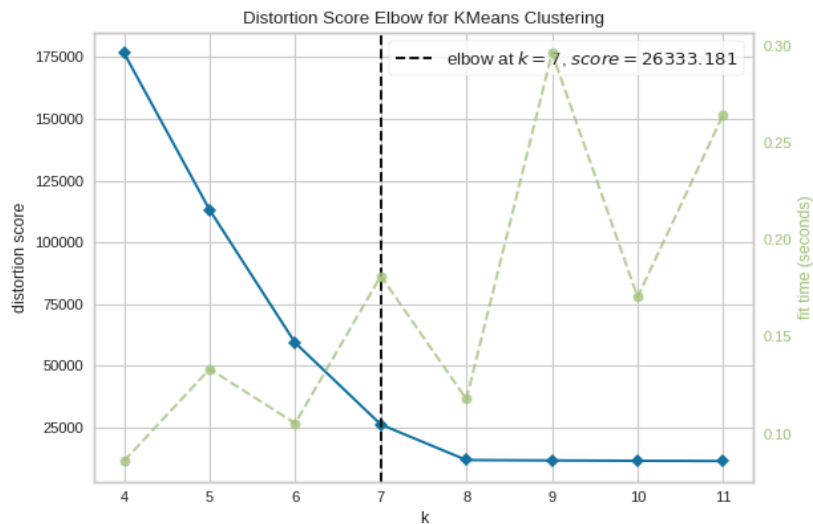


Рис. 2.8 Визначення кількості кластерів ML алгоритмів k-means та c-means.

2.2 Розроблений метод визначення станів оптичної транспортної мережі на базі кластерних підходів ML алгоритмів k-means та c-means для збору даних навчання та адміністрування мережі

Із використанням ML алгоритмів без спостерігача k-means та c-means можна реалізувати систему, яка дозволить телекомунікаційному адміністратору відстежувати роботу мережі і реагувати на високопріоритетні проблеми швидше за рахунок переходу від статичних мережевих параметрів до послідовності станів. Використання даних алгоритмів дозволяє побудувати так зване послідовне прогнозування майбутніх станів на базі історії попередніх станів.

На рис. 2.9 представлена існуюча структура оптичної транспортної мережі із адміністратором. Для адміністрування роботи досліджуваної мережі на сьогоднішній день існує велика кількість інструментів, які були представлені у розділі 1. Системи моніторингу в основному представляють інформацію способом представленим на рис. 2.10. В основному моніторинг таких систем показує зростання чи спадання певних мережевих параметрів протягом певного періоду часу. Наприклад, динаміку параметра затримки на певній ділянці мережі протягом дня. Іншим параметром може бути завантаженість оптичних каналів протягом дня. Така інформація дозволяє адміністратору мережі здійснювати оптимізацію потоків мережі на базі набору поодиноких мережевих параметрів, а не бачити повний стан. Це може призводити до прийняття неправильних рішень щодо управління мережею і погіршення параметрів якості обслуговування.

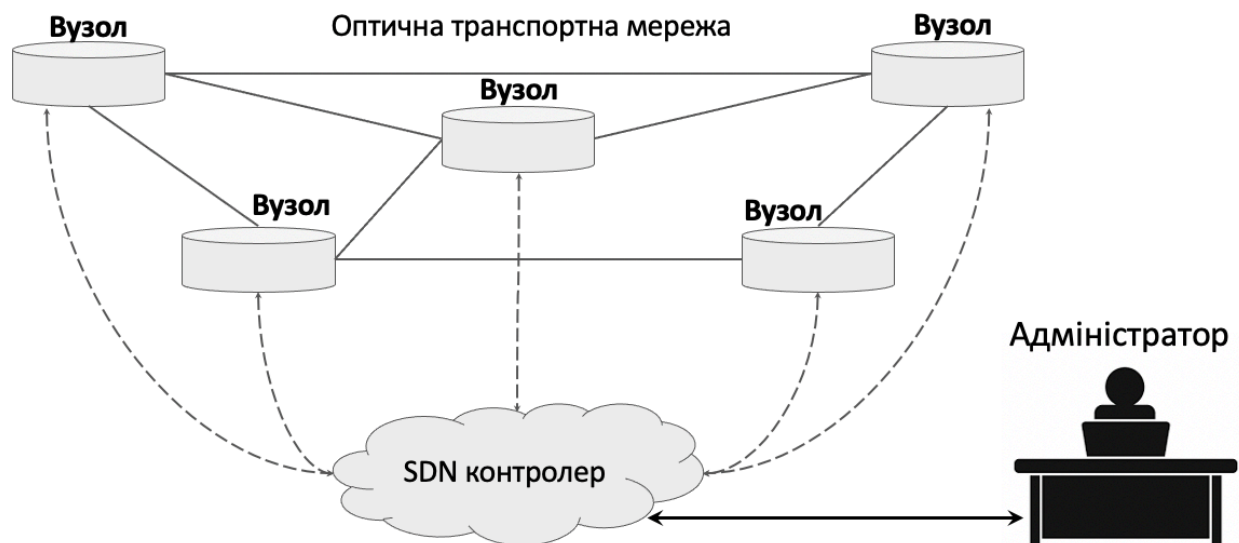


Рис. 2.9 Структура оптичної транспортної мережі із адміністратором мережі

Кластерний підхід дозволяє адміністратору мережі здійснювати оптимізацію роботи мережі із врахуванням n параметрів. Тобто адміністратор бачить більш цілісну картину, ніж по відношенню до одного чи певного набору параметрів. Крім того, набір мережевих параметрів для даного розробленого

інструменту можна змінювати, що не вимагає перепрограмування ПЗ. Приблизна схема роботи даної системи моніторингу представлена на рис. 2.11.

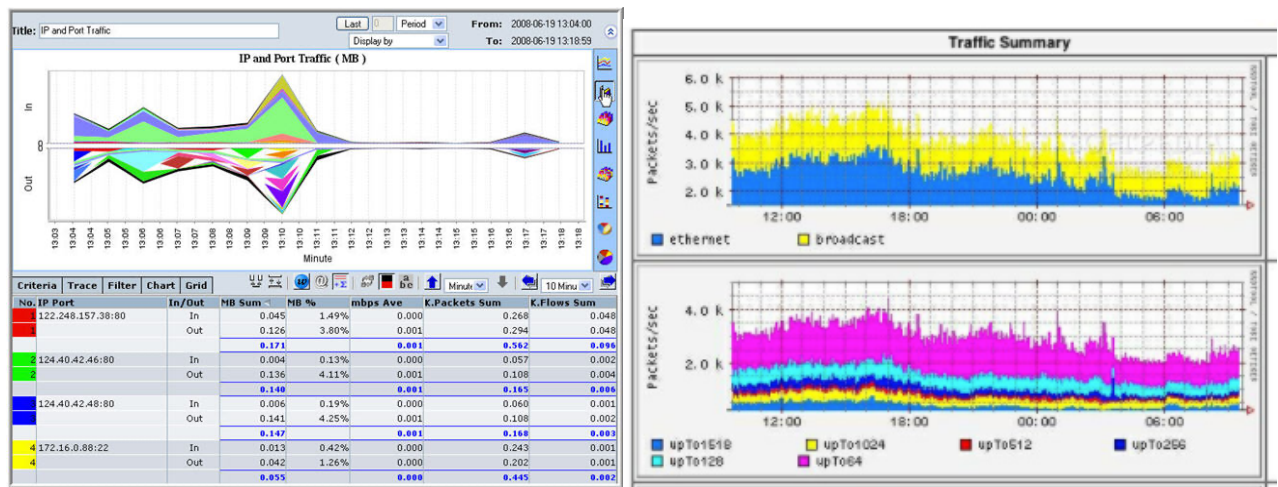


Рис. 2.10 моніторинг телекомунікаційних мереж

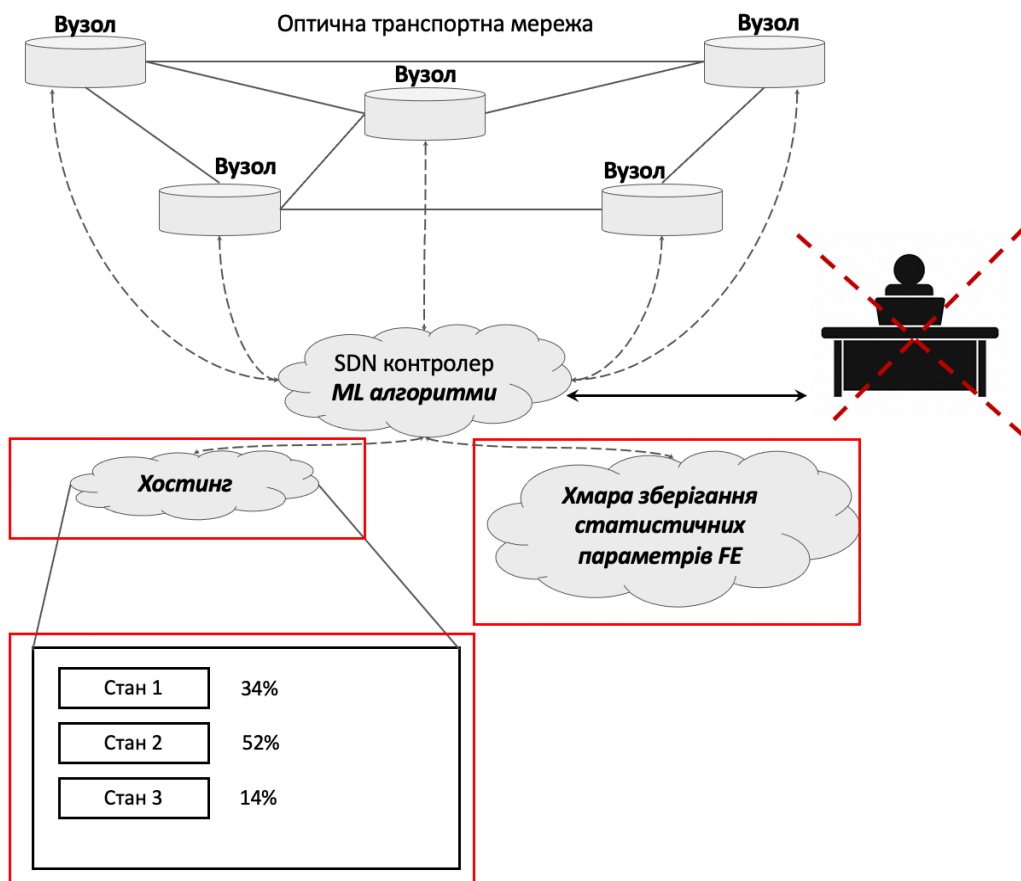


Рис. 2.11 Структурна схема мережі для визначення стану мережі і оптимізації її роботи

На рис. 2.12 представлено блок-схему алгоритму моніторингу і оптимізації роботи оптичної транспортної мережі. Перша за все слід визначити із яким інтервалом dt слід збирати дані SDN контролеру для моніторингу мережі. Цей параметр можна змінювати, проте, слід врахувати той факт, що надто великий інтервал агрегації чи збору необхідної інформації може призвести до погіршення якості тренуваних моделей. Даний параметр визначається експериментальним способом і фактично залежить від топології мережі, кількості вузлів, навантаження і виробників обладнання.

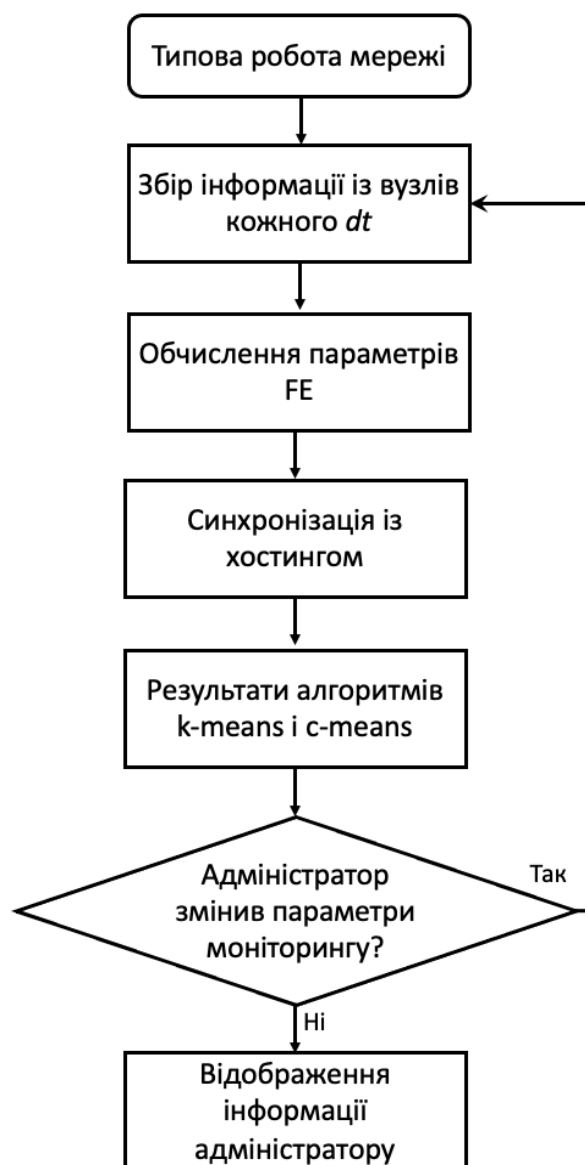


Рис. 2.12 Блок схема алгоритму відображення стану мережі на базі ML алгоритмів k-means та c-means

Слід визначити які мережеві параметри буде збирати SDN контролер із використанням протоколу OpenFlow із телекомунікаційних вузлів. До них можна віднести наступні:

- Завантаженості CPU та RAM вузлів;
- Затримки блоків даних на маршрутах чи окремих ОЛТ;
- Розміри блоків даних OLS;
- Енергоспоживання чи енергоефективність;
- Спектральну ефективність каналу зв'язку.

Кількість цих параметрів визначається індивідуально адміністратором мережі. На базі цих мережевих параметрів визначаються FE параметри для інтелектуальних алгоритмів управління. Ці параметри піддаються нормалізації для покращення процесу тренування відповідних моделей нейронних мереж. Наступним кроком параметри FE передаються на хостинг, де працює основний ML алгоритм кластеризації із використанням k-means та c-means. Ці дані зберігаються в базі даних для забезпечення необхідної історії. Адміністратор мережі використовуючи історію даних може здійснювати моніторинг мережі під зовсім іншим ракурсом, враховуючи динаміку зміни телекомунікаційної мережі.

З іншої сторони даний алгоритм може здійснювати управління мережею без адміністратора. Наприклад, якщо відомо, що протягом 8-10 годин вечора спостерігається великий стрибок трафіку, то є сенс здійснити виділення додаткових оптичних ресурсів для певного напрямку. Іншим випадком може бути те, що даний алгоритм може здійснювати маршрутизацію трафіку для певних годин роботи мережі, якщо розподіл мережевих параметрів зберігається для даних годин тривалий час. Фактично параметр, який дозволяє здійснити відповідну перевірку зміну станів для певних годин є евклідова відстань до відповідного центроїда/кластера.

Кінцевим результатом такої системи є веб додаток чи desktop застосунок, який буде відображати реальний стан мережі, а також дозволить змінювати

необхідні параметри для одержання необхідних результатів. Адміністратор мережі може змінювати необхідні параметри, наприклад:

- Часовий фрейм аналізу алгоритму на рис 2.12;
- Визначати домен мережі;
- Виділяти певний тип трафіку та ін.

Важливою складовою інтелектуальних алгоритмів управління є збір даних для навчання. Однією із особливостей використання даних алгоритмів у телекомунікаційних мережах є змінність станів в мережі а також появу нових і зникнення поточних станів, що вимагає додаткового збору даних і перетренування нейронних мереж.



Рис. 2.13 Структурна блок-схема алгоритму збору даних для алгоритмів машинного навчання

В роботі [61] представлено алгоритми і техніки збору, лейбування і вдосконалення даних (див. рис. 2.13). Даний алгоритм складається із трьох частин:

- Валідності достатності даних для тренування;
- Вдосконалення існуючих даних;

- Вдосконалення існуючих моделей.

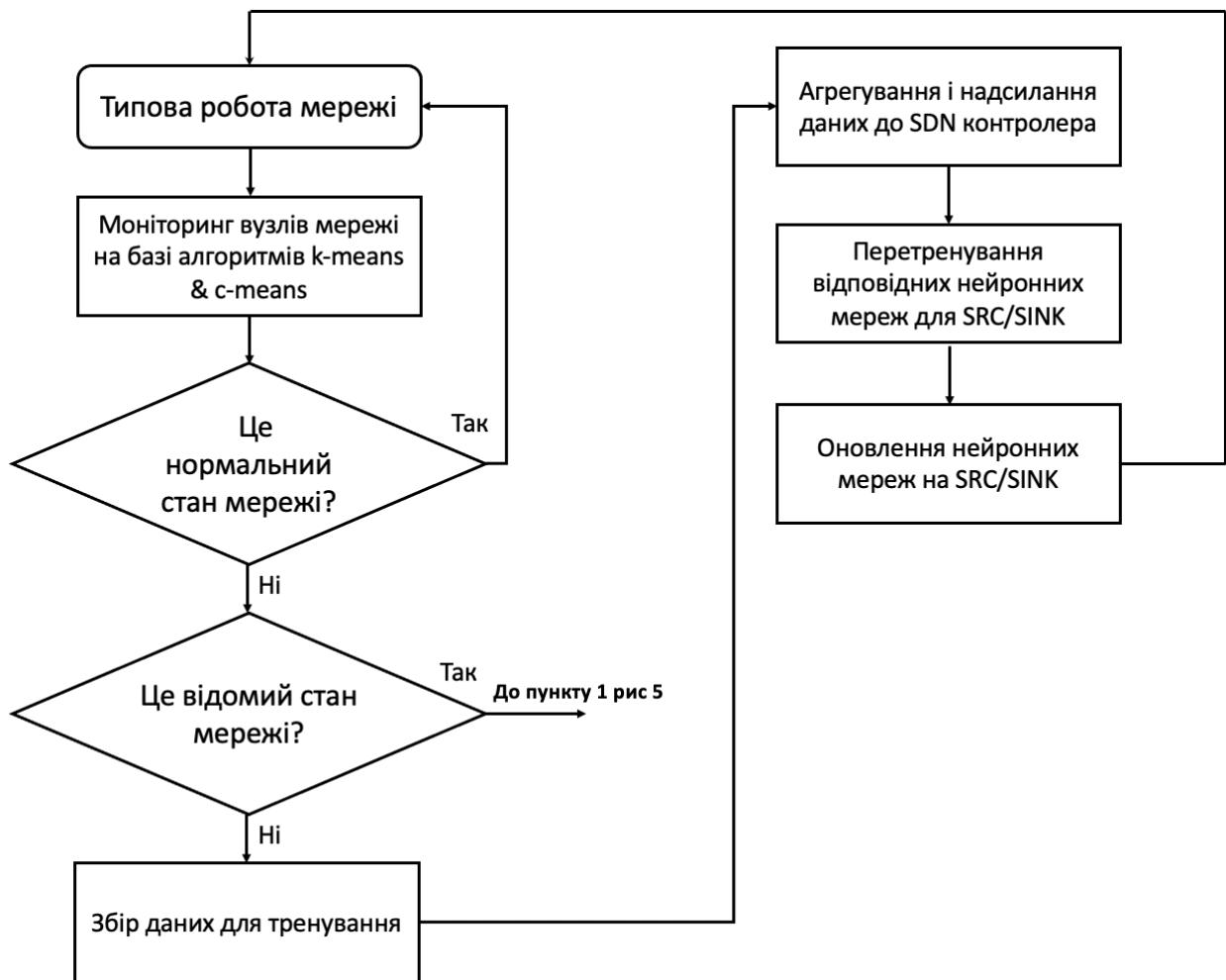


Рис. 2.14 Блок схема алгоритму відстежування стану мережі для збору і перетренування відповідних нейронних мереж

В роботі [62] представлено інтегровану архітектуру оптичної транспортної мережі із алгоритмами машинного навчання, що є досить тотожною до запропонованої архітектури на рис. 2.2. Ця робота має глибокий аналіз щодо тренування і тестування нейронних мереж у транспортній мережі. В роботі [63] представлено алгоритм підвищення параметрів якості обслуговування QoS для оптичної транспортної мережі. Представлено глибокий FE для тренування нейронної мережі. В роботі [36] представлено велику кількість застосувань ML алгоритмів і нейронних мереж для оптичних транспортних мереж. В цих роботах не представлено яким чином здійснюється збір певних мережевих

даних. Тому розробка алгоритму раціонального збору даних для нейронних мереж SRC/SINK вузлів є досі актуальною.

Розроблений алгоритм збору даних передбачає відстежування стану мережі для раціонального збору даних фактично із використанням зміни значень евклідових відстаней по відношенню до кількості кластерів. Таким чином алгоритм відстежує стан кожного вузла. Розглянемо роботу алгоритму, блок схема якого представлена на рис. 2.14:

- Алгоритм здійснює збір із кожного вузла SRC оптичної транспортної мережі;
- Із використанням ML алгоритму k-means визначається до якого кластеру даних відноситься даний стан мережі, а ML алгоритм c-means визначає ймовірності перебування в певних кластерах;
- Якщо стан мережі є відомий і відноситься до відповідного кластеру, то відповідно алгоритм далі працює у напрямку алгоритму представленого на рис. 2.13;
- Якщо стан мережі є невідомий, то відбувається збір агрегованих даних із відповідного вузла чи ділянки мережі, які будуть використовуватись для відповідних нейронних мереж і надсилаються на SDN контролер;
- Далі на базі відповідних мережевих даних відбувається перетренування відповідних нейронних мереж для SINK вузлів досліджуваної мережі;
- Після того як перетренування моделей відповідних інтелектуальних алгоритмів управління завершилось і тестові метрики в ізольованому домені дозволяють визначити, що якість обслуговування не погіршиться, то відповідно завантажується модель у клауд зберігання даних;

Розроблений алгоритм збору і визначення мережевих станів може працювати як для мереж доступу так і для оптичних транспортних мереж. Даний алгоритм є простий у програмній реалізації і може забезпечити необхідну кількість мережевих даних для відповідних алгоритмів управління.

2.3 Вдосконалений метод ефективного управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та параметру енергоспоживання

В попередньому розділі було представлено алгоритм визначення станів оптичної транспортної мережі на базі кластерного підходу із використанням k-means та c-means. Такий алгоритм дозволяє здійснювати оптимізацію адміністратором мережі на макрорівні забезпечуючи глобальне виділення мережевих ресурсів, таких як додаткових оптичних каналів. Проте, даний алгоритм не забезпечує необхідні параметри обслуговування при управлінні інфокомунікаційними потоками на мікрорівні через проблеми із швидкістю внесення змін на телекомунікаційну мережу. Такі речі як тимчасове зростання відеотрафіку, динаміка появи M2M трафіку в певні години дня, короткотривале перевантаження певних вузлів, збільшення енергетичного споживання елементів мережі можуть бути невизначені кластерним підходом. Алгоритми із використання графових нейронних мереж дозволяють здійснити переконфігурацію інфокомунікаційних потоків на мікрорівні оптичної транспортної мережі. Новизна розробленого алгоритму полягає в тому, що одним із параметрів FE нейронної мережі є параметр енергоспоживання, що дозволяє здійснювати управління інфокомунікаційними потоками, балансує між енергоспоживанням та параметром затримки.

Графові нейронні мережі (GNN) - тип нейронних мереж, який безпосередньо працює із структурою даних такою як граф. Такі мережі розширюють існуючі нейронні мережі для обробки даних в домені вхідних даних. Дані нейронні мережі використовуються в основному для класифікації вузлів. Кожен вузол в графі асоціюється із міткою тренування і відповідно мережа намагається на базі вхідних даних «спрогнозувати» потрібний вузол. GNN вибрано в якості ключового елементу управління оскільки телекомунікаційна мережа представляється у вигляді графа для відображення

логічних і фізичних зв'язків між вузлами [64]. Крім того, вхідними параметрами для такої нейронної мережі є наступні елементи:

- матриця суміжностей, яка відображає топологію мережі;
- мережеві параметри вузлів мережі протягом часу dt ;
- мережеві параметри каналів зв'язку протягом часу dt ;

Дані параметри представляють стан мережі, що є вхідним параметром для GNN. На відмінну від глибокої нейронної мережі, дана мережа дозволяє врахувати особливості роботи і структури телекомунікаційної мережі і не вимагає додаткових дій щодо роботи із вхідними параметрами FE і вибору відповідних активаційних функцій для кожного із шарів. У відкритому доступі є вже ряд оптимізованих структур GNN, які можуть забезпечити швидкий і ефективний процес тренування на базі вхідних мережевих параметрів телекомунікаційної мережі. Тому вибір GNN для реалізації процесу управління інфокомунікаційними потоками є коректним із точки зору вхідних параметрів.

Ціллю GNN є вивчення стану вузла h_v із врахуванням інформації про стан сусідніх вузлів [64]. В контексті GNN стан вузла v описується вектором даних розміру s для генерування вихідних даних o_v . Припустимо, що f є параметрична функція, яка передається через кожен вузол і оновлює стан вузла відповідно до вхідних даних. Припустимо, що g є локальною вихідною функцією, що описує генерацію вихідних даних. Відповідно h_v і o_v визначаються наступним чином:

$$h_v = f(x_v, x_{co[v]}, h_{ne[v]}, x_{ne[v]}) \quad (2.10)$$

$$o_v = g(h_v, x_v) \quad (2.11)$$

де x_v - характеристики вузла, $x_{co[v]}$ - характеристики ребра, $h_{ne[v]}$, $x_{ne[v]}$ - стан і характеристики сусідніх вузлів відповідно.

Припустимо що H , O , X , і X_N вектори, які побудовані складанням всіх станів, вихідних даних, характеристик і характеристик всіх вузлів відповідно, які можна також представити у наступні формі:

$$H = F(H, X) \quad (2.12)$$

$$O = G(H, X_N) \quad (2.13)$$

де F - функція глобального переходу, і G – глобальна вихідна функція, яка складається із множити функцій f і g для всіх вузлів графа відповідно.

Наступним етапом є тренування нейронних мереж тобто навчання параметрів функцій f і g . На базі цільової інформації (t_v для певного вузла) для навчання із наглядом, втрати l можуть бути описані наступним чином:

$$l = \sum_{i=1}^p (t_i - o_i) \quad (2.14)$$

де p – кількість вузлів, .

Проте, GNN мають певний ряд недоліків. Одним із таких недоліків є неефективне оновлення прихованих станів вузла для фіксованих точок. Це може бути виправлено шляхом додавання шарів до нейронної мережі, що призводить до надлишковості. По-друге, GNN використовує ті самі параметри під час тренування, коли інші нейронні мережі використовують різні параметри у різних шарах. По-третє, деякі характеристики ребер не можуть бути ефективно промодельовані в оригінальних GNN. Проте незважаючи на ряд недоліків, GNN має місце для вирішення певного роду задач в телекомунікаційних мережах.

На базі вище описаної інформації алгоритми із використанням GNN можна використати для наступних цілей:

- оптимізації глобальної маршрутизації в транспортній мережі;
- агрегації трафіку на граничних вузлах;
- комутації трафіку на проміжних вузлах;
- зменшення енергоспоживання мережі в цілому.

Перевагами нейронних мереж над звичайними статичними алгоритмами є те, що можна змінювати необхідні характеристики мережі і вузлів x_v . Тобто зміни вносяться шляхом перетренування нейронної мережі, а не внесенням змін у необхідне програмне забезпечення. Відповідно вузли чи інші елементи

мережі можуть завантажити лише перетреновану модель, а не цілий алгоритм, що в умовах великої кількості інтелектуальних алгоритмів управління є раціональним підходом. Такий підхід дає більшої гнучкості при управлінні мережею, а також можливість швидше вносити зміни у необхідне програмне забезпечення на реальній мережі. Розроблений алгоритм управління інфокомунікаційними потоками може працювати як на окремих доменах інфокомунікаційної мережі так і централізовано у системах моніторингу чи управління трафіку. Власне оновленню даного алгоритму буде підлягати перетренована GNN, яка буде попередньо перетренована і провалідована у ізолюваному домені.

Як було згадано вище, одним із параметрів вхідного FE вектора GNN є параметр енергоспоживання. Параметр енергоспоживання - це кількість витрат електроенергії для передачі одного біта інформації [48, 65]. При збільшенні кількості вузлів, лінійних трактів, вхідного трафіку, сервісів енергоспоживання телекомунікаційної мережі буде збільшуватись [48]. Проте невірний вибір технологій, обладнання та протоколів передачі даних призводить до суттєвого збільшення енергоспоживання [51, 66-67]. Наприклад, невірний вибраний тип модуляції може призвести до значних втрат на лінії зв'язку, що призведе до підвищення енергетичного споживання оптичного лінійного тракту [67]. Вибір транспортних технологій для досліджуваних мереж описує правила передавання і обробки даних, від яких залежить кількість оптоелектронних перетворень і відповідно енергоспоживання [68-69]. Крім того, вибір технологій комутаційного обладнання при повністю оптичній комутації має сенс із точки зору параметру енергоспоживання [70-73]. Навіть при використанні SDN контролера та алгоритмів керування інфокомунікаційними потоками, які працюють на ньому слід звертати увагу на кількість затраченої електроенергії [74]. Було здійснено велику кількість досліджень елементів оптичних транспортних мереж та її протоколів щодо параметру енергоефективності. Як було представлено в роботах [48, 51, 65-74] вибір

певних технологій призводить до погіршення параметру енергоспоживання особливо в ділянках мережі, де здійснюється оптоелектронне перетворення. Для даних досліджень було використано розроблену методику визначення параметру енергоспоживання для оптичних транспортних мереж [75-76]. Розглянемо представлену методику визначення параметру енергоспоживання.

При однотипній побудові оптичної транспортної мережі, визначити енергоспоживання можна за наступною формулою:

$$P_{e.c} = 2 \cdot P_{edge} + N \cdot P_o + K \cdot P_e + P_{transp} + P_{ROE} \quad (2.15)$$

де $P_{e.c}$ – загальне енергоспоживання мережі, P_{edge} – споживання електроенергії граничним вузлом, P_o і P_e – енергоспоживання проміжних вузлів без і з проміжним оптоелектронним перетворенням відповідно, N і K – кількість вузлів без і з проміжним оптоелектронним перетворенням, P_{transp} – затрата електроенергії на відкриття наскрізних каналів, P_{ROE} – затрата електроенергії на регенераційне обладнання. Далі описано, як визначають енергоспоживання вище описаних вузлів.

Вузол оптичної транспортної мережі є багаторівневою структурою: ядровий маршрутизатор, який виконує функції мережевого рівня OSI, обладнанням транспортної технології, яка виконує функції каналного рівня в нашому випадку технології OLS, DWDM обладнанням, яка виконує функції фізичного рівня для оптичних транспортних мереж оптичних каналів. Відповідно середнє енергоспоживання обладнанням відповідних рівнів визначаємо наступним чином:

$$f(x) = P_{node(Edge,O,E)}(P_{IP}, P_{t.l}, P_{DWDM}) \quad (2.16)$$

де P_{IP} – енергоспоживання обладнання IP рівня, $P_{t.l}$ – енергетичне споживання обладнання транспортного рівня, P_{DWDM} – енергетичне споживання DWDM рівня. На основі цих даних можна оцінити енергоефективність транспортної мережі.

Значення електроенергії (в Ватах) є відносно малим значенням, тому для зменшення похибки визначення цього параметру слід визначити, відносно якого блоку даних канального рівня буде здійснюватися обрахунок енергоефективності. Пропонується здійснювати розрахунок енергетичного споживання відносно блоку даних канального рівня, оскільки розрахунок відносно IP пакету не дасть змогу врахувати службову інформацію другого рівня, що вплине на кінцевий розрахунок параметру енергоефективності. Слід зазначити, що розмір блоку даних в технології OLS є змінним і відрізняється від статичних ієрархій, наприклад, технології OTN. Таким чином в даній роботі параметр енергоспоживання для досліджуваної мережі не є лінійно змінювальним, тому що довжина блоку змінюється нелінійно протягом дня. В результаті для визначення параметру енергоспоживання слід скористатись наступною формулою:

$$P_{bit} = \frac{P_{block}}{L_{block}} \quad (2.17)$$

де P_{block} – затрати електроенергії для передачі одного блоку даних, L_{block} – довжина блоку даних технології OLS.

Для граничних вузлів енергетичне споживання визначається наступним чином:

$$P_{edge} = P_{IP} + P_{tr.l} + P_{DWDM} \quad (2.18)$$

де P_{IP} – енергоспоживання споживання обладнання IP рівня, $P_{tr.l}$ – енергетичне споживання обладнання транспортного рівня, P_{DWDM} – енергетичне споживання DWDM рівня.

Наявність чи відсутність оптоелектронного перетворення на DWDM рівні говорить про тип комутації, а також режим передачі даних. При здійсненні оптоелектронного перетворення на проміжних вузлах вся інформація «піднімається» на верхній рівень для її обробки, а потім «опускається» вниз, де перетворюється в оптичний потік із використанням ROADMs. Відповідно енергетичне споживання проміжного вузла становить:

$$P_E = P_{IP} + 2 \cdot P_{tr.l} + 2 \cdot P_{DWDM} \quad (2.19)$$

де P_{IP} – енергоспоживання обладнання IP рівня, $P_{tr.l}$ – енергетичне споживання обладнання транспортного рівня, P_{DWDM} – енергетичне споживання DWDM рівня.

При відсутності проміжного оптоелектронного перетворення відкривається наскрізний канал передачі і блок даних не виходить із оптичного домену. Оскільки наскрізний канал відкривається на певний час, резервуються часові і спектральні ресурси мережі. Для його відкриття відсилається службові блоки даних, які резервуються спектральні та частотні ресурси мережі, оскільки наскрізний канал відкривається на певний час з певною смугою пропускання. Відповідно затрачена енергія на вузлі без оптоелектронного перетворення буде становити:

$$P_o = N_{служ} \cdot P_E + P_{sw} + 2 \cdot P_{DWDM} \quad (2.20)$$

де P_E – енергетичне споживання пристрою який обробляє службову інформацію, $N_{служ}$ – кількість блоків службового навантаження, P_{sw} – затрачена енергія оптичним комутатором, P_{DWDM} – енергетичне споживання DWDM рівня.

При оптичній комутації блок даних залишається в оптичному домені. На сьогоднішній день є багато технологій оптичної комутації. Енергоефективність таких пристроїв визначається:

$$P_{sw} = (P_s + P_{wc}) \cdot \frac{L_{block}}{V} \quad (2.21)$$

де P_s – затрата електроенергії оптичним комутатором за 1с, P_{wc} – затрата електроенергії оптичним хвильовим конвертором за 1 с. V – швидкість передачі.

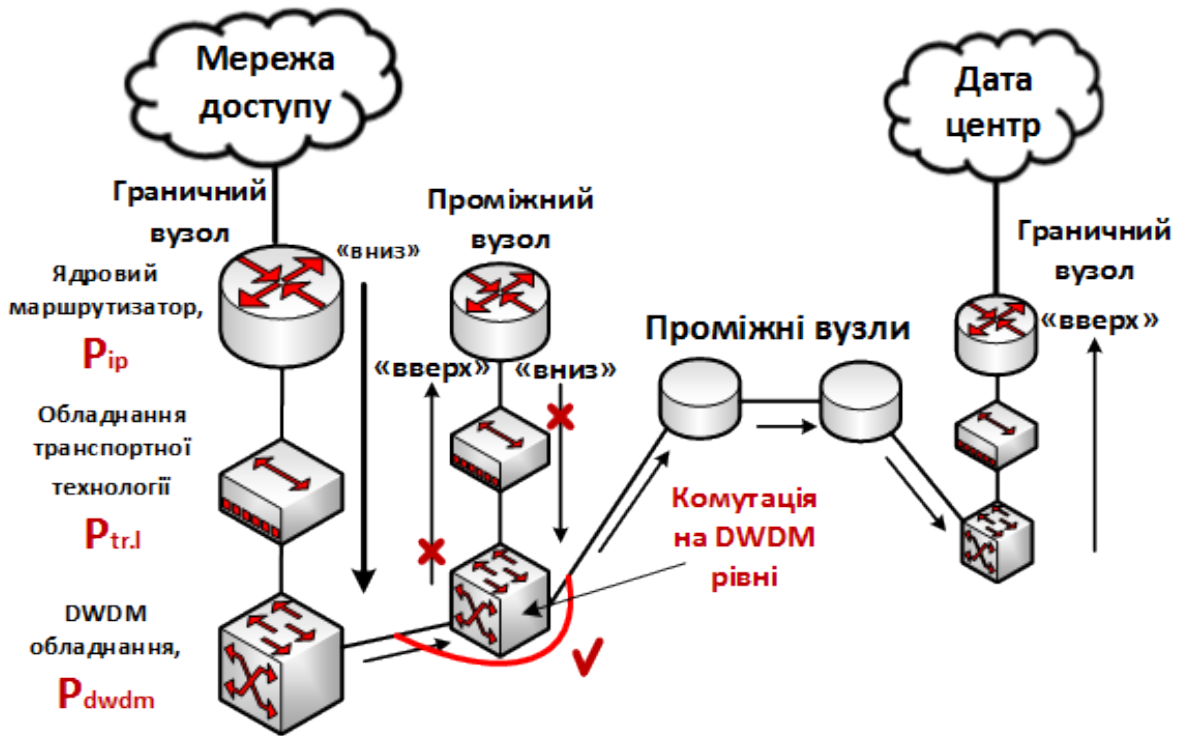


Рис. 2.15 Структура транспортної мережі для методики визначення параметру енергоспоживання

Повністю оптичні мережі передбачають залишення клієнтського навантаження в оптичному домені. Для регенерації оптичних сигналів використовуються оптичні підсилювачі типу EDFA і підсилювачі Раманівського. Однак, внаслідок впливу дисперсії, нелінійних ефектів та інших явищ в оптичному волокні необхідне використання так званих 3R електричних регенераторів. Відповідно дана методика враховує використання як оптичних підсилювачів та 3R регенераторів, звідки визначаємо затрату електроенергії на один блок даних:

$$P_{ROE} = \frac{L_{block}}{V} \cdot (Q \cdot P_o + T \cdot P_{3R}) \quad (2.22)$$

де Q – кількість використаних оптичних підсилювачів від пункту A до пункту B , T – кількість використаних 3R регенераторів від пункту A до пункту B , P_o – затрата електроенергії оптичним підсилювачем за одиницю часу, P_{3R} – затрата електроенергії електричним регенератором за одиницю часу.

Визначений параметр енергоспоживання оптичної транспортної мережі для відповідного моменту часу є вхідним параметром для вектора FE GNN. Тобто управління інфокомунікаційними потоками здійснюється із врахування даного параметру.

На рисунку 2.16 представлено досліджувану топологію мережі для розробленого методу управління інфокомунікаційними потоками із використанням GNN. Дана топологія вибрана, тому що топологія кілець є популярним рішенням для транспортних оптичних мереж.

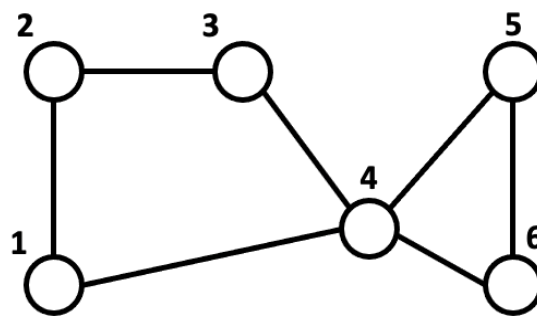


Рис. 2.16 Досліджувана топологія оптичної транспортної мережі

Вузли 1-3 знаходяться у житловому районі міста, 5-6 у бізнес частині міста, 4 – проміжний вузол між двома районами. Колір вузла визначає завантаженість вузла – темніший колір визначає завантаженість поточного вузла. Передача даних по кільцях може здійснюватися у двох напрямках.

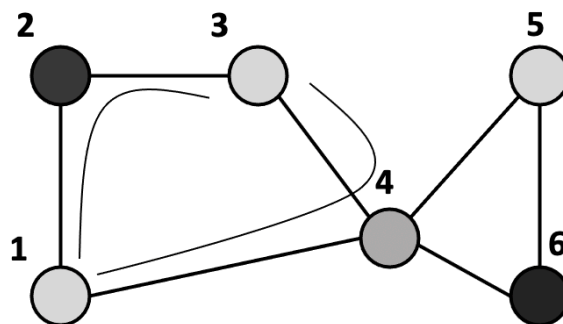


Рис. 2.17 Завантаженість вузлів і побудова альтернативних шляхів передачі даних

Припустимо, що вузол 1 хоче передати інформацію до вузла 3 по маршруту 1-2-3 проте в даний момент часу вузол 2 перевантажений. Є можливість побудувати альтернативний маршрут 1-4-3. Проте вузол 1 має дізнатись певним чином про завантаженість цього вузла. У представленій архітектурі (див. рис. 2.4) роль площини управління здійснює SDN контролер, який власне має повідомити вузли мережі, що певний домен мережі є перевантажений в певний момент часу. Таким чином алгоритм на базі GNN має повідомити вузли про стан інших вузлів для корекції маршрутизації.

На рис. 2.18 представлено алгоритм управління інфокомунікаційними потоками транспортної мережі, що здійснює модифікації маршрутів на базі вхідних даних вектора FE – мережевих параметрів. Оскільки даний алгоритм може працювати на SDN контролері, то відповідна інформація про вузли і канали зв'язку передається на цей контролер для певного часу dt . Фактично, такими параметрами є динаміка розподілу IP пакетів (голосу, відео, M2M та ін.) для вузла, завантаженість CPU та RAM, завантаженість оптичного лінійного тракту і т.п. Як було зазначено вище, особливістю даного алгоритму є те, що в якості ще одного значення FE параметру використовується параметр енергоспоживання. Параметр енергоспоживання визначається як кількість затраченої енергії на вузлі чи каналі зв'язку протягом часу dt . Цей параметр визначається теоретично із використанням розробленої методики на базі реального енергоспоживання пристроїв. Це виконується таким чином, тому що час dt може змінюватись. Виробники апаратного забезпечення не забезпечують відповідним API для отримання поточного енергоспоживання.

Як тільки SDN контролер отримав мережеві параметри із використанням протоколу OpenFlow, дані про стан мережі із інтервалом dt , відбувається генерація параметрів FE для GNN. Також проходить етап нормалізації даних параметрів FE. Матриця суміжностей мережі є відомою і приймається, що вона не змінюється. Тому на вхід нейронної мережі поступає три параметри:

- матриця суміжностей представленої мережі;

- FE вузлів;
- FE ліній зв'язку.

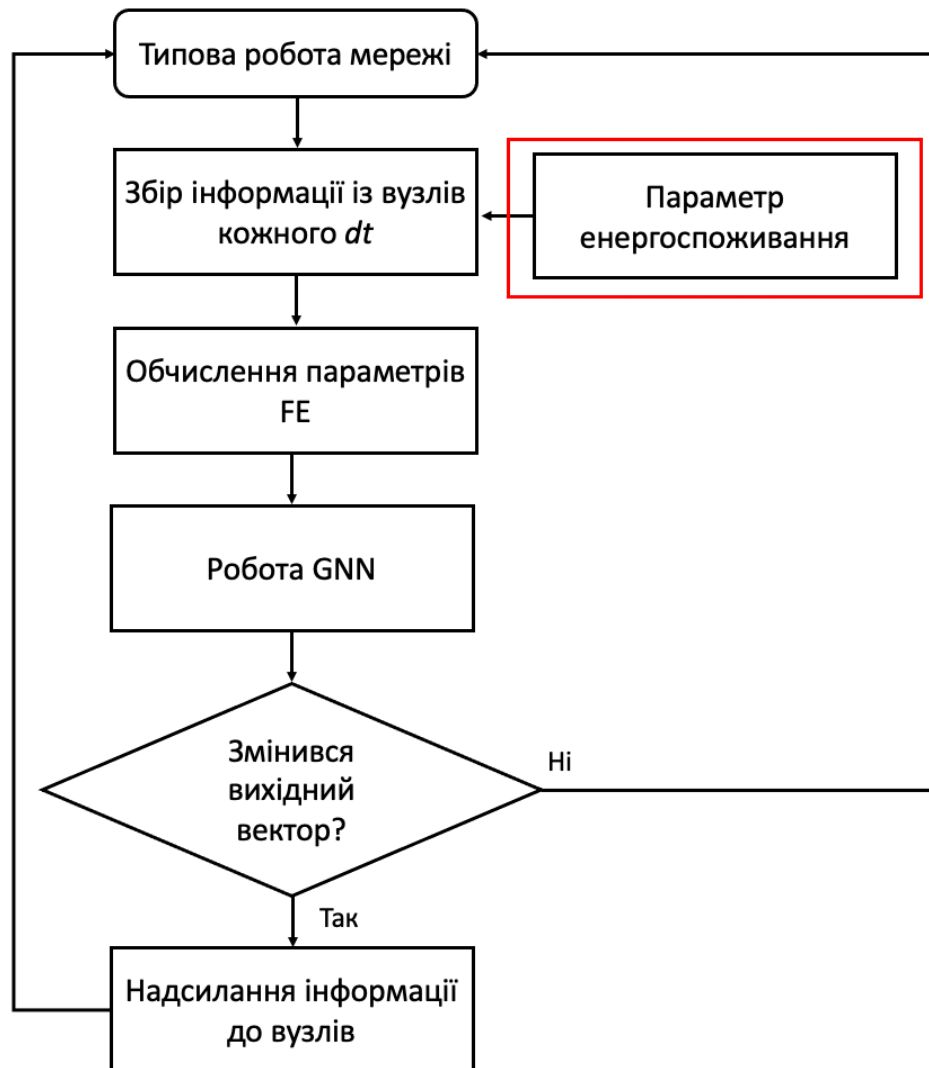


Рис. 2.18 Алгоритм модифікацій маршрутів в оптичній транспортній мережі.

При достатньому наборі даних відбувається тренування GNN. Якщо якість натренованої GNN відповідає необхідним параметрам, то відповідно відбувається розгортання інстансу нейронної мережі на SDN контролері згідно схеми рис 2.6. Мітки GNN - є певний вектор станів, який відображає фактично стан цілої мережі. Тобто з однієї сторони вектор FE, який використовується для тренування GNN відображає стан мережі в певний момент часу dt , а вектор міток із іншої сторони відображає дію на цей стан. В розробленому алгоритмі

GNN допомагає зменшити мережевий параметр затримки із врахуванням параметру енергоспоживання.

Відповідно GNN повертає вектор даних про кожен вузол. Якщо наприклад вихідний вектор $[0, 0, 0, 0, 0, 0]$ (кількість значень відповідає кількостям вузлів) змінився на $[0, 1, 0, 0, 0, 0]$ це означає що стан другого вузла змінився і слід скоригувати маршрутизацію через цей вузол на час коли вихідний вектор GNN не зміниться на $[0, 0, 0, 0, 0, 0]$. Тобто SDN контролер повідомляє кожен вузол про стан мережі і відповідно зміна вихідного вектора говорить про зміну стану для вузлів одержувачів.

2.4 Алгоритм агрегації корисного навантаження на граничному вузлі оптичної транспортної мережі із використання глибоких нейронних мереж

Сучасні телекомунікаційні мережі із розподіленою архітектурою та обмеженими обчислювальними потужностями не були розроблені, щоб справлятися з аналітикою даних та машинним навчанням. Відповідно до [77], мережа ІМТ-2020 необхідна для підтримки різноманітних послуг, заснованих на уніфікованому та наскрізному контролі якості обслуговування QoS. Щоб відповідати таким вимогам, алгоритмам на базі нейронних мереж необхідні вхідні дані, які слід збирати з обладнання користувача, мережі доступу та ядра мережі.

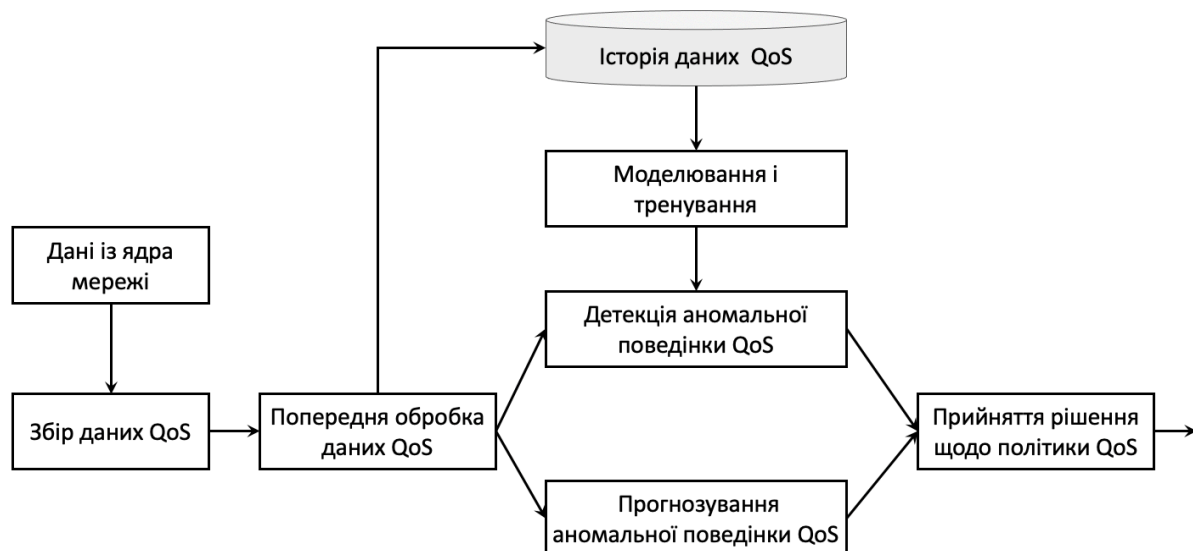


Рис. 2.19 Блок схема алгоритму визначення політики QoS щодо блоків даних

Відповідно до стандартів ІТU-Т [77-78], механізм управління мережею ІМТ-2020 повинен виявити будь-яку невідповідність параметрів обслуговування QoS і великі аномалії та виконувати процес управління, спрямований на виконання відповідних параметрів обслуговування. З іншого боку, гарантія параметрів QoS визначена в [79] повинна бути визначена як ступінь впевненості, що відповідний мережевий процес відповідає досягненню відповідних цілей. Виходячи з цих міркувань, для забезпечення необхідних параметрів обслуговування розроблена функціональна модель, показана на малюнку 2.19, як спосіб отримання гарантій якості обслуговування на основі машинного навчання.

Іншим важливим параметром в оптичній транспортній мережі є розмір транспортного модулю каналного рівня. В історії технологій каналного рівня від технологій АТМ до ОТN були різні політики щодо розміру блоків даних. Фактично вони змінювались від ієрархії швидкостей передачі даних. Проте, наприклад, АТМ надавала перевагу фреймам невеликого розміру по відношенню до блоків технологій SDN чи ОТN [3-4]. Це в свою чергу могло призвести до підвищення якості обслуговування через швидкий час обслуговування такого фрейму. Проте, в години найбільшого навантаження це

могло призводити до перевантаження вузлів мережі. Альтернативним методом є динамічно змінювальний розмір блоку даних, який є більш гнучким для телекомунікаційних мереж.

Розроблено алгоритм агрегації навантаження технології OLS із використанням глибоких нейронних мереж [80-82]. Ключовим алгоритмом на базі якого була здійснена розробка є алгоритм агрегації корисного навантаження на граничних вузлах технологій OBS, який був розроблений в роботі [83] – див. рис. 2.20.

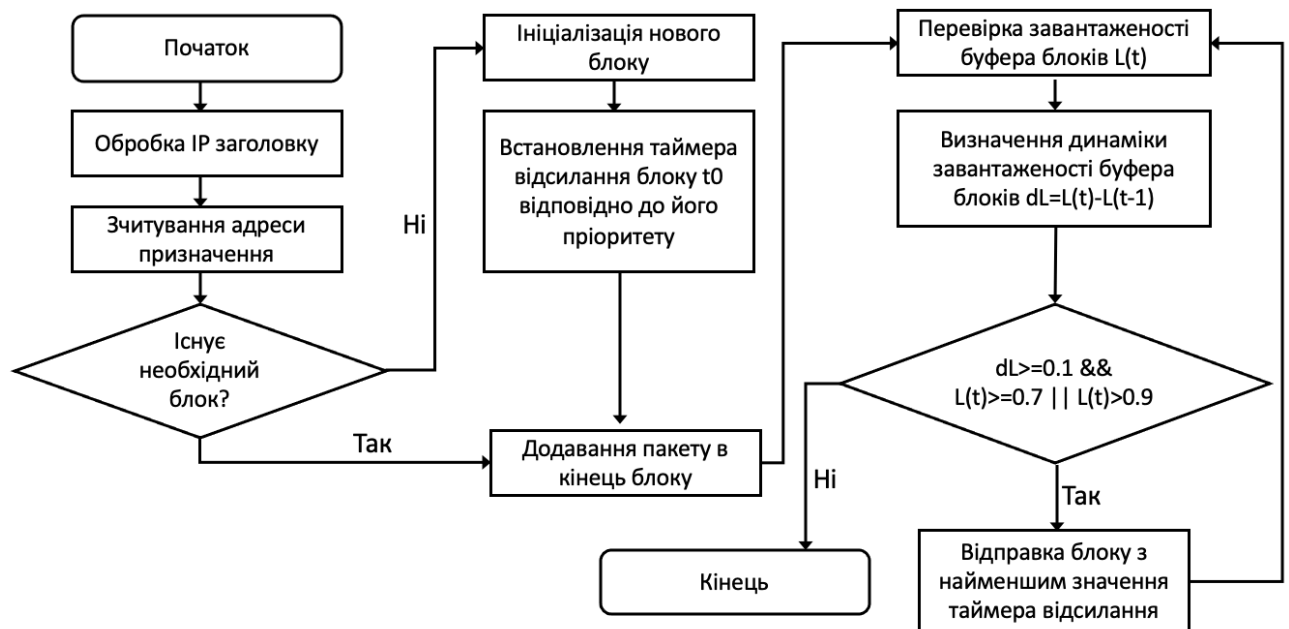


Рис. 2.20 Алгоритм агрегації трафіку представлений у роботі [76]

Ключовим параметром в цьому алгоритмі є кількість IP пакетів, які входять в транспортний модуль. Це означає, що кількість пакетів в блоці визначається часом t - час на формування блоку, який залежить від пакета із найвищими параметрами QoS – див. рис. 2.19. Наприклад, якщо в блоці знаходиться пакет із високими вимогами параметрів QoS, то відбувається перегляд розміру блоку даних і відсилання його із меншою кількістю пакетів. Це призводить до збільшення кількості службової інформації в мережі, а також до зменшення ефективності використання спектральних ресурсів оптичних

каналів [84-85]. Тому власне удосконалений алгоритм агрегації трафіку на базі глибокої нейронної мережі буде відповідати за динамічне коригування довжини транспортного модулю із підтримкою необхідних параметрів QoS.

Розроблений алгоритм агрегації корисного навантаження на базі нейронних мереж дає можливість врахувати практично безліч кількості мережевих параметрів для оптимального визначення блоку даних технології OLS. Проте такий підхід є нераціональним, оскільки вимагатиме надлишкових витрат для збору і зберігання навчальних даних, а також великих витрата при тренуванні нейронних мереж. Таким чином важливо визначити, які ж параметри будуть важливі для вектора FE глибокої нейронної мережі даного алгоритму. Одним із таких параметрів є параметр затримки блоків із спільною адресацією - параметр обслуговування QoS звичайних IP пакетів. Цей параметр є важливим, оскільки дозволяє скорегувати розмір блоку даних OLS не тільки по інтенсивності вхідного трафіку та його розподілу, а також згідно параметрів обслуговування.

На рис. 2.21 представлено алгоритм агрегації навантаження для технології OLS базуючись на параметрах QoS, а також приросту завантаженості і вхідної інтенсивності трафіку. Перш за все відбувається ініціалізація створення нового блоку даних. Далі, базуючись на відповідному векторі FE глибока нейронна мережа прогнозує розмір блоку даних технології OLS. Наступним кроком IP пакети добавляються в кінець блоку як стек. Здійснюється визначання параметрів завантаженості і приросту навантаженості. Якщо завантаженість блоку даних є більшою за 70% і приріст завантаженості кожного часу dt є більшим, ніж 10% то відповідно завершується формування блоку даних і відповідно здійснюється надсилання блоку даних OLS у канал зв'язку. Якщо завантаженість блоку даних становить більше 90%, то відповідно здійснюється завершення формування блоку даних і відбувається надсилання блоку даних OLS. Якщо обидві умови не виконались, то відповідно здійснюється наповнення пакетами блоку даних OLS.



Рис. 2.21 Частина алгоритму агрегації трафіку на граничному вузлі на базі ML

Важливим параметром в даному алгоритмі є врахування параметрів QoS кожного IP пакета. Тобто, якщо формування блоку даних призводить до суттєвої затримки пакетів, які є чутливими до затримки, то робота такого алгоритму вважається невалідною. З іншої сторони формування блоку даних може не призвести до суттєвої затримки пакетів, якщо алгоритм здійснив агрегацію даних «впритик». Таким чином необхідний механізм, який би дозволив оцінити роботу даного алгоритму з точки зору параметрів якості обслуговування QoS.

Базуючись на архітектурі системи, представленої на рис. 2.4-2.5, здійснюється відсилання інформації про успішність надсилання блоку даних. Оскільки за одиницю часу здійснюється передача терабіт інформації, то доцільно здійснити передачу даних до SDN контролера лише про ті блоки, які

були не успішно передані з точки зору якості обслуговування QoS. Також важливим параметром, який допоможе здійснити реформування довжини блоку технології OLS є тривалість формування блоку. Корекція розмірів блоків даних здійснюється із використанням алгоритму представленого на рис. 2.19.

Важливою складовою для прогнозування розміру блоку транспортного модулю безпосередньо самою глибокою нейронною мережею є вектор FE. У якості нормалізованих параметрів характеристик FE пропонується використовувати наступні значення:

- Завантаженість CPU граничного вузла;
- Завантаженість RAM;
- Максимальні і мінімальні значення параметрів обслуговування QoS;
- Динаміка пакетів протягом дня (голосу, відео, даних);
- Значення прогнозованого розміру блоку даних для попередніх ітерацій n ;
- id вузла одержувача;
- топологію мережі (матриця суміжності);
- та інші.

Глибока нейронна мережа вибрана в якості ключового елемента розробленого алгоритму агрегації трафіку через певний ряд її переваг. По-перше, глибока нейронна мережа може приймати практично будь-які параметри на вхід, що є характеристикою, яка добре вписується у великий набір мережевих параметрів граничного вузла. По-друге, такі нейронні мережі можуть бути оптимізовані із точки зору кількості прихованих нейронів і шарів, що в умовах великої кількості моделей дозволить побудувати оптимальну модель. В умовах наявності 50-60 вузлів в оптичній транспортній мережі, де кожен із них являється в тому числі і граничним, мінімальний час тренування, тестування і оновлення відповідних нейронних моделей є важливим.

Такі параметри як завантаженість CPU і RAM дають лінійну залежність щодо визначення довжини блоку транспортного модулю, а власне лінійну

регресію. Параметри QoS та динаміка пакетів дозволяє отримати інформацію про типи трафіку і вимоги щодо їх обслуговування. Тобто ці параметри описують нелінійну характеристику визначення довжини транспортного модулю. Ід вузла одержувача та топологія мережі (матриця суміжності) дозволяє скорегувати розміри транспортного модулю OLS із врахування особливості структури мережі. Тобто, якщо вузол одержувач фізично знаходиться далі, то слід зменшити час формування блоку даних для зменшення кінцевої затримки вузла. Всі ці параметрами є вектором FE для тренування відповідних нейронних мереж вузлів.

Модель збору тренування і тестування таких нейронних мереж повинна відповідати архітектурі представленої на рис. 2.4-2.5. Тобто, на зібраних реальних значеннях параметрів оптичної транспортної мережі формується вектор FE для даного алгоритму в ізольованому домені. Коли тренування відповідної глибокої нейронної мережі дає отриманий результат в ізольованому домені, вона переміщується у хмару зберігання моделей. Вузол, отримавши інформацію про появлення файлу моделі нейронної мережі із вищою версією, здійснює скачування відповідного файлу і замінює поточну нейронну мережу для даного алгоритму агрегації.

Висновки до 2-го розділу

Запропоновано концептуальну модель програмно-конфігурованої оптичної транспортної мережі, яка забезпечує необхідну інфраструктуру для підтримки розроблених інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками. Дана інфраструктура забезпечує і описує правила збору інформації для тренування, тестування і розгортання відповідних моделей інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками. Розроблений алгоритм визначає необхідні стани мережі, які потребують додаткового збору інформації, здійснює перетренування і тестування відповідних моделей. Представлено

механізм роботи із резервними сховищами моделей на випадок помилок даних моделей і відповідно оновлення їх на вузлах мережі.

Розроблено алгоритм визначення станів мережі на базі кластерних методів ML алгоритмів k-means та c-means. Даний алгоритм дозволяє побудувати послідовність подій, які дають змогу спрогнозувати із певною ймовірністю наступання наступної події мережі. Такий підхід дає змогу більш комплексно підійти до управління інфокомунікаційними потоками і врахувати одночасно більшу кількість мережевих параметрів. Визначено, що перехід адміністрування від безпосередньо параметрів до послідовностей певного набору кластерів, дають змогу зменшити кількість помилок, яку здійснює адміністратор мережі.

Удосконалено метод агрегації корисного навантаження на граничних вузлах оптичної транспортної мережі із використанням глибоких нейронних мереж. Даний підхід базується на врахуванні «історії» поведінки трафіку протягом дня, розміру блоку даних протягом n ітерацій. Такий підхід дозволив зменшити кількість службового навантаження при невеликій втраті пакетів із забезпеченням необхідних параметрів обслуговування. Доведено, що зменшення кількості службової інформації призводить до зменшення енергетичного споживання проміжного вузла за рахунок зменшення відсотку використання центрального процесору вузла.

Набув подальшого розвитку алгоритм інтелектуального управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж. Розроблений алгоритм на відмінну від існуючих дозволяє врахувати як ще один елемент FE параметр енергоспоживання. Представлена математична модель визначення параметру енергоефективності. Використання графових нейронних мереж, як спосіб представлення роботи оптичної транспортної мережі враховує особливості побудови архітектури мережі, мережеві параметри вузлів та каналів зв'язку.

РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ ІНФОКОМУНІКАЦІЙНИМИ ПОТОКАМИ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ І МАШИННОГО НАВЧАННЯ

3.1 Структурно-функціональна схема імітаційної моделі оптичної транспортної мережі із елементами інтелектуального управління

Для дослідження представлених методів та алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками було розроблено імітаційне програмне забезпечення, яке представлено на рис. 3.1. Дана модель складається із наступних частин:

- Вхідні дані моделювання;
- Моделювання мережі;
- Елементи методу управління інфокомунікаційними потоками із використанням GNN;
- Елементи алгоритму агрегації транспортних блоків OLS на граничному вузлі із використанням глибоких нейронних мереж.

Вхідні дані для моделювання складаються із відповідних частин, які використовуються для відповідних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками мережі. В моделі використовується телекомунікаційний трафік, який згенерований на базі наступних параметрів:

- Район перебування імітаційного вузла;
- Пору доби;
- Динаміка розподілу пакетів в залежності від пори доби;
- Динаміка розподілу інтенсивності в залежності від пори доби;
- Топологія мережі (матриця суміжностей).

Район перебування імітаційного вузла, а також пора доби безпосередньо впливають на динаміку розподілу трафіку вузла. Топологія мережі дозволяє сформувати маршрутизацію передаваного трафіку і правила комутації. Крім того, топологія має важливе значення для алгоритму керування інфокомунікаційними потоками для прийняття рішення, яке базується на місцезнаходженні вузла у мережі.

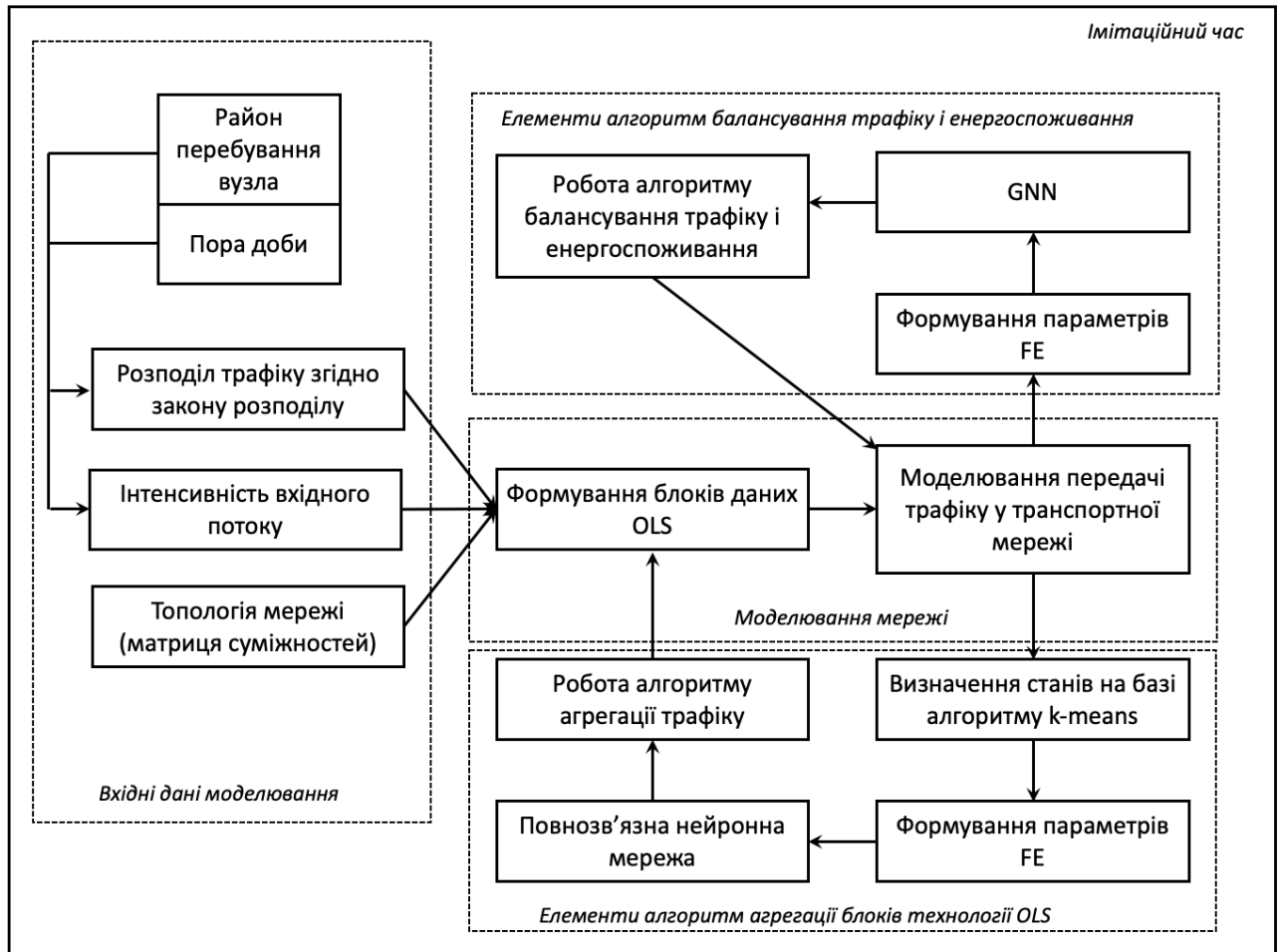


Рис. 3.1 Структурна схема імітаційної моделі

На базі змодельованого трафіку в розробленому імітаційному програмному забезпеченні відбувається імітація передавання його по мережі заданої топології. Далі відбувається обчислення параметрів FE для відповідних алгоритмів або визначення станів на базі ML алгоритмів k-means чи c-means. Коли відбувся збір необхідних параметрів FE, відбувається тренування відповідних моделей

інтелектуальних алгоритмів. Після завершення процедури тренування відбувається перевірка натренованих моделей мережі для відповідних алгоритмів. Тобто відбувається перевірка наскільки ефективно працюють алгоритми і яку кількість помилок допускають алгоритми на базі нейронних мереж чи ML. Якщо результати моделювання є не вдалимими, то відповідно здійснюється зміна параметрів моделювання або виявляється причина таких результатів.

На рис. 3.2 представлено скріншот Jupyter Notebook, що є середовищем моделювання. Мовою програмування є Python 3, на якій написана основна логіка генерації трафіку і робота мережі. Для тренування відповідних моделей нейронних мереж і ML алгоритмів використано бібліотеки sklearn, tensorflow 2.0, FCM, spectral та ін.

Параметри енергоспоживання, які використовуються у алгоритмах оптимізації енергоспоживання мережі, також обчислені на базі згенерованого трафіку. Важливо, що параметри енергоспоживання окремо визначаються для лінії зв'язку і також для вузла мережі.

Кількість тренувальних епох а також розмір партій тренування (batch size) визначалося вручну для кожного алгоритму окремо до отримання результатів.



```
simulation_states_kmeans Last Checkpoint: 08.01.2021 (autosaved)
File Edit View Insert Cell Kernel Widgets Help Trusted Python 3
number_of_days = 30
number_of_hour = 23

# відео, голос, дані - розміри пакетів у бітах
length_of_ip_package = [1000, 500, 100]
print('end')

start
end

In [316]: # розподіл трафіку
print('start')
sleep_area = pd.read_csv('bisnes_area.csv')
sleep_area.drop('hours', inplace=True, axis=1)
sleep_area = sleep_area.to_numpy()

dist_law = sleep_area
print('end')

start
end

In [317]: # генерація трафіку 1
print('start')
main_simulation_data = []

while number_of_days > 0:

    number_of_hour = 23
    while number_of_hour >= 0:

        number_of_minutes = 60
        sum_package = 0
        while number_of_minutes >= 0:
            package = random.uniform(0, 1)

            package = 0
```

Рис. 3.2 Середовище розробки Jupyter Notebook

3.2 Аналіз та генерація трафіку інформаційно-телекомунікаційної мережі

Трафік в мережі володіє поведінкою, що змінюється протягом дня, а також його зміна залежить від розміщення телекомунікаційних вузлів у бізнес чи житлових районів міста. Наприклад, в бізнес районі вдень переважають відео і голосові дзвінки, притому спостерігається висока активність передачі даних. Вночі в такому районі переважають статичний трафік від відеокamer, дзвінків охорони і т. п. Спостерігаються скачки трафіку під час перезмінки, а також під час обідньої перерви. Для житлового району трафік динамічно змінюється протягом доби, проте ввечері спостерігається великий скачок відеоконтенту (див. рис.3.1). Описувана поведінка є типовою для робочих днів для двох районів міста. В таблицях 3.1-3.2 і рис. 3.3 представлено на основі даних для житлових і бізнес районів міста. Ці розподіли були отримані в місцевого телекомунікаційного оператора міста Львова.

Таблиця 3.1

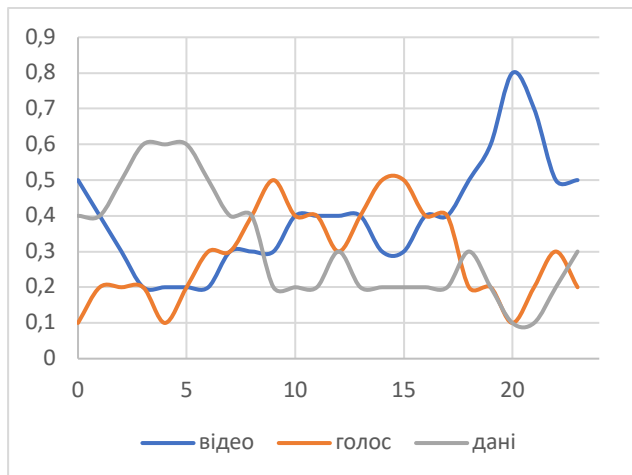
Агрегована динаміка розподілу трафіку для житлового району

Тип трафіку/година	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
відео	0,5	0,4	0,3	0,2	0,2	0,2	0,2	0,3	0,3	0,3	0,4	0,4
голос	0,1	0,2	0,2	0,2	0,1	0,2	0,3	0,3	0,4	0,5	0,4	0,4
дані	0,4	0,4	0,5	0,6	0,7	0,6	0,5	0,4	0,4	0,2	0,2	0,2
Середня завантаженість вузла, %	30	20	10	10	20	30	35	40	40	50	40	50
Тип трафіку/година	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
відео	0,4	0,4	0,3	0,3	0,4	0,4	0,5	0,6	0,8	0,7	0,5	0,5
голос	0,3	0,4	0,5	0,5	0,4	0,4	0,2	0,2	0,1	0,2	0,3	0,2
дані	0,3	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,3	0,2	0,1	0,1	0,2	0,3
Середня завантаженість вузла, %	60	60	65	50	50	70	75	75	65	60	45	35

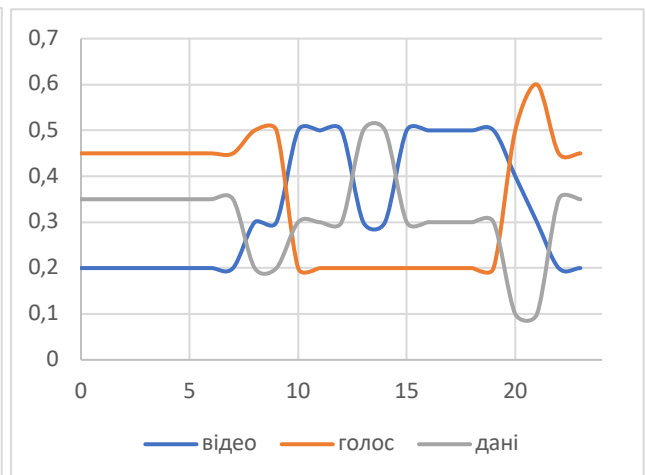
Таблиця 3.2

Агрегована динаміка розподілу трафіку для бізнес району

Тип трафіку/година	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
відео	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,3	0,3	0,5	0,5
голос	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,45	0,5	0,5	0,2	0,2
дані	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,35	0,2	0,2	0,3	0,3
Середня завантаженість вузла, %	30	20	10	10	20	30	35	40	40	50	60	60
Тип трафіку/година	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
відео	0,5	0,3	0,3	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,4	0,3	0,2	0,2
голос	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2	0,5	0,5	0,45	0,45
дані	0,3	0,5	0,5	0,3	0,3	0,3	0,3	0,3	0,1	0,2	0,35	0,35
Середня завантаженість вузла, %	65	50	50	70	75	75	65	50	60	60	45	35



а)



б)

Рис. 3.3 Динаміка трафіку по годинах для а) – житлового району, б) – бізнес району

3.3 Моделювання та дослідження методу визначення та прогнозування станів мережі та збору даних для тренування та тестування інтелектуальних алгоритмів управління

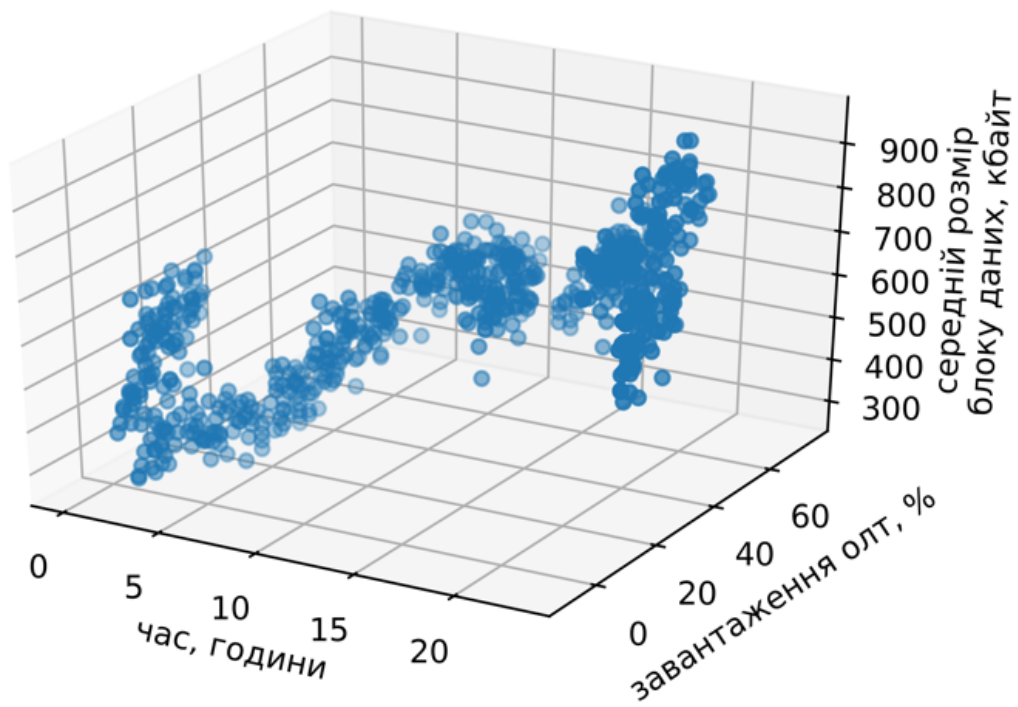
На базі представленої динаміки розподілу трафіку згенеровано досліджуваний трафік оптичної транспортної мережі для обох районів міста. Як було описано вище, запропонований алгоритм визначення станів мережі може працювати практично із будь-яким набором мережевих параметрів. Таким чином це дозволяє гнучко управляти даним алгоритмом для отримання необхідного результату. Такими параметрами в роботі вибрано:

- час доби (поточний датастемп);
- завантаженість центрального процесора вузла;
- завантаженість RAM;
- навантаження вхідного навантаження вузла;
- середній розмір блоку OLS за час dt ;
- розподіл пакетів відео, голосу, даних для яких цей вузол є кінцевий;
- параметр енергоспоживання;
- та інші.

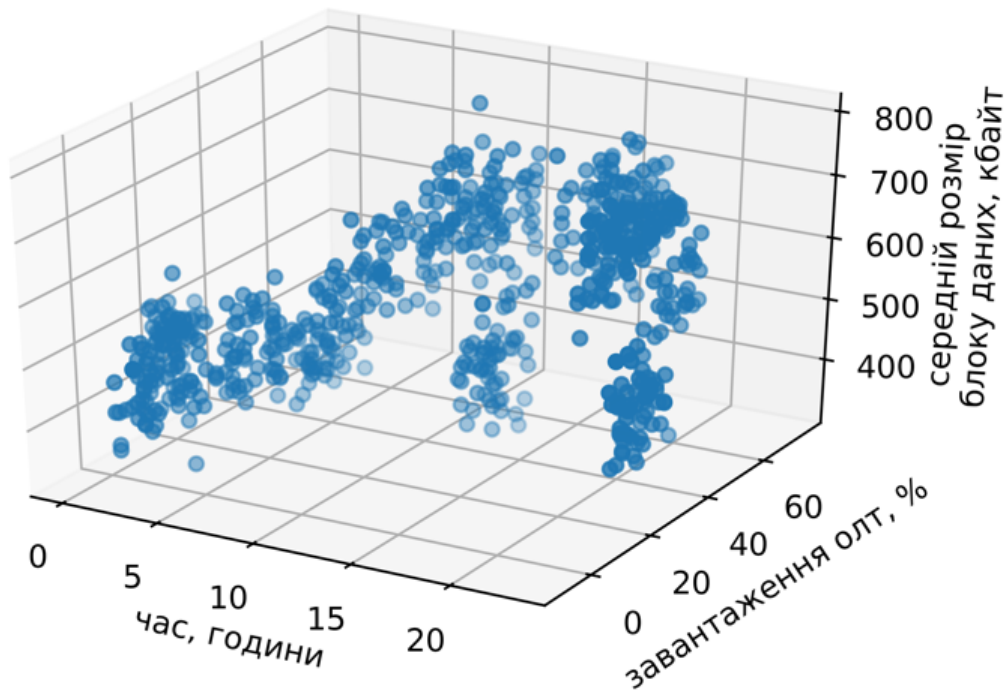
На рис 3.4 представлено змодельований трафік оптичної транспортної мережі в залежності від трьох параметрів:

- часу доби;
- завантаженості оптичного лінійного тракту (ОЛТ) і вузла;
- середнього розміру блоку даних OLS за час dt ;

Даний розподіл параметрів (див. рис. 3.4) змодельований на макро рівні із часом аналізу 5 хвилин без різких стрибків трафіку. Із результатів моделювання видно яким чином змінюється розмір блоку OLS при зміні динаміки трафіку протягом дня. Значний вплив має відео трафік – найбільший розмір IP пакету належить власне до відео трафіку. Також спостерігається спад трафіку протягом обіду в бізнес районах.



а)



б)

Рис 3.4 Динаміка змодельованого трафіку (час доби, завантаження вузла, середній розмір блоку даних) для а) житлового району б) бізнес району

На рис. 3.5 представлено перерізи відповідних параметрів графіків рис 3.5. Ці графіки представлені для більш наглядного розуміння кластерного підходу алгоритму та визначення стану оптичної транспортної мережі.

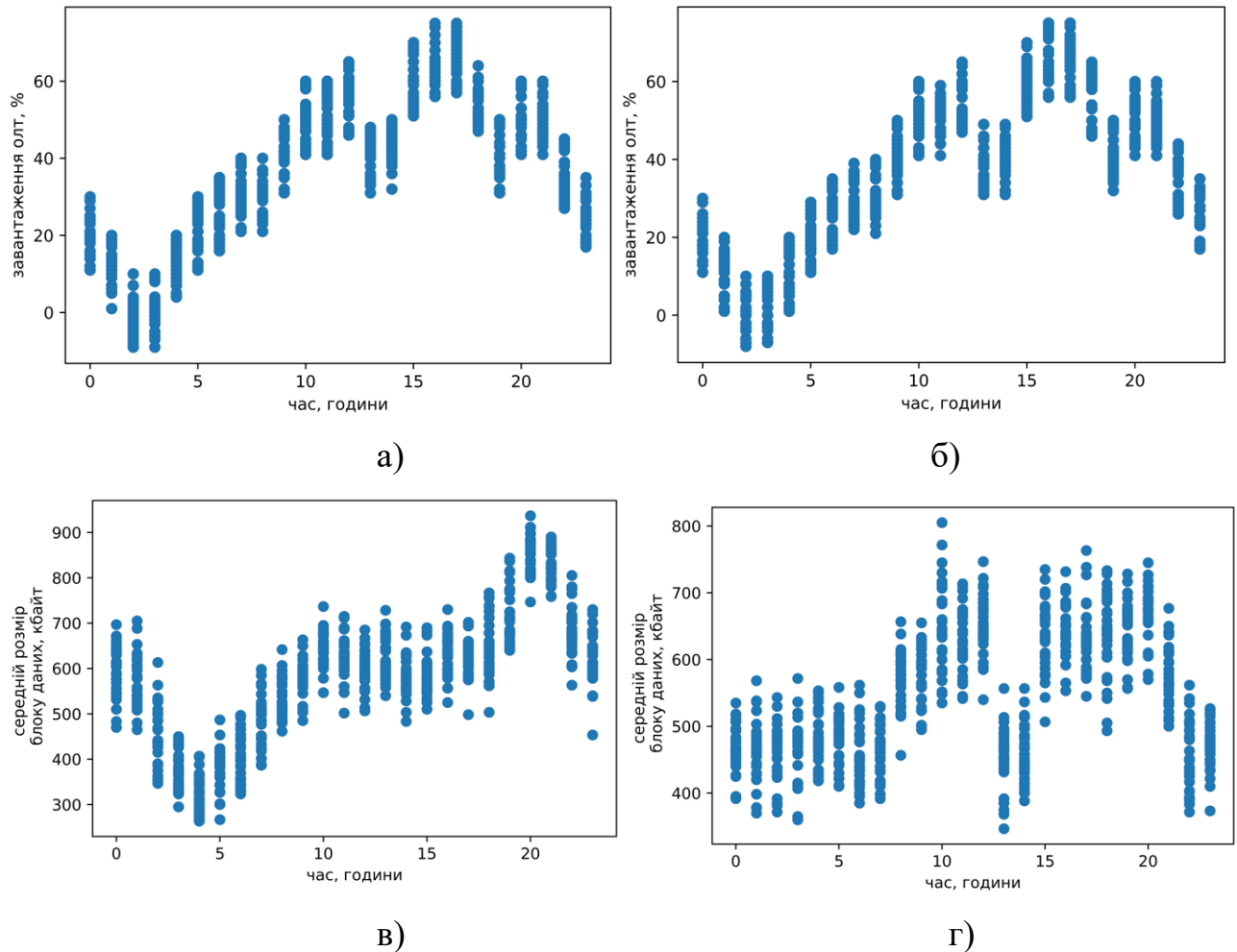


Рис 3.5 Змодельований трафік для а, в – житлового, б,г – бізнес районів

Як видно із графіків 3.4 і 3.5 спостерігаються певні залежності протягом доби. Тобто поведінка трафіку відрізняється в різні години дня і є самоподібною протягом тривалого періоду. Це дає підстави вважати, що поведінку трафіку можна розбити на деякі групи (кластери) для відстежування і прогнозування стану роботи мережі. Для визначення кількості необхідних кластерів (станів) використовується кластерний аналіз, так званий метод ліктя –

евристика, що використовується при визначенні кількості кластерів у наборі даних.

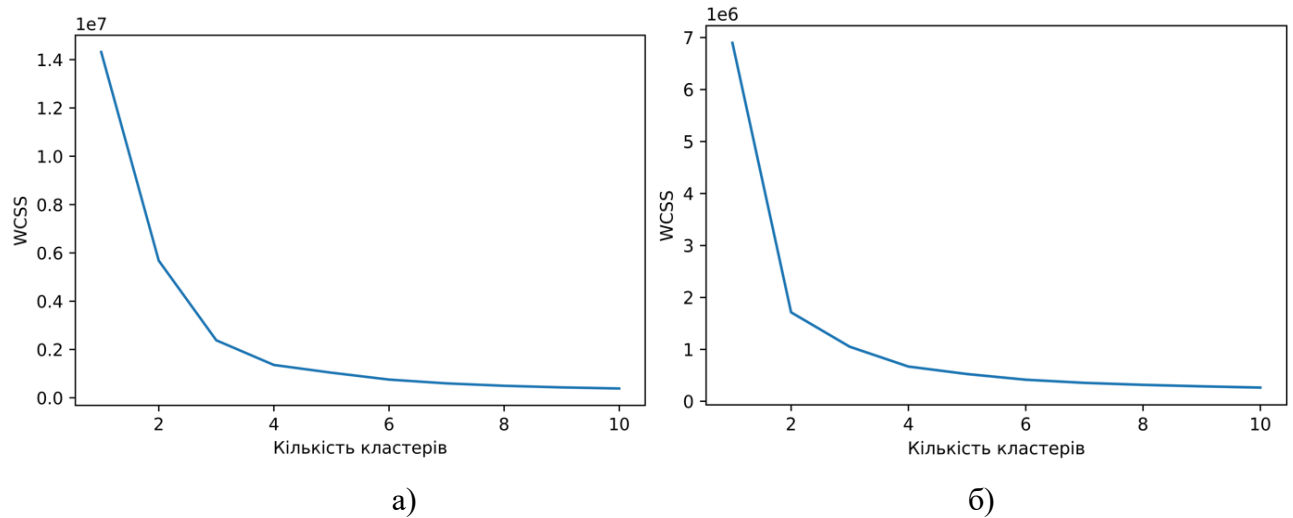


Рис. 3.6 Результат суми квадратів відстаней кожного елемента кластера до центроїда від кількості кластерів для а) житлового району б) бізнес району

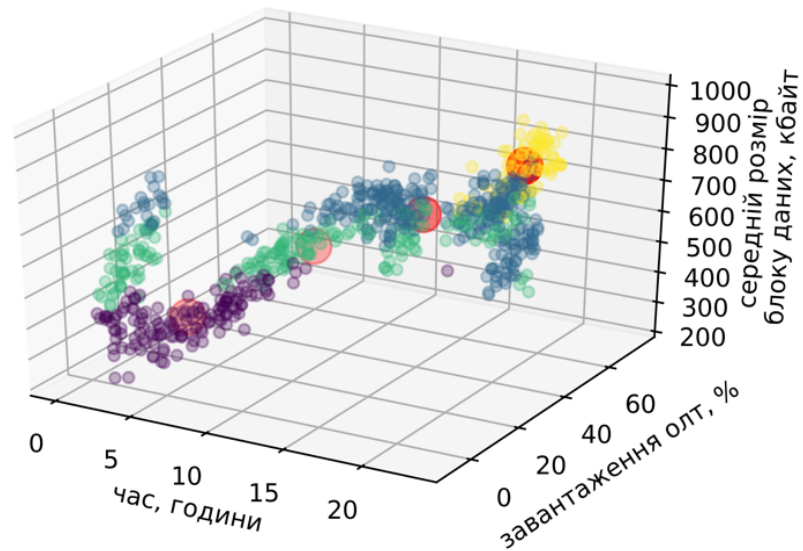
На рис. 3.6. представлено результати суми квадратів відстаней кожного елемента кластера до центроїда від кількості кластерів. Такий метод дозволяє наочно визначити оптимальну кількість кластерів k-means ML алгоритму. Кількісні результати даного методу представлені на таблиці 3.3.

Таблиця 3.3.

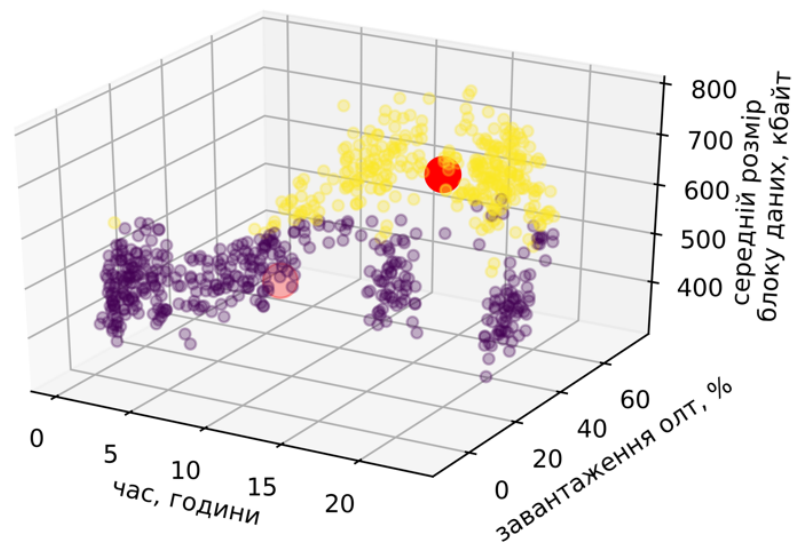
Усереднені суми квадратів відстаней кожного елемента кластера до центроїда від кількості кластерів

Кількість класетрів	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Значення wcss (житлови й район)	14212278	5744096	2607654	1531987	1020599	809580	631296	518958	450004
Значення wcss (бізнес район)	7031055	1759134	1045449	686906	522416	430314	362431	311193	282380

На базі вище отриманих даних і змодельованого трафіку бачимо, що оптимальна кількість кластерів для житлового району становить 4, а для бізнес району 2. Результати розподілу по кластерах представлені на рис. 3.7. Червоний круг позначає центроїд відповідних кластерів.



а)



б)

Рис 3.7 Розподіл кластерів для а) житлового і б) бізнес районів

Як видно із отриманих результатів, що для житлового району розподіл відбувається згідно годин доби:

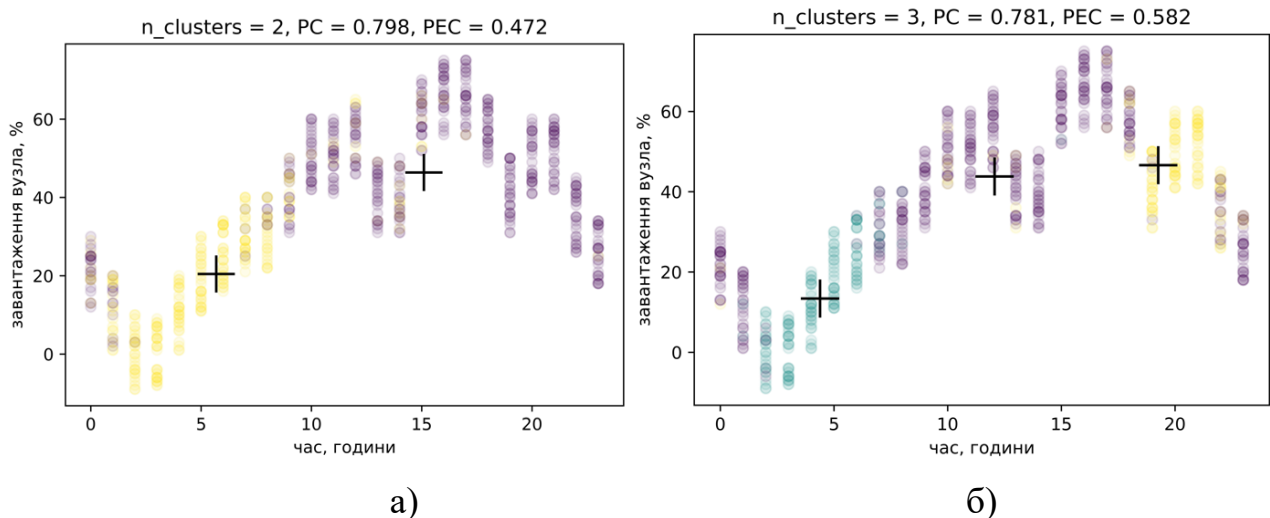
- пізня ніч і ранок (2-8 години);

- пізній ранок (8-10);
- обід і пізній вечір (10-16 і 22-2 години);
- вечір (16-22).

Для бізнес району спостерігається розподіл на два кластери, які по факту визначають навантаження у робочий і неробочий (ніч і обід) час.

Виходячи із результатів ML-алгоритму c-means дозволяє отримати нечітку кластеризацію великих наборів даних, що дозволяє більш коректно визначити об'єкти на границях кластерів. Для більш точної валідації результатів було використано попередньо змодельований трафік оптичної транспортної мережі. В даному дослідженні із використанням алгоритму c-means наголошується, що власне використання такого методу дозволить уникнути від можливих помилок інтелектуальних алгоритмів. Тобто не лише показати приналежність поточного мережевого стану, а й ймовірність перебування, що дасть можливість телекомунікаційному оператору дозволити побачити потенційні промахи роботи алгоритму.

Представлено перерізи кластерів для більш наочного розуміння розподілу на кластери – див рис. 3.8-3.9. Символ (+) означає центроїди відповідних кластерів. Для оцінки кількості кластерів використовується коефіцієнт розподілу (partition coefficient PC).



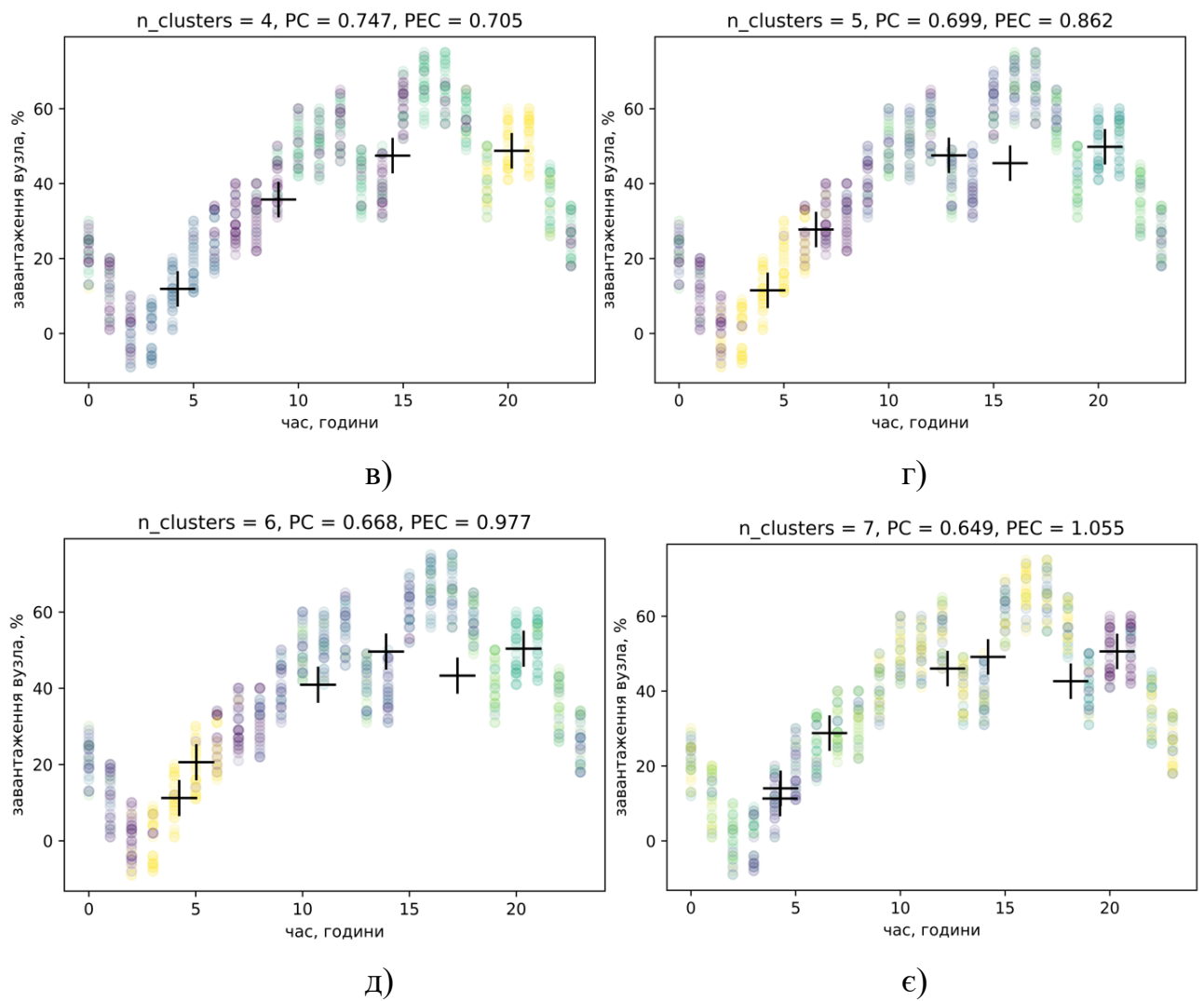


Рис. 3.8 Визначення кількості кластерів в залежності від часу доби для житлового району

На рис. 3.8. представлено залежність часу дня від завантаженості вузла. Як видно із результатів оптимальна кількість кластерів, виходячи із цих двох параметрів становить 4-5 кластерів. Цей приклад наочно показує як визначається оптимальна кількість кластерів. Проте, таких параметрів в нашому дослідженні є п'ять, які беруть участь у кластерному підході визначення станів.

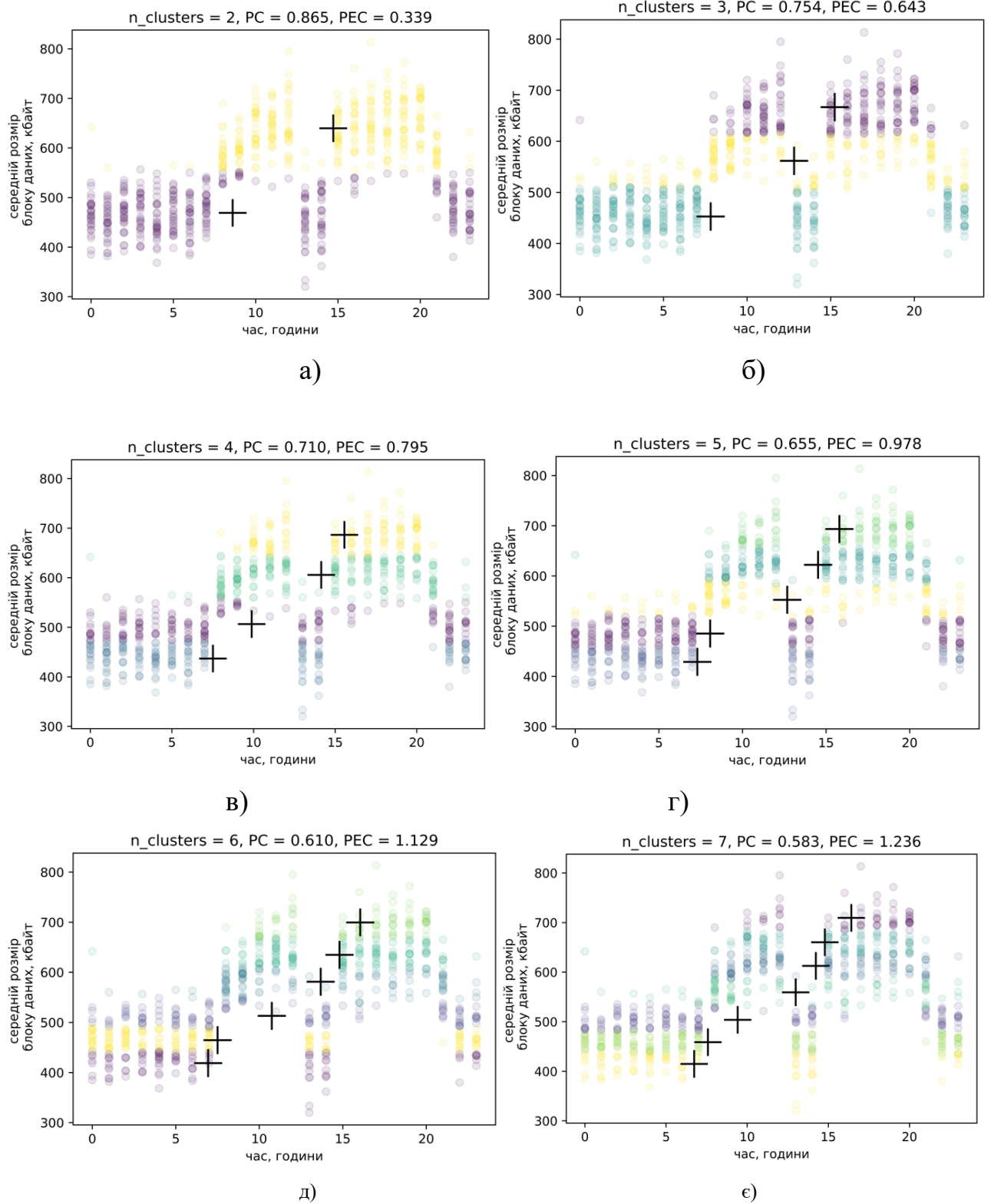


Рис 3.9 Визначення кількості кластерів в залежності від часу доби для бізнес району

На рис. 3.9 представлено залежність середнього розміру блоку даних від пори доби дня. Таким чином від результатів експерименту, які представлені на рис. 3.7 поділи на кластери мають зовсім іншу картину, виходячи із вихідних даних. Як було описано вище, що в розробленому алгоритмі може використовуватись велика кількість мережевих параметрів для аналізу станів, то відповідно для ML алгоритму c-means використовується відповідний коефіцієнт розподілу від кількості кластерів.

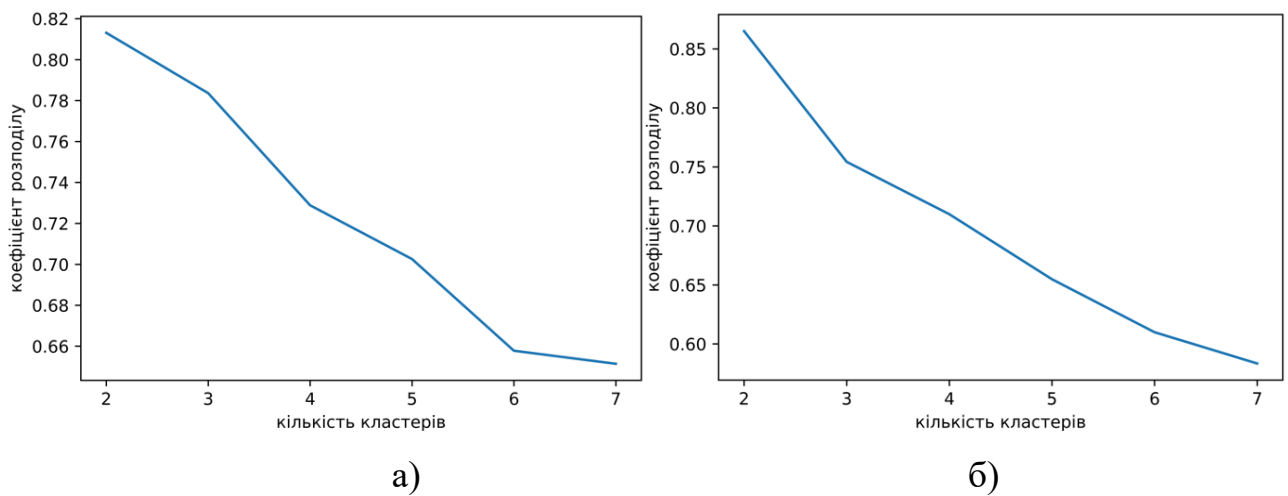
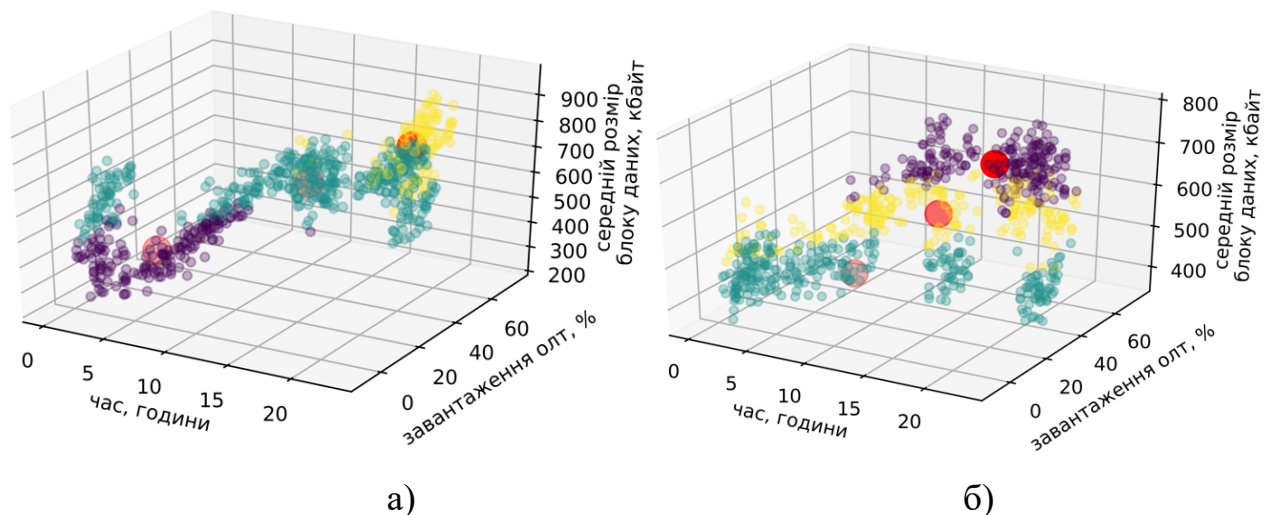


Рис. 3.10 Залежність коефіцієнту розподілу від кількості кластерів для ML алгоритму c-means

Виходячи із результатів, які представлені на рис. 3.10 оптимальна кількість кластерів для відповідних районів коливається в межах від 2 до 5 одиниць. Кількість кластерів визначається із необхідної глянгулярності подій.



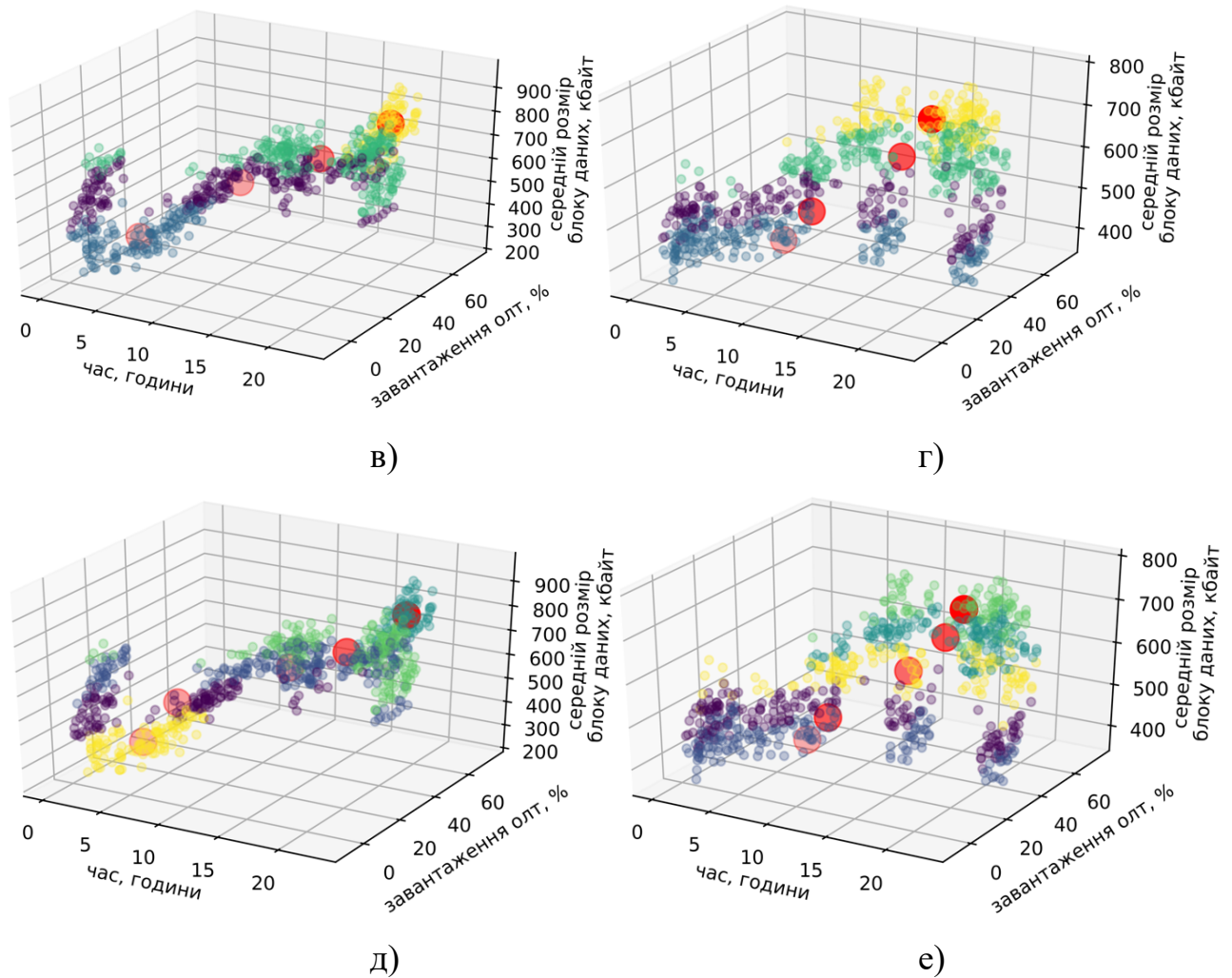


Рис. 3.11. Розподіли ML алгоритму c-means на кластери для а-в-д житлового і б-г-е бізнес районів

На рис. 3.11 представлено результати кластеризації даних на базі ML алгоритму c-means. На відміну від результатів які представляє ML алгоритм k-means дозволяє краще виділяти крайові результати кластеризації. Це має сенс для аналітики мережі, де важлива точність визначення певних станів.

Представлений метод дає змогу здійснити зміну форми представлення мережевих параметрів для здійснення управління мережі адміністратором. Таким чином адміністратор мережі буде приймати певні рішення базуючись не на поточних поодиноких параметрах, а на певному наборі і послідовності подій – кластерів. Даний «ручний» механізм управління мережі досі потрібен через граничні моменти нейронних мереж. Такі моменти виникають через те, що є

певні (в даному випадку) мережеві події, на які не здатний інтелектуальний алгоритм управління здійснити коректне управління інфокомунікаційними потоками. До таких подій належить:

- Неможливість врахування всіх події і даних для тренування нейронних мереж;
- Поява нових вузлів у мережі, нових станів та ін.

3.4 Моделювання та дослідження алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та параметру енергоспоживання

Для визначення параметру енергоспоживання згідно формули (2.6) необхідно визначити сумарне енергетичне споживання системи і поділити на сумарну кількість бітів переданої інформації. У таблиці 3.4 представлено енергетичне споживання реального обладнання, яке використовується у моделюванні.

Таблиця 3.4

Енергетичне споживання елементів досліджуваної мережі

Обладнання/елементи	Енергетичне споживання, Вт	Кількість DWDM хвиль	Енергетичне споживання на одну хвилю Вт
Enhanced Chassis Cisco CRS 16-Slot	18 000 [86]	64	281,25
4-Port 100GE LAN/OTN interface module Cisco CRS 16-Slot	120 [87]		30
Cisco ONS 15454 Multiservice Transport Platform (з використанням 100Gbps Coherent DWDM Trunk Card)	1500 [88]		23,44
Шасі Cisco ONS 15454 MSTP	800 [88]		12,5
AVARA EDFA	20 [89]		0,31
3R (на основі transponder Cisco ONS 15454)	120 [90]		60
OXC (Acoustic switching)	445 [66]		6,95
ROADM (на сонові Single-Module ROADM Cisco ONS)	100 [91]		1,56

Моделювання енергетичного споживання має ряд особливостей, які пов'язані в основному із моделюванням сумарного енергетичного споживання. Тобто, якщо знайти витрати електроенергії, які виникають при споживанні конкретного вузла на один біт інформації, то це не дасть повної картини, по якій можна робити певні висновки. Одним із факторів, який призводить до помилок визначення енергетичного споживання є не врахування енергетичного споживання оптичного лінійного тракту, тобто енергетичне споживання оптичних підсилювачів і регенераторів. Крім того слід врахувати біти службової інформації, оскільки це також може призвести до помилок визначення енергетичного споживання.

В розробленому імітаційному програмному забезпеченні для визначення параметру енергоспоживання перевикористовуються всі параметри, які були використані у попередньому підрозділі. Слід зазначити, що параметр енергоспоживання при тренуванні GNN має бути другорядним. Це важливо, оскільки робота такого алгоритму може призвести до того, що споживання електроенергії буде мінімальним при високій затримці при передачі інформації між вузлами. Крім того, «з точки зору» GNN оптимальне енергетичне споживання становить 0 Вт. Тобто, необхідні відповідні граничні моменти, які убезпечуть метод управління інфокомунікаційних потоків від таких моментів. Тому, в роботі пропонується залишити управління на вищому рівні телекомунікаційної мережі адміністратору, який окреслить граничні моменти для GNN, що унеможливить настання моменту вимкнення мережі.

Комутація блоків даних OLS здійснюється на базі оптичної комутації із використанням електрооптичного та акустооптичного ефекту. Це важливо, оскільки використання повністю оптичної комутації по відношенню до електрооптичної дозволяє здійснити зменшення енергетичного споживання на 80% [76]. Оптична мітка здійснює перетворення із оптичної форми у електричну для обробки сигнальної інформації. Фактично правильна агрегація даних блоків OLS на граничних вузлах також призводить до зменшення

енергетичного споживання проміжного вузла. Тобто, чим менша кількість міток (при більшому розмірі блоку даних OLS) енергетичне споживання вузла зменшується.

На рис. 3.12 представлено окрему розроблену імітаційну модель визначення параметру енергетичного споживання. Вона використовується як доповнення для визначення параметру енергоефективності до основної імітаційної моделі, яка представлена на рис 3.13.

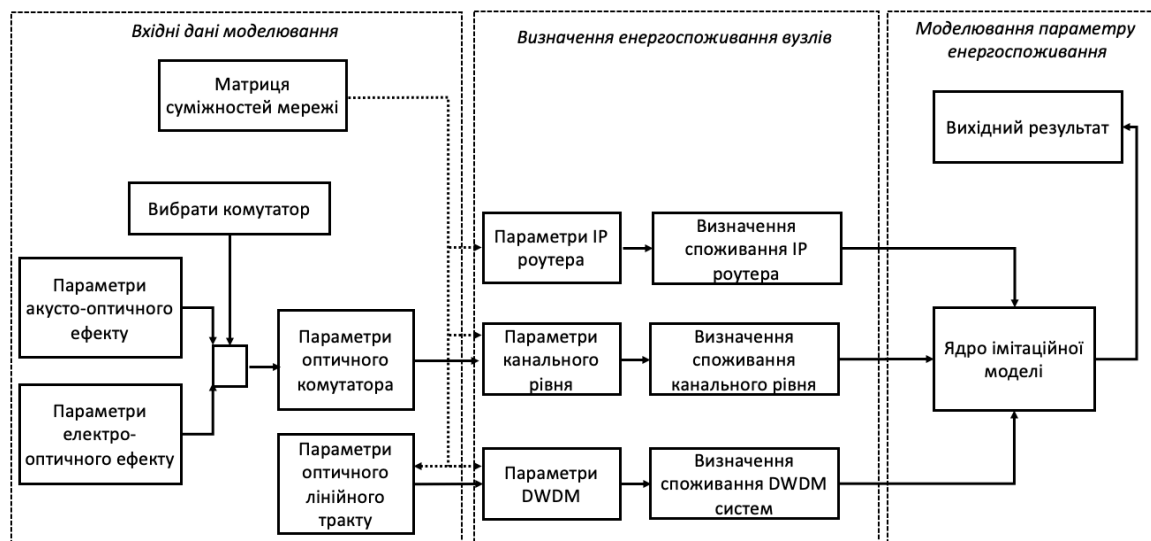
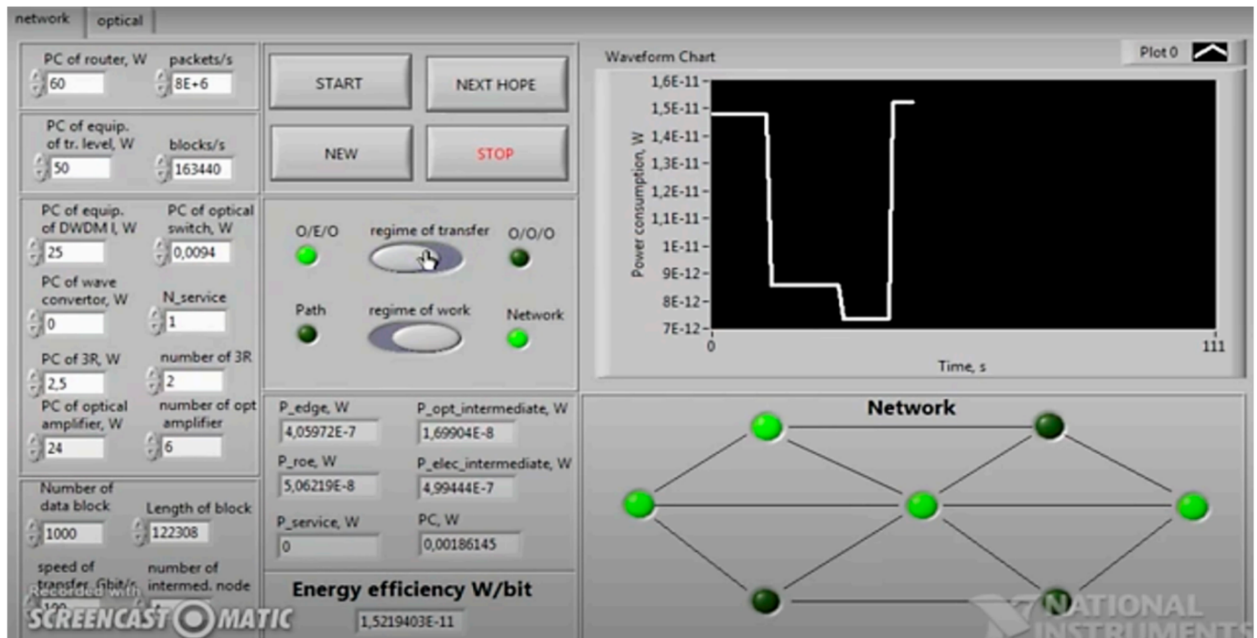


Рис. 3.12 Структура імітаційного програмного забезпечення для визначення параметру енергоспоживання

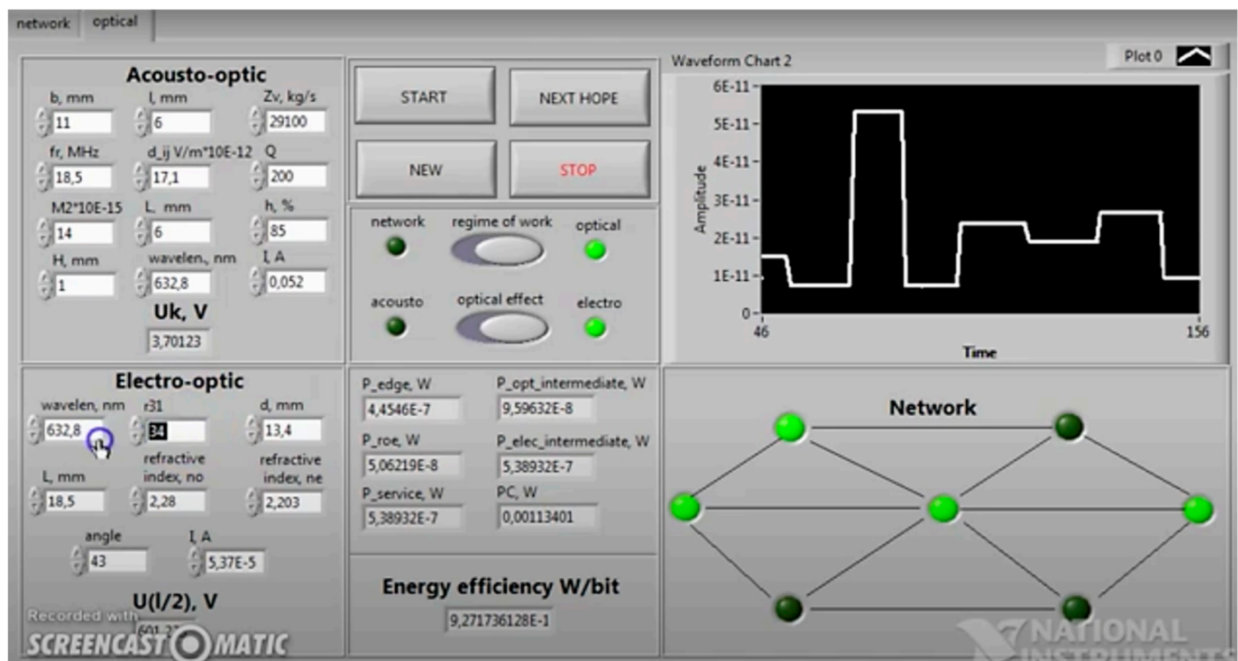
В моделі враховано енергетичне споживання всіх рівнів передачі даних: мережевого, канального і рівня DWDM обладнання. Крім того, враховано енергетичне споживання обладнання оптичного лінійного тракту. Також враховані особливості енергетичного споживання фізичного рівня, особливо енергетичне споживання комутаційного обладнання. Таким чином, на базі параметрів енергоспоживання реального обладнання і змодельованого трафіку було визначено параметр енергоспоживання для даної імітаційної моделі.

Результати моделювання представлені на рис. 3.13. Як було описано вище, поведінка параметру енергоспоживання суттєво змінюється при виборі всіх мережевих технологій від мережевого рівня до фізичного рівня. Отриманий

параметр енергоспоживання лежить в межах $7.33 \cdot 10^{-12}$ Вт/біт до $15.2 \cdot 10^{-12}$ Вт/біт, що лежить в межах альтернативних моделей визначення параметру енергоефективності [92-95]. Даний параметр є вхідним в якості параметру для вузлів і каналів зв'язку вектора FE GNN.



а)



б)

Рис. 3.13 моделювання параметру енергоспоживання

Вхідні параметри GNN моделі представлено у таблиці 3.5. Як згадувалось вище, вхідними параметрами для кожної ітерації тренування є:

- матриця суміжностей на базі досліджуваних мереж;
- вектор мережевих параметрів вузла і ребер;
- вектор міток для розмічення тренуваних даних, що відповідають за відповідний стан вузла.

Таблиця 3.5.

Вхідні параметри тренування нейронної мережі

Параметр	Значення	Параметр	Значення
Швидкість навчання	0,01	Розмір пачки тренування	24
Кількість епох	100	Кількість днів моделювання	30

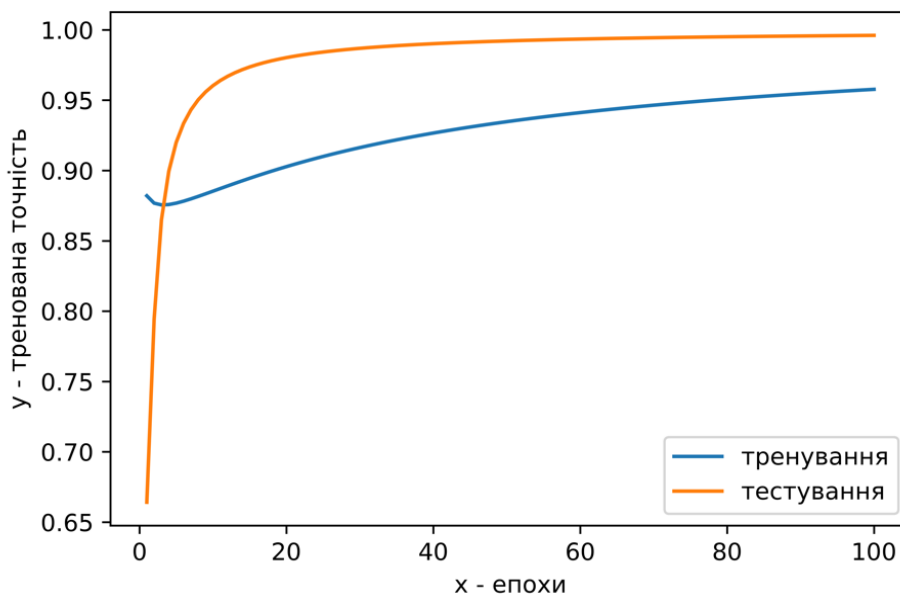


Рис. 3.14. Результати тренування

На базі змодельованих даних трафіку оптичної транспортної мережі точність натренованої GNN становить 0,956 що дає можливість вірно трактувати стани вузлів [96-97].

Проведено моделювання передачі даних між вузлами 1-3 (див. рис. 2.15).

В моделюванні розглядається два маршрути передачі даних 1-2-3 і 1-4-3. Між 14-19 годинами спостерігається вища затримка, ніж між 19-24 годинами. В моделі це відбувається через перевантаження вузла 2. Запропонований алгоритм керування інфокомунікаційними потоками (див. рис. 2.15) дозволяє здійснити перебудову логічних зв'язків між вузлами 1-3 і здійснити балансування трафіку через вузол 4. В результаті спостерігається зменшення затримки майже на 18% під час 14-19 годин, а параметр енергоспоживання на 8.5%. В даному випадку вдалось досягти зменшення як параметра затримки так і параметра енергоефективності.

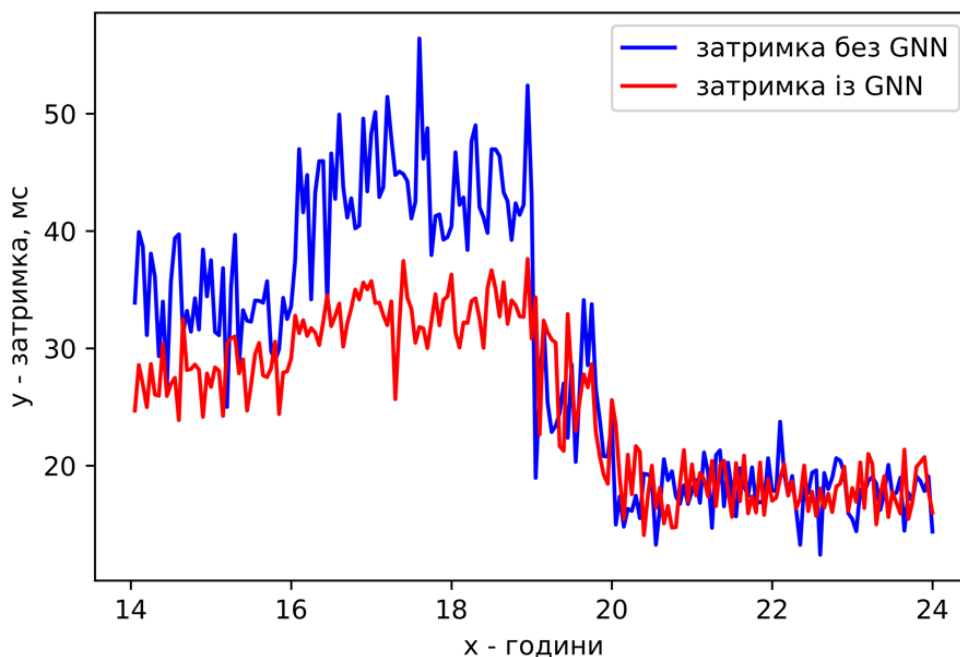


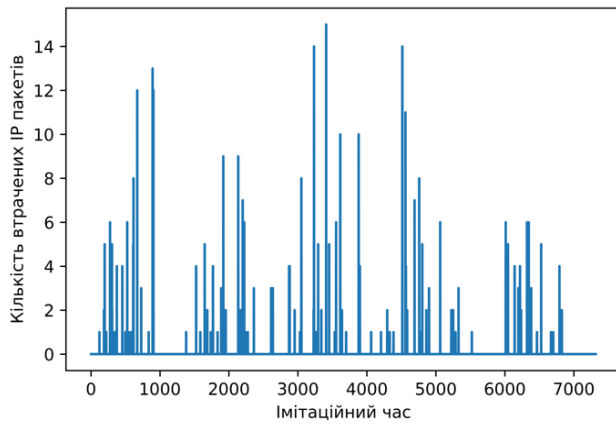
Рис. 3.15 – Моделювання затримки маршрутів між вузлами 1-3

3.5 Моделювання та дослідження ефективності алгоритму агрегації трафіку на граничних вузлах із використанням глибоких нейронних мереж

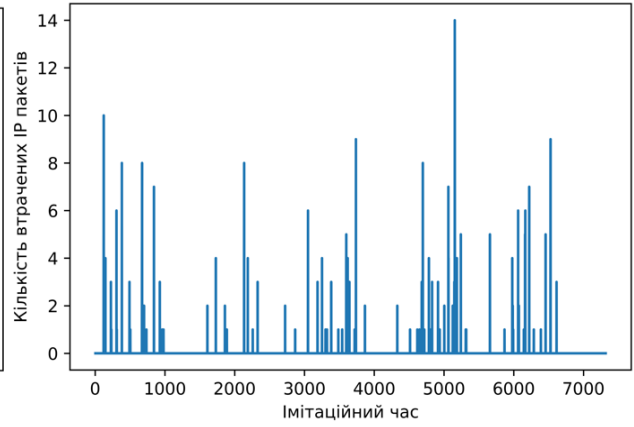
Використання агрегації трафіку на граничних вузлах дозволяє зменшити кількість службової інформації, зменшити завантаженість проміжних вузлів і також зменшити енергоспоживання [81-82]. Для моделювання роботи граничного вузла використано змодельований трафік представлений на рис.3.4. Як було описано у розділі 2.4 алгоритм із використанням глибокої нейронної мережі здійснює прогнозування розміру блоку даних транспортної технології OLS, базуючись на n попередніх станах і поточних параметрах вузла вектора FE. Кожен стан є нормалізованим вектором характеристик FE:

- динаміка трафіку голосу, відео і даних;
- завантаженість ОЛТ;
- завантаженість CPU;
- завантаженість RAM.

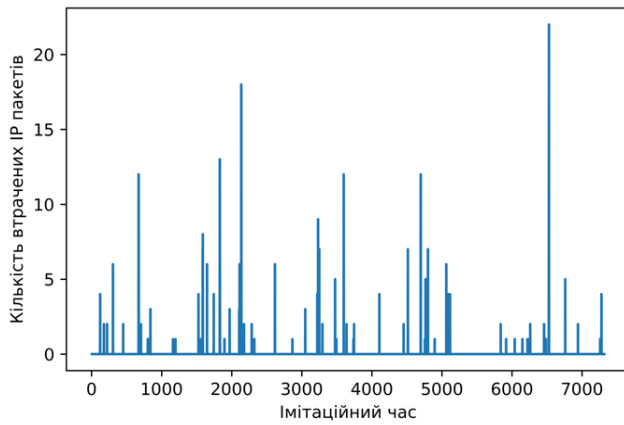
На базі удосконаленого алгоритму агрегації навантаження на граничному вузлі глибока нейронна мережа здійснює прогнозування розміру транспортного блоку технології OLS. Оцінка даного алгоритму здійснюється на базі нового змодельованого трафіку, де відбувається підрахунок втрачених пакетів із точки зору QoS. В нашому випадку даним параметром є затримка щодо IP пакетів, які є чутливими до даного параметру. Якщо IP пакет перебув в буфері очікування граничного вузла довгий час через великий розмір фрейму, то він вважається втраченим. Із використанням такого правила здійснюється оцінка ефективності роботи даного алгоритму. Крім того, важливим параметром є кількість n попередніх ітерацій станів (вектора FE), який безпосередньо від певних налаштувань і стану вузла будуть впливати на точність прогнозування навантаження.



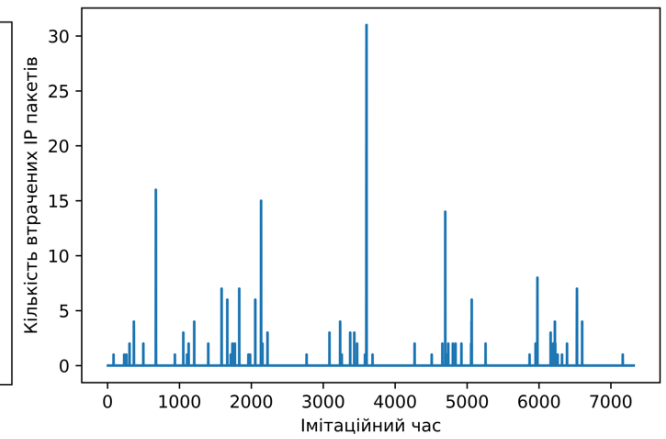
а) 2 стани



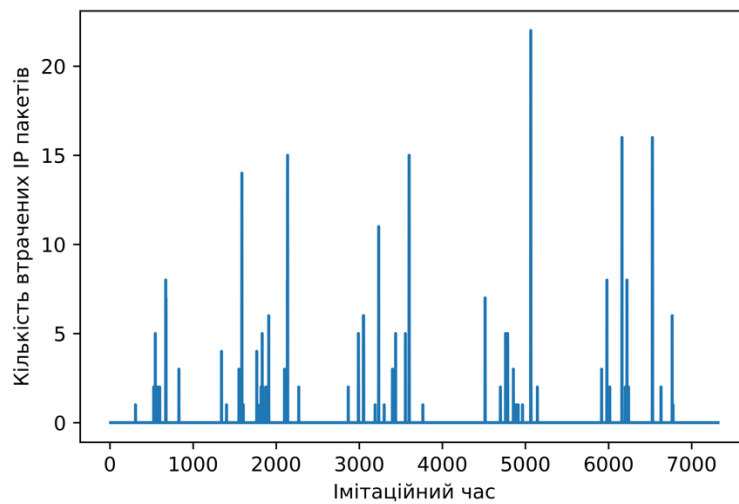
б) 3 стани



в) 4 стани



г) 5 станів



д) 6 станів

Рис. 3.16 Втрати пакетів

Кількість втрат пакетів згідно QoS

Кількість ітерацій n ,	2	3	4	5	6
Кількість згенерованих пакетів	336881	336165	336907	336844	336357
Кількість втрачених пакетів	616	310	402	708	902
% втрачених пакетів	0,182	0,0922	0,119	0,21	0,268

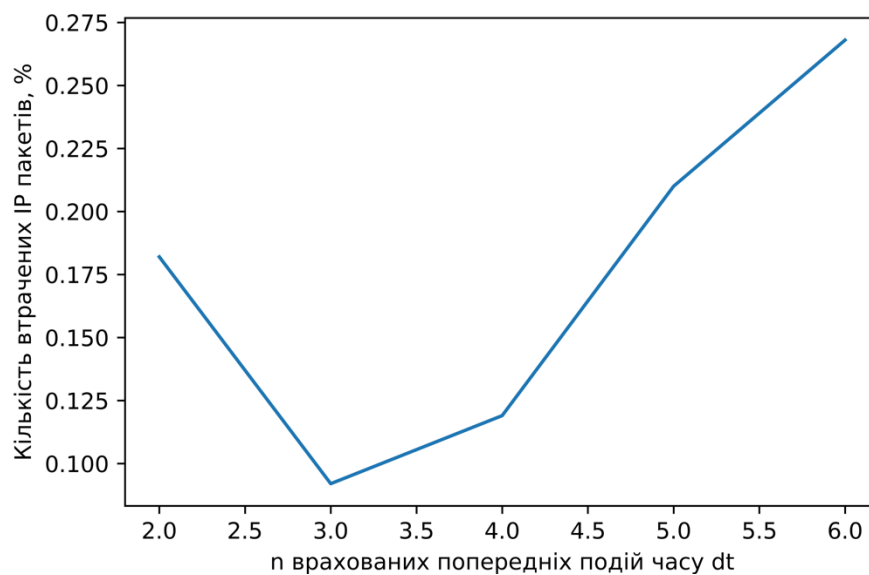


Рис. 3.17 Кількість втрачених пакетів у % після роботи алгоритму агрегації

Проведено моделювання агрегації блоків OLS згідно розробленого алгоритму агрегації навантаження граничного вузла на базі змодельованого трафіку і параметрів FE. Важливим параметром є кількість попередніх станів вектора FE, який використовується для тренування глибокої нейронної мережі. Це дозволяє врахувати змінну природу трафіку на базі зміни попередніх станів протягом часу dt . В моделюванні час dt є часом 1 хвилини.

Як видно із результатів моделювання, що втрати пакетів згідно з параметрами QoS (затримка) становлять менше 1%, що можна вважати

хорошим результатом. Як видно із таблиці 3.6 і рис. 3.17 врахування попередніх станів при прогнозуванні розміру блоку OLS дозволяє зменшити втрати пакетів. Тобто оптимальний вибір ширини вікна станів дозволяє підвищити якість обслуговування пакетів при формуванні транспортного модулю. Для отриманих результатів моделювання оптимальна кількість станів при часу агрегації параметрів FE 1 хвилина становить 3 стани.

Як видно із рис. 3.16 спостерігаються періодичні скачки втрат згідно параметрів QoS. По факту видно 5 згрупованих скачків втрат. Це пояснюється тим, що було здійснено моделювання 5 днів роботи оптичної транспортної мережі. І при значних змінах трафіку, які відбуваються протягом 7 години ранку і 10 години вечора відбуваються значні скачки і зміна трафіку. Причому, у нічний час коли трафік є однотипним таких скачків втрат не спостерігається.

На рис. 3.18 представлено результати зменшення кількості службових даних при порівнянні до ієрархії блоків даних технології OTN для вузла, який знаходиться у бізнес районі. Даний алгоритм дозволив зменшити кількість службового навантаження на 15% та зменшив енергетичне споживання на 11% за рахунок зменшення кількості проаналізованих блоків на проміжних вузлах. Порівняння здійснюється по відношенню до ієрархії блоку OTU2, оскільки вона найближче до очікуваної поведінки трафіку. Даний вииграш може здаватись відносно невеликим по відношенню до мережі в цілому. Проте, такий підхід дозволяє зменшити час очікування блоку на граничному пристрої і відповідно зменшити затримку для IP пакетів. Крім того, даний метод дозволить зменшити кількість використовуваних оптичних хвиль через повне завантаження блоків даних, а не передачі напівзаповнених блоків по каналу зв'язку.

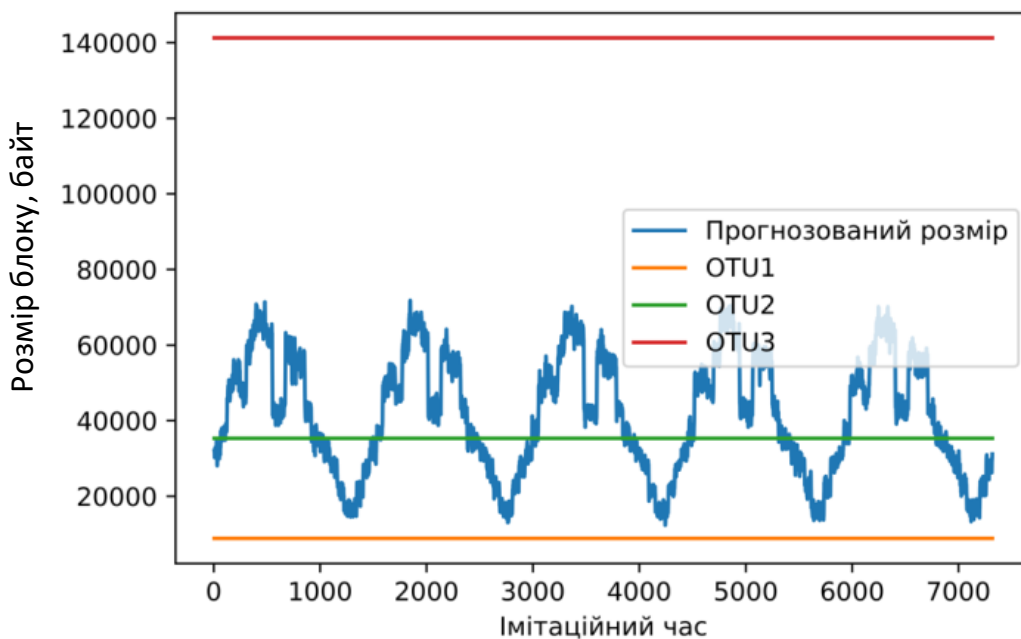


Рис. 3.18 Прогнозований розмір блоку транспортного модулю по відношенню до блоків OTUk технології OTN для бізнес району.

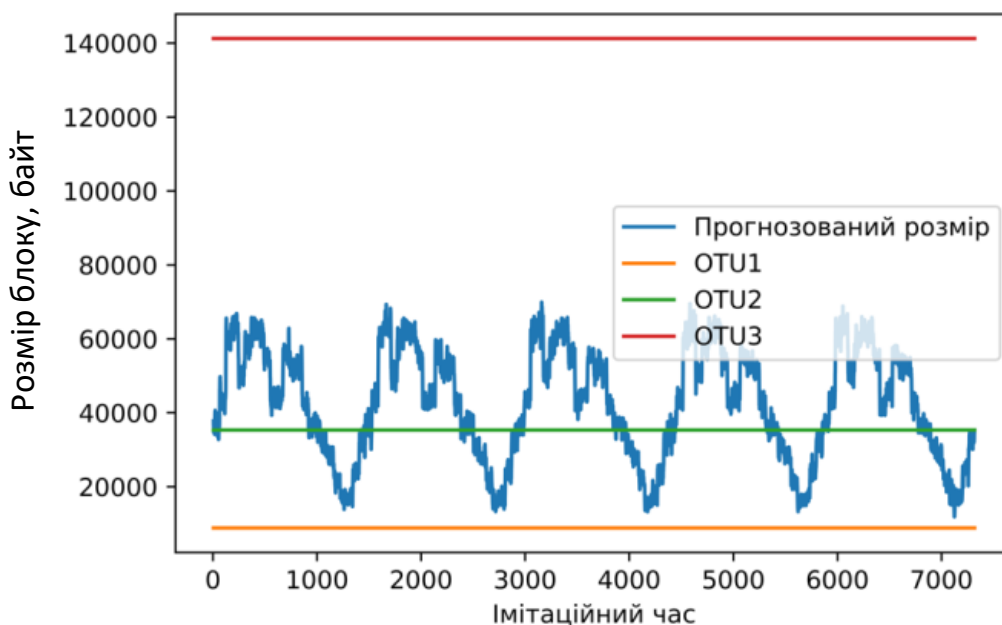


Рис. 3.19 Прогнозований розмір блоку транспортного модулю по відношенню до блоків OTUk технології OTN для житлового району.

Зменшення службових даних для різних ієрархій OTUk OTN

OTUk	Відсоток зменшених службових даних для бізнес району, %
OTU1	78,8
OTU2	15,3
OTU3	-239
OTUk	Відсоток зменшених службових даних для житловго району, %
OTU1	79,4
OTU2	17,4
OTU3	-231

Дані для житлового району досить подібні для бізнес району. Зменшення кількості службових даних в даному випадку становить 17 %.

Висновки до 3-го розділу

Для проведення дослідження стосовно ефективності запропонованих методів управління інфокомунікаційними потоками у роботі розроблено імітаційну модель оптичної транспортної мережі.

Досліджено метод збору даних із використанням ML алгоритмів k-means та c-means для інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі. Крім того, здійснено моделювання роботи алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та врахуванням параметру енергоспоживання. Також в процесі моделювання здійснено оцінку алгоритму агрегації навантаження на граничному вузлі досліджуваної мережі із використанням глибокої нейронної мережі.

В процесі моделювання доведено, що розроблений алгоритм управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж дав змогу здійснити зменшення параметру затримки у пікові години навантаження на 18%. Зокрема, в даній моделі був врахований параметр енергоспоживання, який був визначений на базі власної методики і в окремому імітаційному програмному забезпеченні. Окреслено, що граничні моменти щодо роботи такого алгоритму визначаються адміністратором мережі для унеможливлення вимкнення телекомунікаційної мережі.

Також шляхом моделювання доведено, що розроблений алгоритм агрегації із використанням глибоких нейронної мережі дозволяє здійснити зменшення кількості службової інформації всередньому на 16%. Крім того, використанням імітаційного програмного забезпечення для визначення параметру енергоспоживання дозволило зменшити енергетичне споживання проміжного вузла із використанням даного алгоритму на 11%. В результаті моделювання кількість втрачених IP пакетів становить менше 1%, а врахування попередніх станів на граничному вузлі дозволяє зменшити кількість втрачених IP пакетів при формуванні транспортного модулю.

Проведено верифікації запропонованих алгоритмів у порівнянні із технологію каналного рівня оптичних транспортних мереж OTN шляхом імітаційного моделювання. Порівняння здійснено щодо ієрархій швидкостей блоків даних OTUk. Встановлено, що з використанням алгоритму агрегації досягається необхідний рівень обслуговування і невеликою кількістю втрачених пакетів.

РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ДЛЯ ОПТИЧНОЇ ТРАНСПОРТНОЇ МЕРЕЖІ

4.1 Опис існуючої місцевої оптичної транспортної мережі

Розроблені алгоритми управління інфокомунікаційними потоками у оптичних транспортних мережах було впроваджено у телекомунікаційну мережу місцевого оператора міста Львова. Структура мережі представлено на рис. 4.1.

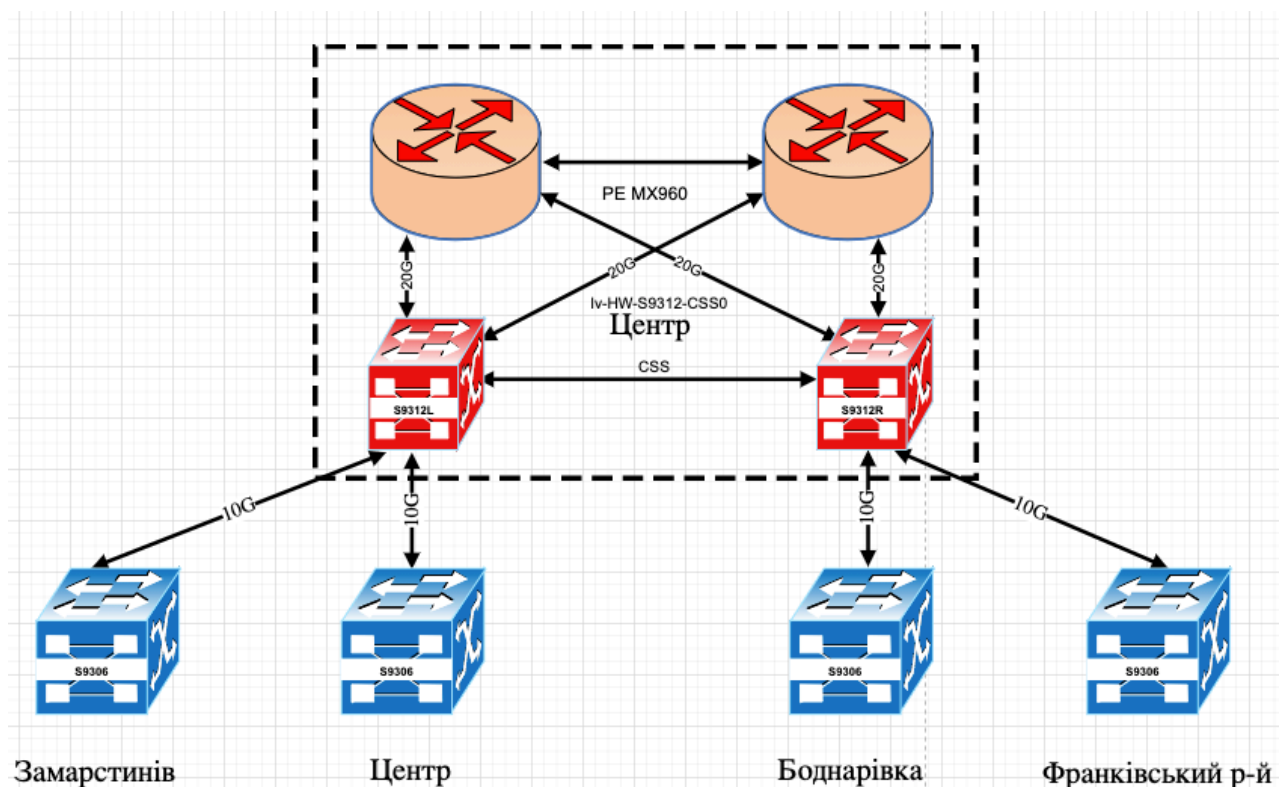


Рис. 4.1 Структура місцевої оптичної транспортної мережі

На рис 4.1 представлена реальна схема мережі, яка об'єднує 4 райони міста Львова: Замарстинів (Шевченківський район), Центр, Боднарівка (Сихівський район) і Франківський район. Це дозволить врахувати особливості трафіку протягом дня із різною поведінкою. Дана мережа складається із комутаторів 2 і 3 рівня, а також маршрутизаторів. Використовуване обладнання представлено у таблиці 4.1 та рис. 4.2.

Список використовуваного обладнання досліджуваної мережі

Тип обладнання	Маркування
Комутатор 2 рівня	S9306 Huawei
Комутатор 3 рівня	S9312 Huawei
Маршрутизатор	PE MX960 Juniper



а)



б)

Рис. 4.2 Транспортне обладнання мережі а) S9306 Huawei б) PE MX960 Juniper

Дана мережа є частиною мережі агрегації, а також частиною оптичної транспортної мережі. Три вузли (комутатори 2 рівня) знаходяться віддалено на вказаних відстанях, що представлені на рис. 4.3. Один комутатор 2 рівня знаходиться фізично в одному приміщенні із комутаторами 3 рівня та маршрутизаторами. Швидкість передачі між комутаторами 2 і 3 рівня становить 10 Гбіт/с. Швидкість передачі даних між комутаторами 3 рівня і маршрутизаторами становить 20 Гбіт/с. В основному реальна завантаженість каналів зв'язку становить від 1 до 4 Гбіт/с. Перевантаження в основному виникають на маршрутизаторах PE MX960 Juniper в години найбільшого завантаження.

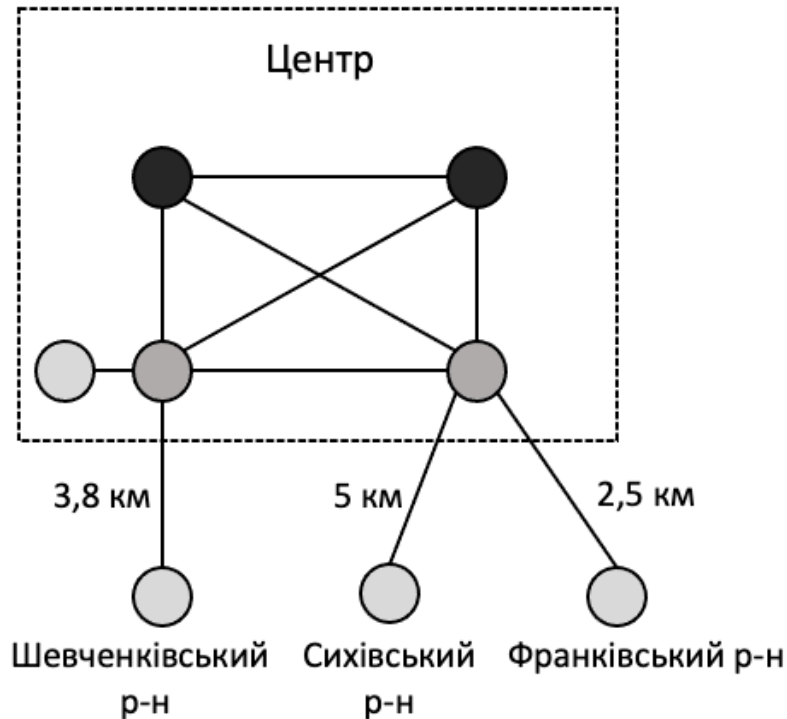


Рис. 4.3 Фізична структура місцевої оптичної транспортної мережі

Дана мережа є транспортною мережею міста, яка забезпечує передачу даних від різних сервісів, забезпечує каналами передачі даних кампуси університетів, житлових будівель, бізнес центрів та інших будівель. Поведінка трафіку для кожного району є відмінною у різні частини дня із різною інтенсивністю. Мережа повинна забезпечувати якість надання послуг у години із найменшим навантаженням і піковим.

4.2 Програмний засіб Sasti моніторингу оптичної транспортної мережі

Sasti – візуалізаційний мережевий інструмент, що збирає і зберігає всю необхідну мережеву інформацію в базі даних для відображення необхідної інформації [98]. Даний інструмент розроблений навколо RRD інструменту із спеціальним нахилом на графічний інтерфейс. Даний програмний продукт має відкритий код для розробки, копіювання, інсталяції і описується ліцензією GPL-2.0. Ключовими технологіями даного продукту є мова програмування PHP

та база даних MySQL. Головний скрипт, який забезпечує моніторинг мережі спрацьовує кожних 5 хв.

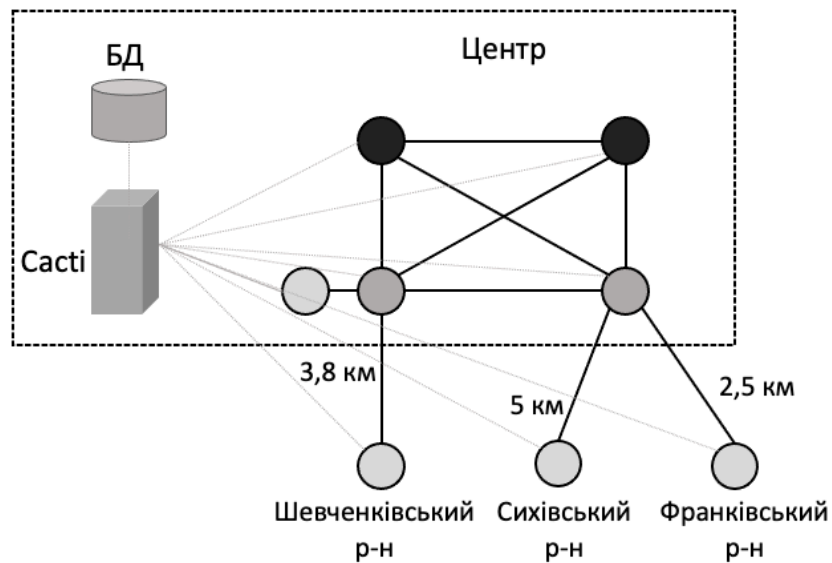


Рис. 4.4 Структура мережі із використанням інструменту Sacti

Даний інструмент дозволяє вимірювати доступність, завантаження і мережеві помилки із історії бази даних. Також Sacti дозволяє визначати завантаженість вузлів і завантаження центрального процесора. Для забезпечення передачі даних від вузлів мережі даний інструмент використовує протокол SNMP. Має деякі фізичні обмеження по швидкодії для великих мереж. Мережева структура із використанням даного інструменту представлена на рис. 4.4.

В роботі розроблено модуль, який розширює можливості даного Sacti інструменту. Розроблено окреме серверне рішення, яке дозволяє реалізувати представлені інтелектуальні інструменти управління інфокомунікаційними потоками. Розроблений модуль написаний на мові програмування Python і фреймворку Django 3.0. Головна комунікація відбувається між інструментом Sacti через протокол HTTPS в якості використання звичайних API запитів. Тобто доступність розроблених алгоритмів є визначеним конкретним API. Даний модуль не здійснює жодних прямих дій із базою даних для

унеможливісті пошкодження основних даних. Структура такої мережі представлена на рис. 4.5.

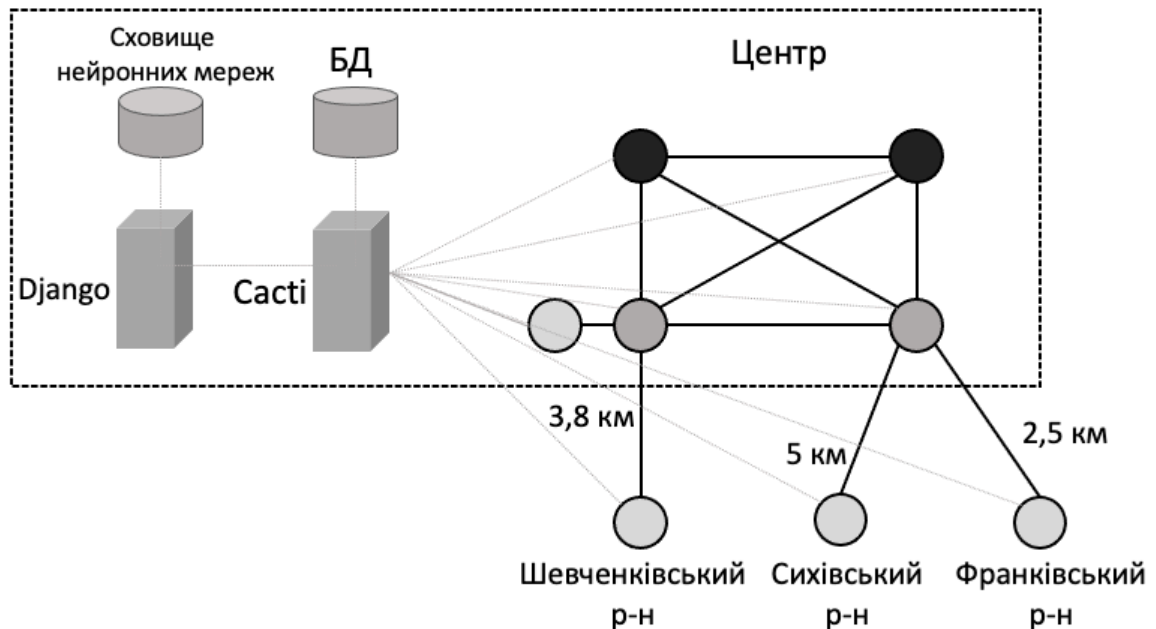


Рис. 4.5 Структура мережі із використанням інструменту Cacti та модулю розширення

Розроблений модуль реалізує в собі два алгоритми:

- Алгоритм управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж;
- Алгоритм визначення і прогнозування мережевих станів із використанням кластерного підходу ML алгоритмів k-means та c-means.

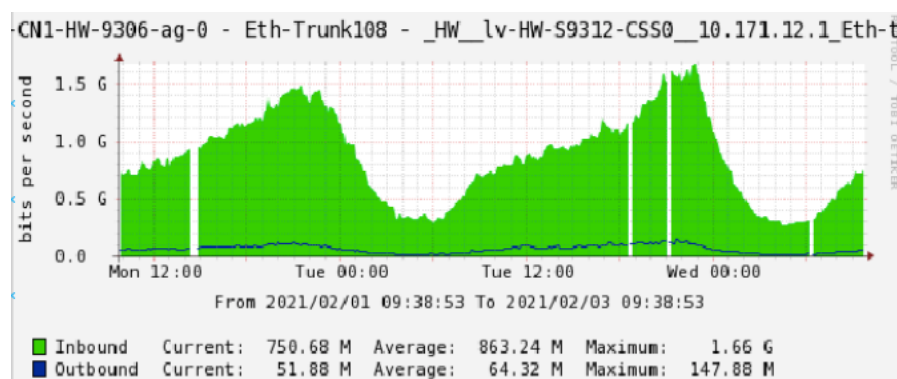
Для зберігання поточних, тестових та резервних моделей нейронних мереж і машинного навчання використовується спеціальне сховище – в даному випадку S3 сервісу AWS. При появі нових станів чи необхідності перетренування нових моделей використовуються поточні потужності сервера, де розгорнутий розроблений модуль. Виконання необхідних скриптів (викликів відповідних запитів) виконується кожних 5 хв згідно виконання головного

скрипту Sacti. Фактично існуючий інструмент пересилає інформацію отриману від протоколу SNMP на сервер, де працює розроблений модуль.

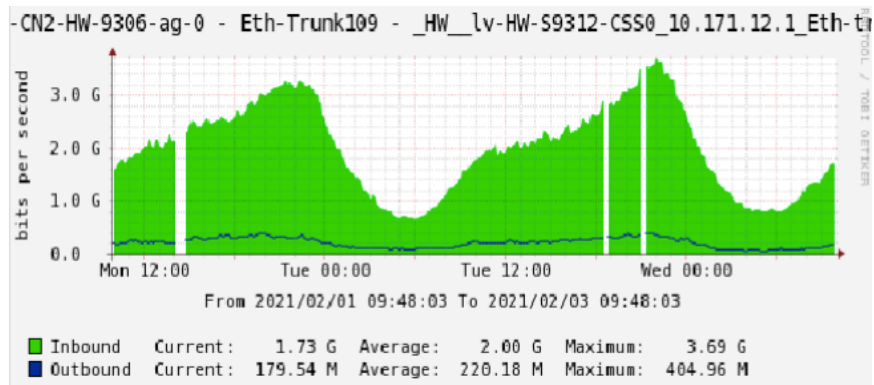
Розроблений модуль має обмеження, які виникають від використання модулю Sacti. По-перше, виконання головного скрипта здійснюється кожних 5 хв, що є досить обмеженим із точки зору управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі. По-друге, такий модуль має обмеження по часу виконня розроблених алгоритмів для великих мереж. Проте, для використовуваної мережі потужностей сервера є цілком достатньо для виконання необхідних задач.

На рис. 4.6 представлено інтенсивності навантаження трафіку, власне відповідні навантаження від районів на відповідних вхідних портах комутатора 3 рівня, які отримані із інструменту моніторингу Sacti. Представлений телекомунікаційний трафік має наступні особливості:

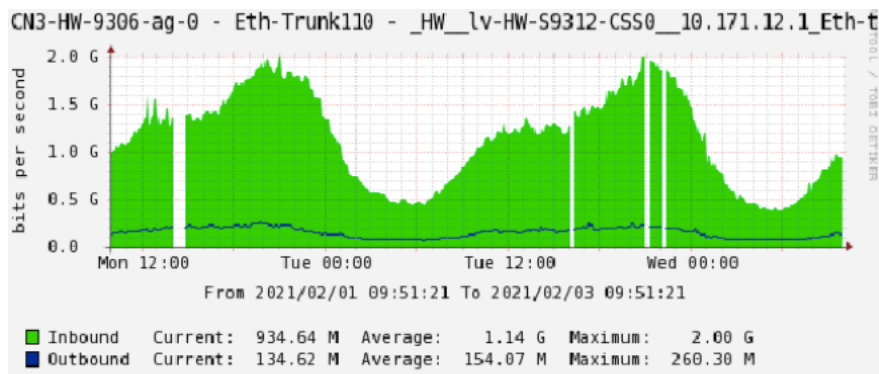
- Центр (бізнес район) має найбільшу завантаженість, практично в два рази більшу по відношенню до житлових районів;
- Трафік по інтенсивності в основному є самоподібний;
- Найбільша інтенсивність трафіку припадає на 9-11 години вечора;
- Найменша інтенсивність трафіку припадає на 2-6 години ночі.



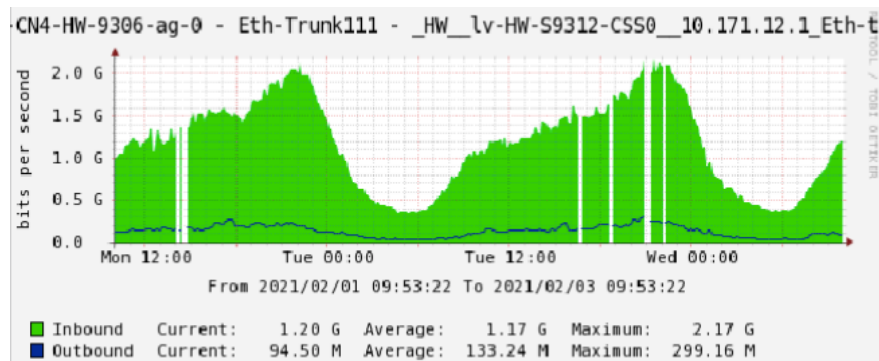
a)



б)



в)



г)

Рис. 4.6 Завантаження відповідних вузлів мережі а) Шевченківський район, б) Центр, в) Сихівський район, г) Франківський район

В основному трафік комутатора 3 рівня і маршрутизаторів визначається вхідними трафіком комутаторів 2 рівня, який представлений на рис. 4.6.

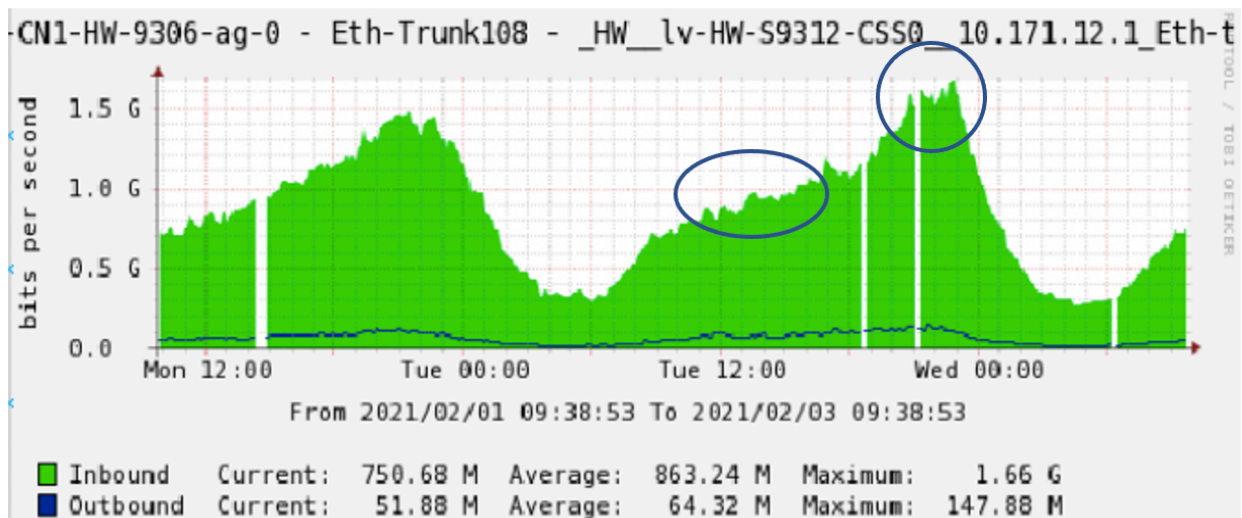
4.3 Результати роботи методу управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж

Використання даного алгоритму для управління інфокомунікаційними потоками дозволяє зменшити пікове навантаження певних вузлів мережі. Тобто, даний метод дозволяє розподіляти інфокомунікаційні потоки для типових подій представленої мережі на рис. 4.1. У таблиці 4.2 представлено енергетичне споживання використовуваного обладнання, яке необхідне для обчислення параметру енергоспоживання. На базі існуючої інфраструктури отримати параметр енергоспоживання неможливо, тому визначення даного параметру базується на розробленій методиці визначення параметру енергоспоживання на базі існуючих параметрів, які можна отримати із протоколу SNMP.

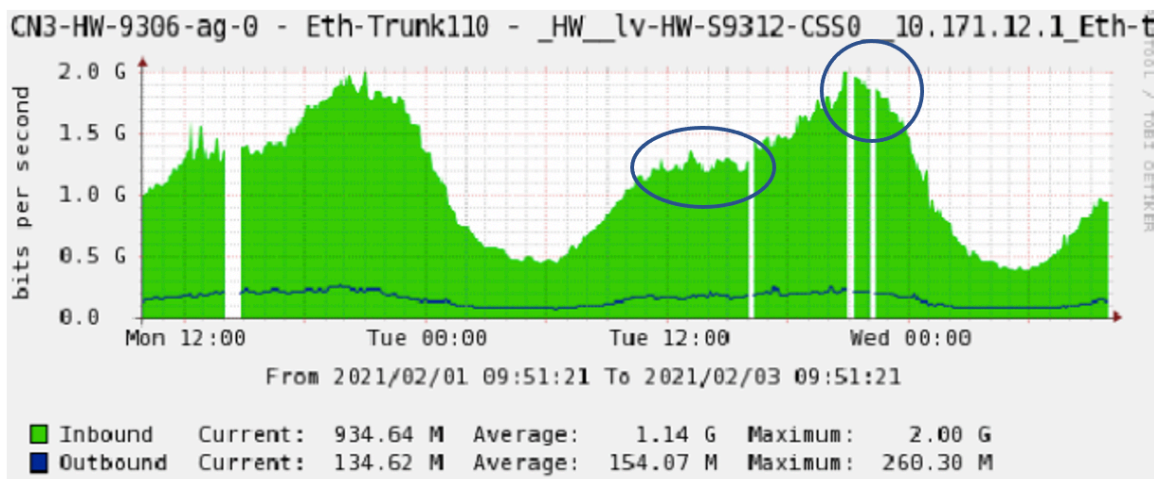
Таблиця 4.2

Енергетичне споживання обладнання

Обладнання	Максимальне енергоспоживання, Вт
S9306 Huawei	2200
S9312 Huawei	1600
PEMX960 Jubiper	3335



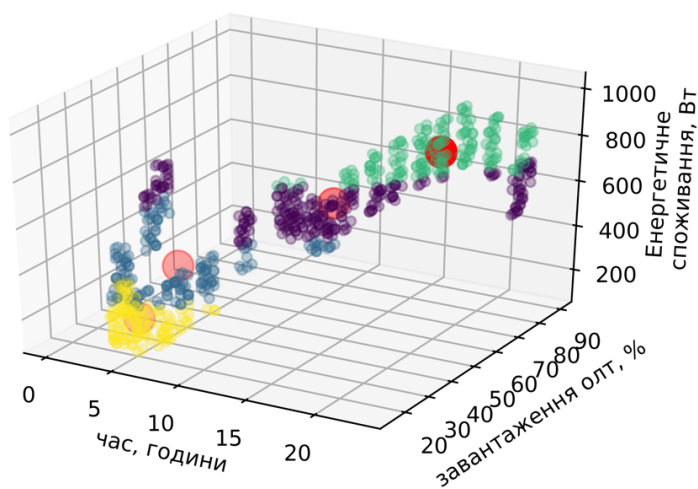
a)



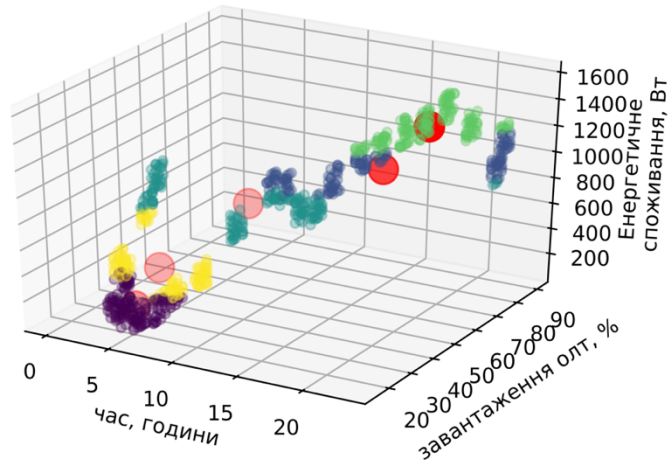
б)

Рис. 4.7 Відмінності інтенсивності трафіку а) центрального району б) житлоого району

Розглянемо управління ресурсами на прикладі комутаторів 2 рівня району Замарстиніва та центру міста, які приєднані до спільного комутатора 3 рівня. Обидва ці райони відносяться до типу трафіку «центр». Відмінностями даних трафіку є те, що години найбільшого навантаження відмінні – для центру міста (див. рис. 4.8 а) 11 година ночі, а житлового району – 9 година вечора.



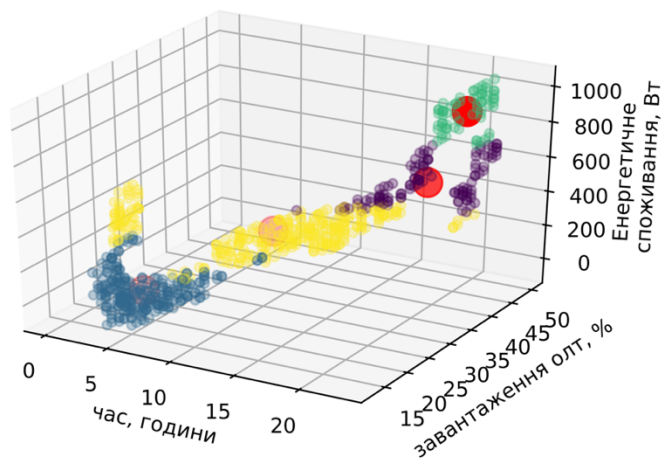
а)



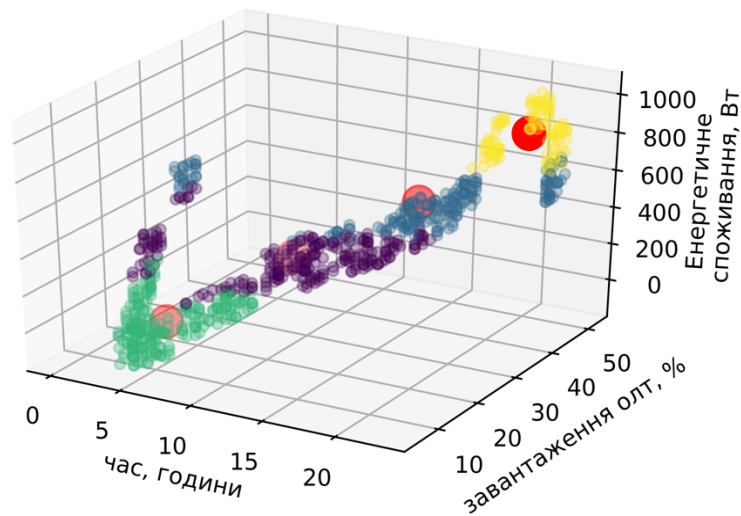
б)

Рис. 4.8 Стани досліджуваної транспортної мережі бізнес районів а)
замарстинів б) центр міста

Крім того даний трафік має деякі відмінності щодо інтенсивності в обідні пори робочого дня. На рис. 4.9 представлено розподіли мережевих параметрів із врахуванням параметру енергоспоживання для розглянутих районів. Трафік центру перевищує за інтенсивністю по відношенню до трафіку із Замарстинівського району (також бізнес району) приблизно у 3 рази.



а)



б)

Рис. 4.9 Стани досліджуваної транспортної мережі житлових районів а)
Боднарівка б) Франківський р-й

На рис. 4.9 представлена поведінка трафіку для житлового району міста. Поведінка є досить подібною до трафіку бізнес району за винятком певних годин. Якраз в цей час здійснюється управління інфокомунікаційними потоками для зменшення пікового навантаження на певних вузлах. Так, наприклад, для житлового району міста здійснюється зміна інфокомунікаційних потоків через додатковий маршрутизатор в той час як навантаження для бізнес району є меншим – див. рис. 4.7. І навпаки, коли навантаження житлового району в години дня 17-20 години вечора є меншим по відношенню до бізнес району міста, інфокомунікаційні потоки передаються через вузли житлового району. Робота алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж дозволила зменшити затримку у пікові години на 11% по відношенню до початкових даних мережі.

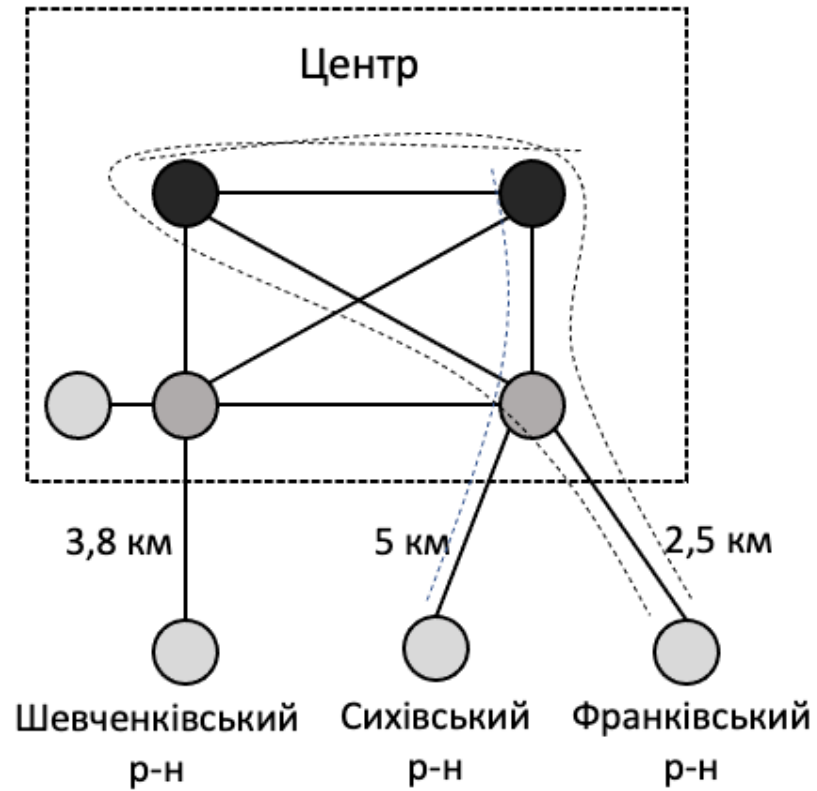


Рис. 4.10 Управління потоками мережі для вузлів житлових районів

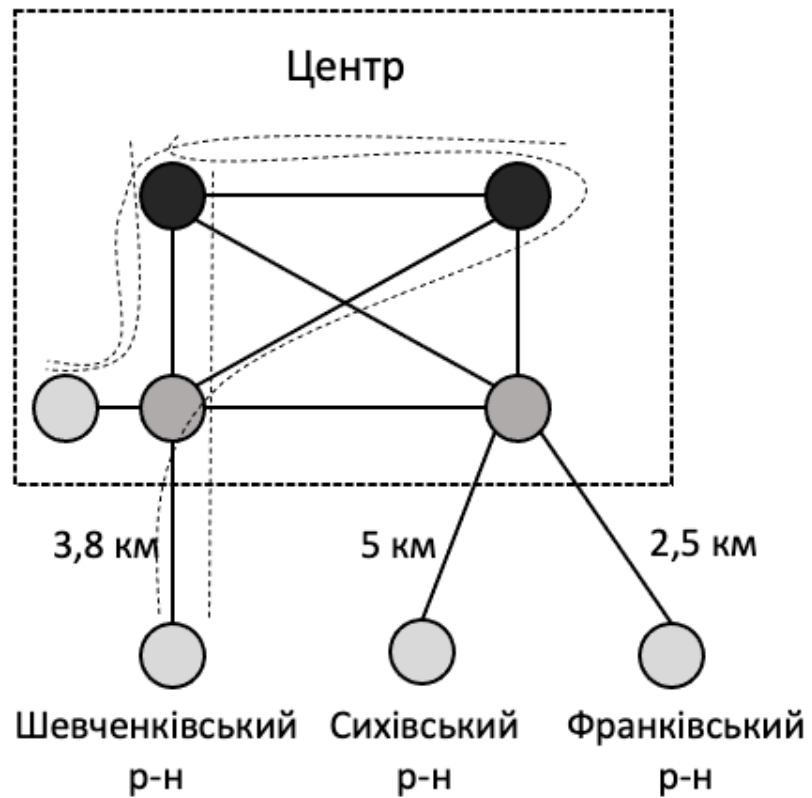
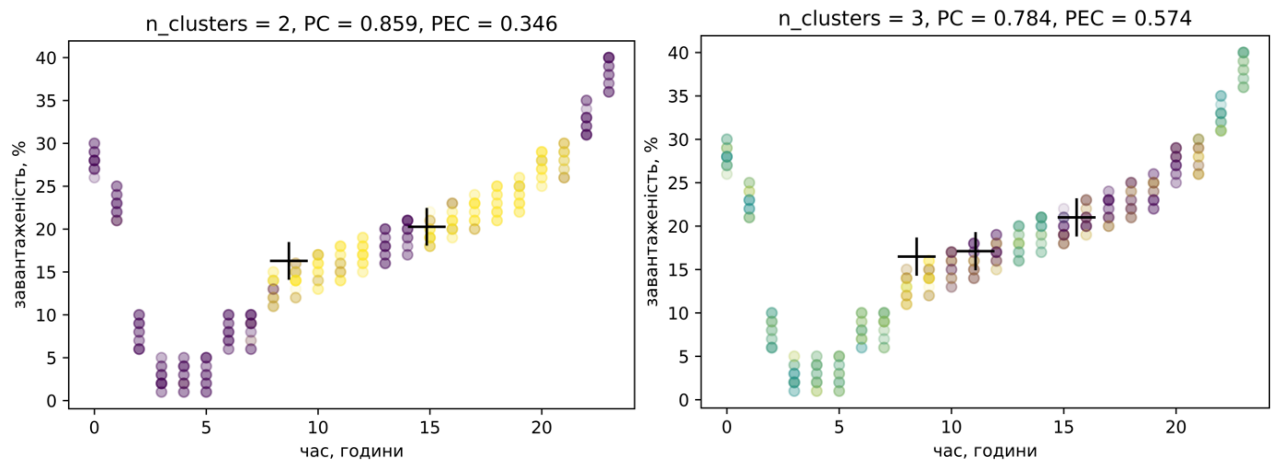


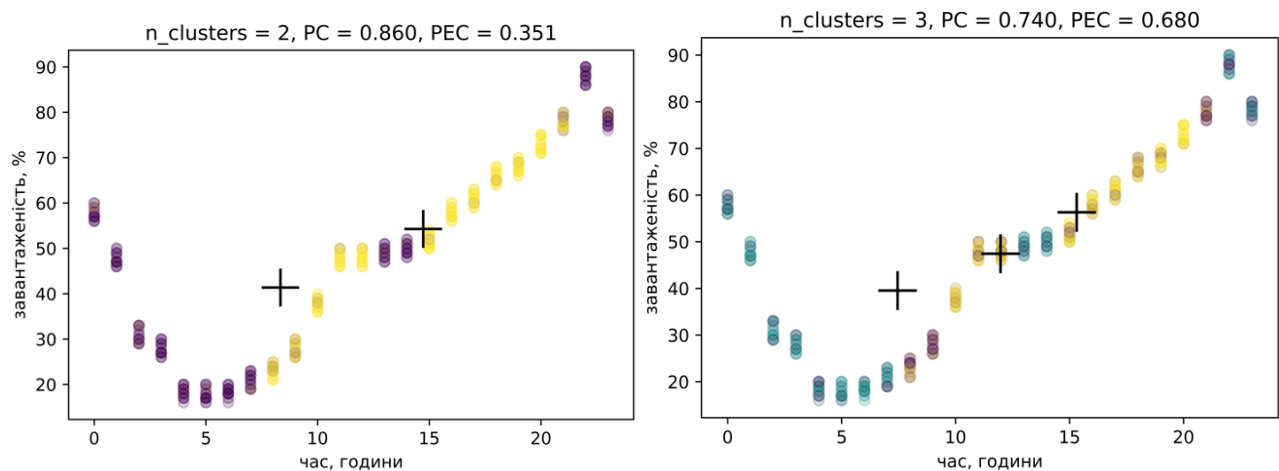
Рис. 4.11 Управління потоками мережі для вузлів бизнес районів

4.4 Результати роботи алгоритму визначення станів оптичної транспортної мережі із використанням кластерного алгоритму ML алгоритму k-means та c-means в якості програмного забезпечення адміністрування мережі

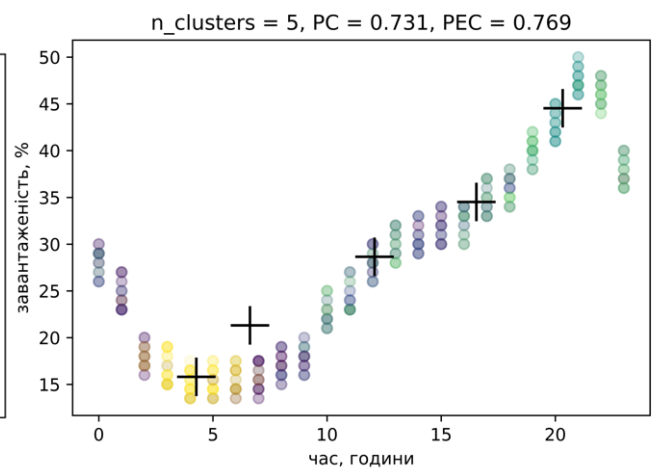
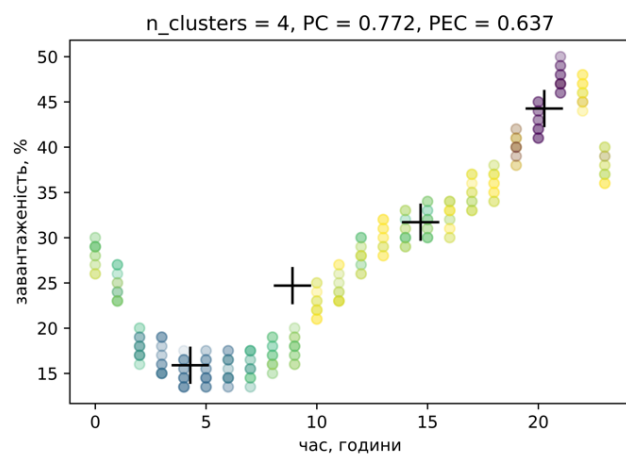
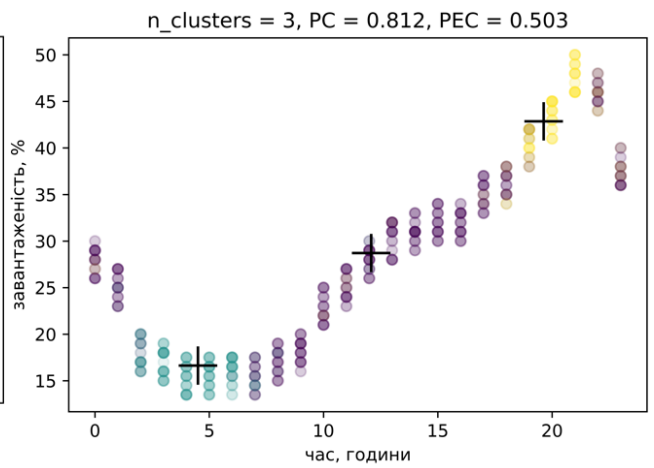
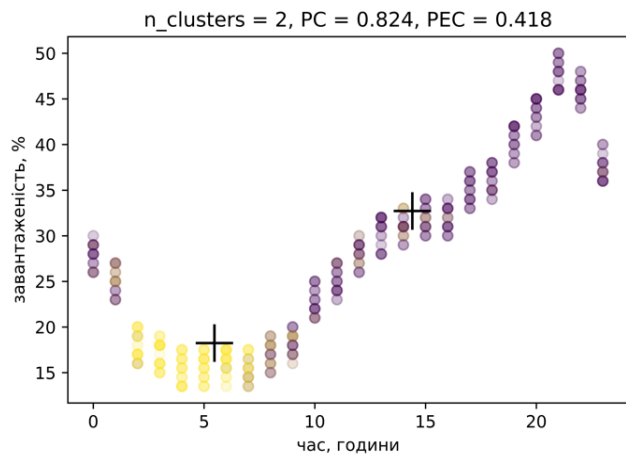
Реалізований алгоритм визначення станів на базі кластерних алгоритмів k-means та c-means дозволяють адміністратору мережі управляти інфокомунікаційними потоками із врахуванням багатьох мережевих параметрів одночасно. Крім того даний алгоритм дозволяє визначити необхідну послідовність подій, які передують іншим подіям. Наприклад, якщо вранці інтенсивність трафіку низька, в обід – середня то інтенсивність трафіку після обіду має бути високою.



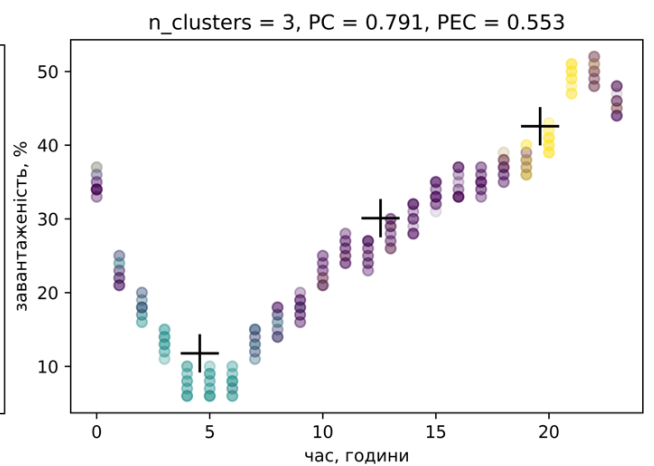
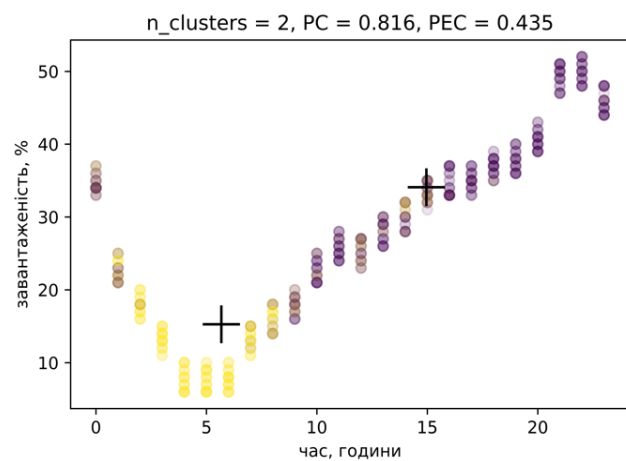
а) Шевченківський район

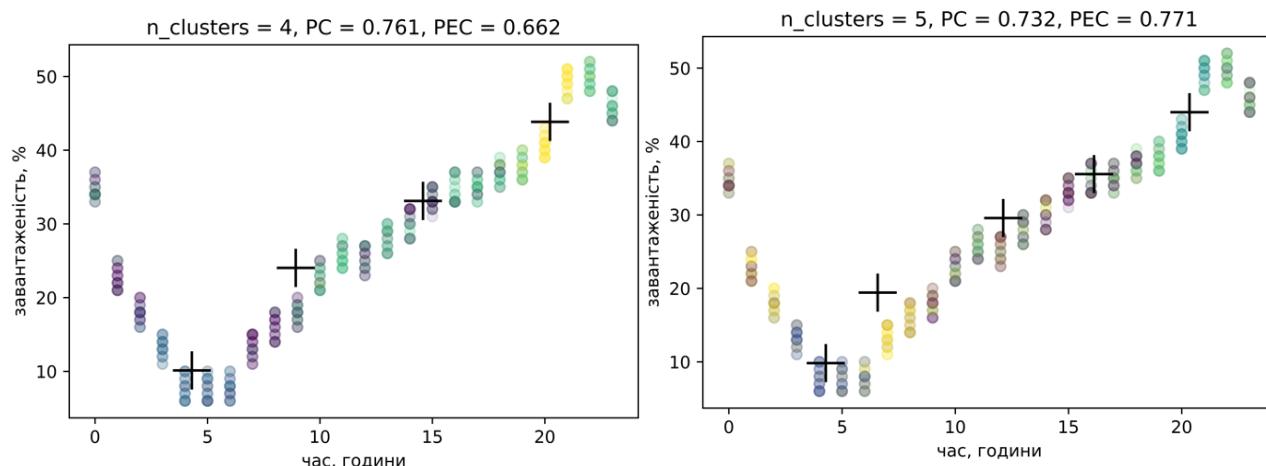


б) Центр



в) Сихівський район





г) Франківський район

Рис. 4.12 Визначення станів мережі із методіка k-means та c-means

На рис. 4.12 представлено результати роботи алгоритму c-means для різних районів в залежності від завантаженості від часу доби. Графіки представляють розподіли по кластерах для 30 робочих днів. Виходячи із результатів алгоритму для бізнес районів спостерігається формування 2-3 кластерів на макро рівні. Для житлового районів формується орієнтовно 5 кластерів через більш динамічну поведінку трафіку.

Таблиця 4.3

Коефіцієнт розподілу PE ML алгоритму c-means для різних районів міста

Кількість кластерів\Район	Замарстинівка	Центр	Боднарівка	Франківський район
2	0,876	0,849	0,814	0,816
3	0,777	0,735	0,812	0,791
4	0,721	0,664	0,772	0,761
5	0,692	0.605	0,731	0.732

З іншої сторони вибір кількості кластерів дає змогу підійти більш гнучко до визначення необхідної поведінки трафіку. Наприклад, якщо вибрати район Боднарівка (житлового район) 2 кластери показують поведінку нічного і

денного трафіку. Тобто, таким чином спостерігається висока і низька інтенсивність трафіку. Для 3 кластерів спостерігається виділення нічного, «типового» і пікового навантаження. Для 4 кластерів фактично виділяється 4 пори дня: ніч, ранок, обід, вечір. Така сама поведінка спостерігається для Франківського району, який також відноситься до житлового району. Для бізнес району спостерігається менша кількість кластерів. Наприклад для центру при двох кластерах виділяється нічний трафік і обідний трафік як один кластер, а все решта виділяється другим кластером. Така сама поведінка спостерігається для іншого бізнес району (Замарстинів). На рис. 4.13 представлено кількість прогнозованих кластерів для різних районів міста. Із графіка видно, що поведінка вузлів житлового і бізнес районів збігаються.

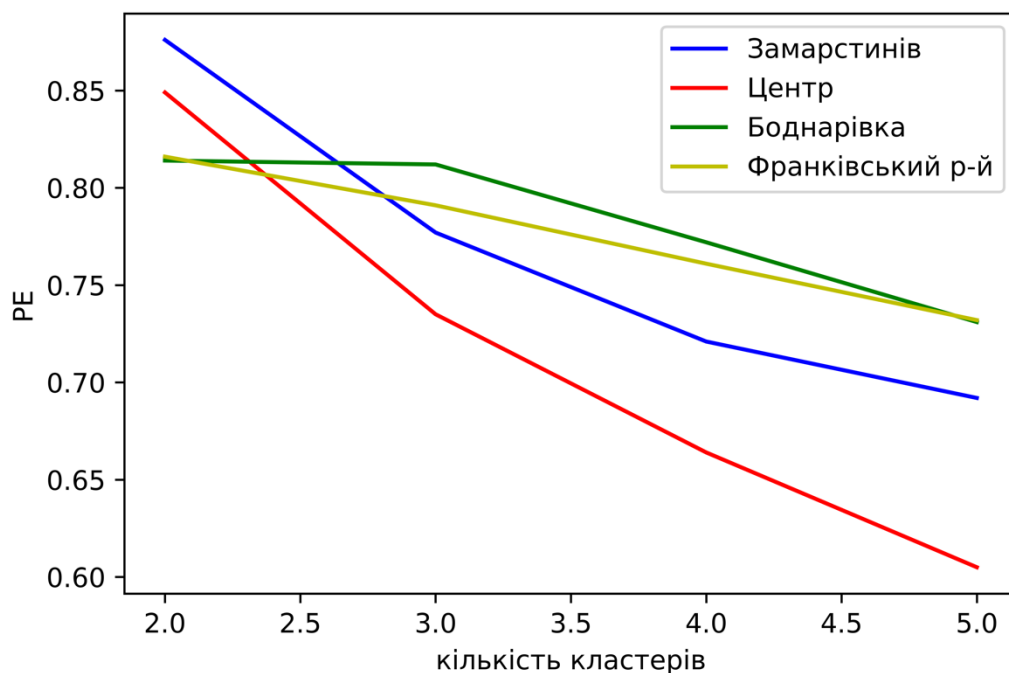


Рис. 4.13 Визначення станів мережі із використанням методики на базі ML алгоритмів k-means та c-means

Такий підхід визначення станів дозволяє адміністратору мережі більш динамічно оцінювати стан мережі. Фактично це досягається тим, що алгоритм дозволяє визначити появу нових станів із зворотнім зв'язком через коефіцієнт

розподілу. Якщо коефіцієнт розподілу суттєво відрізняється для певного періоду часу для частини мережі, то це говорить про те що стан мережі змінився по відношенню до типової її поведінки. Аналіз мережевих даних здійснювалось на макрорівні, де 1 година часу являє собою агреговані параметри FE. Це дозволяє адміністратору мережі здійснювати управління на наступні зміни:

- Виділення нових каналів зв'язку для певних напрямків (для нашого випадку це розширення кількості використовуваних портів для комутаторів 2 рівня);
- Побудова нових ліній зв'язку при суттєвому зростанні трафіку;
- Виявлення потенційних загроз через нетипову поведінку трафіку.

Розроблений метод дозволяє здійснювати управління потоками інфокомунікаційних мереж вручну адмістратором мережі на базі поточних даних. Тобто даний алгоритм дозволяє здійснювати управління на базі попередніх чи поточних даних. Проте, розроблений алгоритм дозволяє також здійснювати прогнозування трафіку із відповідною ймовірністю. Як було описано вище, перевагою даного алгоритму від інших є перехід від кількісних мережевих параметрів до опису станів мережі у вигляді «подія 1», «подія 2» і т.п. Розроблений метод дозволяє із певною ймовірністю, наприклад, визначити що «подія 3» настане із певною ймовірністю при послідовності подій «подія 2» - «подія 3» - «подія 5» - «подія 1».

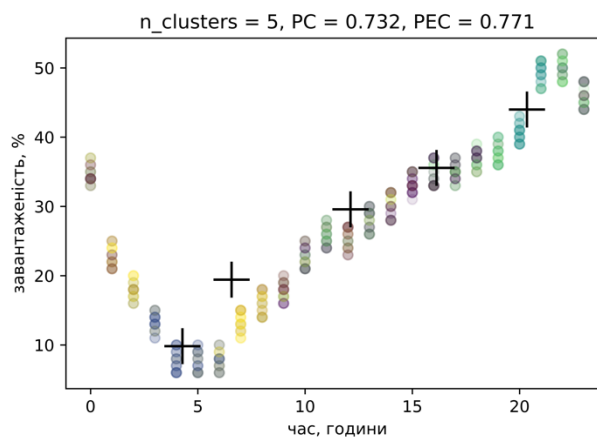


Рис. 4.14 Розподіл трафіку на кластери Франківського району

На базі представлених даних трафіку оптичної транспортної мережі було визначено, що на макро рівні існує 3-5 станів. Тобто, на базі попередніх n станів можна визначити наступний стан. На рис. 4.14 є розподіл на кластери для Франківського району міста Львова. На базі двох параметрів (завантаженості вузла та години дня) оптимальна кількість подій розподіляється на 5 кластерів. Перший кластер виділяється на час найменшого навантаження протягом 3-6 годин дня. Другий кластер виділяється при переході до 1 чи виходу із 1 кластеру. 3-5 кластери відповідають відповідним станам вузла.

На рис. 4.15 представлено результат прогнозування трафіку на базі 30 денної історії трафіку. Даний підхід забезпечив точність прогнозування трафіку на 92%. Даний алгоритм працював на базі 3 попередніх станів протягом часу dt – 1 година.

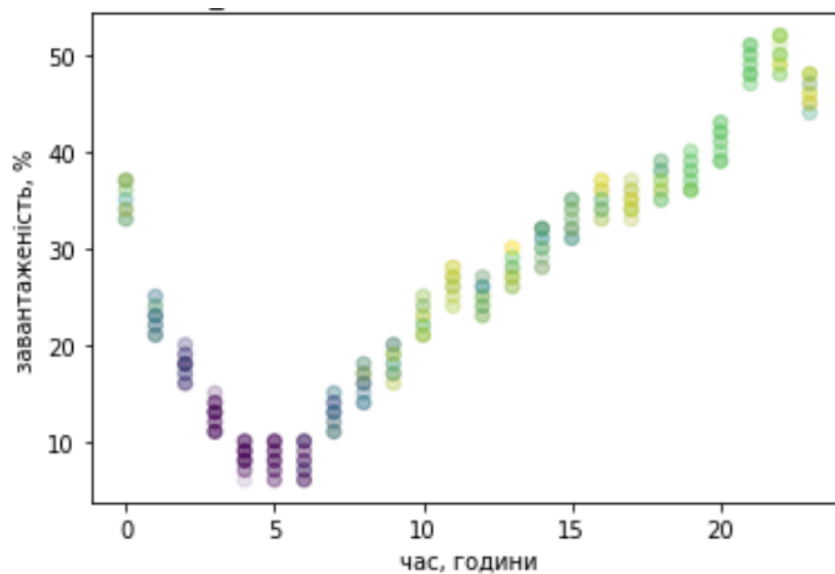


Рис. 4.15 Прогнозування розподілу на кластери Франківського району

Висновки до 4-го розділу

Розроблено модуль для моніторингової системи телекомунікаційних мереж Састі телекомунікаційного оператора міста Львова. Даний розроблений модуль дозволяє розширити поточні можливості даної моніторингової системи за рахунок альтернативного представлення мережевих параметрів. Із використанням результатів ML алгоритмів k-means та c-means адміністратор мережі може здійснювати управління телекомунікаційної мережі із врахуванням багатьох мережевих параметрів у вигляді певних мережевих станів (кластерів). Даний модуль було впроваджено для використання місцевого телекомунікаційного оператора в якості окремого серверного рішення, який комунікує із основним програмним засобом Састі.

Досліджено ефективність застосування алгоритму управління інфокомунікаційними потоками з використанням графових нейронних мереж із врахуванням параметру енергоефективності для досліджуваної мережі. Розроблене програмне забезпечення надає рекомендації щодо управління інфокомунікаційними потоками у різні години дня для житлового району і бізнес районів міста.

ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВИСНОВКИ

Сукупність наукових положень, сформульованих та обґрунтованих в дисертаційній роботі, становить розв'язок науково-практичного завдання забезпечення ефективного управління інфокомунікаційними потоками оптичної транспортної мережі із врахуванням параметру енергоспоживання із використанням алгоритмів машинного навчання і нейронних мереж.

Основні результати роботи полягають у наступному:

1. Проведено аналіз основних принципів побудови оптичних транспортних мереж. Встановлено, що існуючі телекомунікаційні технології та алгоритми управління інфокомунікаційними потоками не здатні забезпечити необхідні параметри обслуговування, які встановлює ІТУ-Т для сучасних і майбутніх мереж. Аналіз існуючих інтелектуальних алгоритмів управління телекомунікаційних мереж показав необхідність розробити необхідну інфраструктуру збору даних для цих же інтелектуальних алгоритмів.

2. Запропоновано концептуальну модель інфраструктури оптичної транспортної мережі із елементами інтелектуального управління мережею на рівні управління мережі і передачі даних. На відміну від існуючих інфраструктур оптичних транспортних мереж, ці мережі не здатні забезпечити протокольно і інфраструктурно збір необхідних даних для інтелектуальних алгоритмів. Запропонована інфраструктура представляє ізольований домен, який передбачає використання імітаційної моделі існуючої оптичної транспортної мережі для тестування інтелектуальних алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками мережі.

3. Розроблено алгоритм збору даних на базі ML алгоритмів k-means та c-means, який дозволяє на базі кластерних підходів визначити стани оптичної транспортної мережі і моменти часу, коли слід здійснювати збір даних із мережі для представлених алгоритмів управління інфокомунікаційними потоками. Крім того, представлений алгоритм дозволяє здійснити представлення мережевих параметрів в іншому форматі адміністратору мережі для зменшення

кількості помилок при прийнятті рішень управління мережею. Перевагою даного методу є простота реалізації, оскільки даний алгоритм просто реалізується на програмно-конфігурованих мережах із використанням SDN та OpenFlow.

4. Удосконалено метод управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж. В розробленому алгоритмі запропоновано враховувати параметр енергоспоживання як ще один мережевий параметр вузлів і каналів зв'язку вектора даних GNN. Визначення параметру енергоспоживання здійснюється на базі власної методики визначення параметру енергоспоживання, який враховує енергетичне споживання пристроїв і різних протоколів передачі даних. Даний метод дозволяє здійснити перелаштування інфокомунікаційних потоків для зменшення параметру затримки у пікові години навантаження.

5. Набув подальшого розвитку алгоритм агрегації навантаження на граничному вузлі оптичної транспортної мережі із використанням глибокої нейронної мережі. Даний алгоритм дозволяє зменшити кількість службового навантаження по відношенню до статичних блоків даних ODUk технології OTN, а також зменшити навантаження на проміжні вузли оптичної транспортної мережі, що призводить до зменшення його енергетичного споживання. Доведено, що даний алгоритм здійснює прогнозування розміру блоків даних, що не призводить до погіршення якості обслуговування IP пакетів.

6. Проведено моделювання та дослідження ефективності запропонованих рішень на основі розробленої імітаційної моделі оптичної транспортної мережі. За допомогою даної моделі встановлено, що алгоритм визначення і прогнозування станів дає можливість кластеризувати мережеві параметри у комбінації для покращення якості прийняття рішень адміністратором мережі. Із використанням розробленої імітаційної моделі встановлено, що розроблений алгоритм управління інфокомунікаційними потоками з використанням графових нейронних мереж дозволив зменшити значення затримки у пікові

години навантаження на 18%. Крім того, дана модель дозволила дослідити алгоритм агрегації навантаження граничного вузла оптичної транспортної мережі і встановила що даний алгоритм дозволяє зменшити кількість службового навантаження на 17%, а енергетичне споживання проміжного вузла на 11%.

7. Здійснено дослідження впливу реалізованих алгоритмів на оптичну транспортну мережу міста. Для цього було розроблено модуль, який розширює поточні можливості моніторингової відкритої системи Sacti. Розроблений функціонал було протестовано на оптичній транспортній мережі міста Львова. Розроблений модуль дозволив здійснити переконфігурування інфокомунікаційних потоків у різні години дня через резервні шляхи із використанням обхідних маршрутизаторів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Huawei, OptiX OSN 9800 OTN Platform, переглянуто в жовтні 2020, <<https://e.huawei.com/ua/products/enterprise-transmission-access/transmission/wdm/osn-9800/>>
2. Cisco, Cisco Network Convergence System 4000 Series, переглянуто в листопаді 2020, <<https://www.cisco.com/c/en/us/products/optical-networking/network-convergence-system-4000-series/index.html/>>
3. ITU-T, Optical Transport Network (OTN) Tutorial, переглянуто в квітні 2019, <<https://www.itu.int/ITU-T/studygroups/com15/otn/OTNtutorial.pdf/>>
4. ITU-T, Application of optical transport network Recommendations to 5G transport, переглянуто в лютому 2020, <https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-G.Sup67-201907-I!!PDF-E&type=items/>
5. ITU-T, L.1310: Energy efficiency metrics and measurement methods for telecommunication equipment, переглянуто в грудні 2020, <<http://www.itu.int/rec/T-REC-L.1310-202009-P/>>
6. Vizcaíno, J. L., Ye, Y., Jiménez, T., & López, V. «OTN switching in protected transport networks: Spectral, cost and energy efficiency evaluation». In *2016 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2016, May, pp. 1-6.
7. Thouenon, G., Betoule, C., Le Rouzic, E., Pincemin, E., Khodashenas, P. S., Rivas-Moscoso, J. M., & Klonidis, D. «Electrical v/s optical aggregation in multi-layer optical transport networks». In *2015 International Conference on Photonics in Switching (PS)*, 2015, September, pp. 28-30.
8. Taeb, S., Shahriar, N., Chowdhury, S. R., Tornatore, M., Boutaba, R., Mitra, J., & Hemmati, M. «Virtual network embedding with path-based latency guarantees in elastic optical networks». In *2019 IEEE 27th International Conference on Network Protocols (ICNP)*, 2019, October, pp. 1-12.

9. Zhang, Y., Zhou, X., Sheng, Y., Deng, N., & Shen, G. «Spectrum defragmentation and partial OTN switching in Ultra-Dense Wavelength Switched Network (UD-WSN)». In *2017 19th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*, 2017, July, pp. 1-4.
10. D. Cavendish. «Evolution of optical transport technologies: from SONET/SDH to WDM». *IEEE Communications Magazine*. Vol. 38, Issue 6, 2000, pp. 164-172.
11. Ridha Rejeb; Mark S. Leeson; Roger J. Green. «Fault and attack management in all-optical networks». *IEEE Communications Magazine*. Vol. 44, Issue 11, 2006, pp. 79-86.
12. Canhui Ou; L.H. Sahasrabuddhe; Keyao Zhu; C.U. Martel; B. Mukherjee. «Survivable virtual concatenation for data over SONET/SDH in optical transport networks». *IEEE/ACM Transactions on Networking*. Volume: 14, Issue: 1, 2006, pp. 218 – 231.
13. Charles Kalmanek. «A Retrospective View of ATM». *ACM SIGCOMM Computer Communications Review*. Volume 32, Number 5. 2002, 13-19.
14. Steve Gorshe, Principal Engineer. «A Tutorial on ITU-T G.709 Optical Transport Networks (OTN)». *Technology White Paper*. Issue 1: July 2009.
15. Taras Maksymyuk, Stepan Dumych, Olena Krasko, Mykola Kaidan, and Bohdan Strykhalyuk. «Study and Development of Next-Generation Optical Networks». *Smart Computing Review*, vol. 4, no. 6, December 2014.
16. B. Meagher, G. K. Chang, G. Ellinas, Y. M. Lin, W. Xin, T. F. Chen, X. Yang, A. Chowdhury, J. Young, S. J. Yoo, C. Lee, M. Z. Iqbal, T. Robe, H. Dai, Y. J. Chen, and W. I. Way. «Design and Implementation of Ultra-Low Latency Optical Label Switching for Packet-Switched WDM Networks». *Journal of lightwave technology*, Vol. 18, No. 12, December 2000.
17. Dolzer K., Gauger C. «On burst assembly in optical burst switching networks – a performance evaluation of Just-Enough-Time», *In Proceedings of ITC 18*, P. 149–161, Sep. 2001.

18. Peter J. Winzer. «Challenges and evolution of optical transport networks.» *36th European Conference and Exhibition on Optical Communication*. 19-23 Sept. 2010.
19. Lucent Technologies, A practical vision for optical transport networking, переглянуто червень 2020, <http://www.ece.ualberta.ca/~grover/mesh_networking/wp004%5B1%5D.pdf>
20. B. Meagher, G. K. Chang, G. Ellinas, Y. M. Lin, W. Xin, T. F. Chen, X. Yang, A. Chowdhury, J. Young, S. J. Yoo, C. Lee, M. Z. Iqbal, T. Robe, H. Dai, Y. J. Chen, and W. I. Way. «Design and Implementation of Ultra-Low Latency Optical Label Switching for Packet-Switched WDM Networks», *Journal of Lightwave Technology*. 2000. Vol. 18. № 12. P. 1978–1987.
21. Apitech, Delay Lines, переглянуто в грудні 2020, <http://micro.apitech.com/delay_lines.aspx/>
22. Thorlabs, 220 mm Optical Delay Line Kit. переглянуто в грудні 2020, <https://www.thorlabs.com/newgrouppage9.cfm?objectgroup_id=5521>.
23. Newport, Optical Fiber Delay Lines, Manually Variable, переглянуто в грудні 2020, <<https://www.newport.com/f/optical-delay-lines-manually-variable/>>.
24. Aguado, A., Davis, M., Peng, S., Alvarez, M. V., López, V., Szyrkowiec, T., Simeonidou, D. «Dynamic virtual network reconfiguration over SDN orchestrated multitechnology optical transport domains». *Journal of Lightwave Technology*, 34(8), 2016, pp.1933-1938.
25. Siqueira, M., Oliveira, J., Curiel, G., Hirata, A., van't Hooft, F., Nascimento, M., Rothenberg, C. E. «An optical SDN controller for transport network virtualization and autonomic operation». In *2013 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps) 2013*, December pp. 1198-1203.
26. Sadasivarao, A., Syed, S., Pan, P., Liou, C., Monga, I., Guok, C., & Lake, A. «Bursting data between data centers: Case for transport SDN». In *2013*

- IEEE 21st Annual Symposium on High-Performance Interconnects*, 2013, August pp. 87-90.
27. Saad Ahmed Qureshi, Ammar Saleem Rehman, Ali Mustafa Qamar, Aatif Kamal, Ahsan Rehman. «Telecommunication Subscribers' Churn Prediction Model Using Machine Learning». *International Conference on Digital Information Management (ICDIM)*. 10-12 Sept. 2013.
 28. A. Pasumpon. S. Smys. «DDOS attack detection in telecommunication network using machine learning». *Journal of Ubiquitous Computing and Communication Technologies (UCCT)*. Vol.1, No. 1, pp. 33-44.
 29. Bashar Ahmed Khalaf; Salama A. Mostafa; Aida Mustapha; Mazin Abed Mohammed; Wafaa Mustafa Abdullallah. «Special section on artificial intelligence and cognitive computing for communication and network», vol 7, 2019, pp. 51691 – 51713.
 30. Chuang Song, Min Zhang, Xuetian Huang, Yueying Zhan, Danshi Wang, Min Liu, and Yanhong Rong. «Machine Learning Enabling Traffic-Aware Dynamic Slicing for 5G Optical Transport Networks.» *Conference on Lasers and Electro-Optics Applications and Technology*, 2018 San Jose, California United States. 13–18 May 2018.
 31. ITU-T, Y.3172, Architectural framework for machine learning in future networks including IMT-2020, [переглянуто червень 2020, <https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-Y.3172-201906-I!!PDF-E&type=items/>](https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-Y.3172-201906-I!!PDF-E&type=items/)
 32. ITU-T, F.748.11 Metrics and evaluation methods for a deep neural network processor benchmark, [переглянуто червень 2020, <https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-F.748.11-202008-I!!PDF-E&type=items/>](https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-F.748.11-202008-I!!PDF-E&type=items/)
 33. S Makridakis. «The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms», *Futures*. Vol. 90, June 2017, p. 46-60.

34. Benjamin Cheatham, Kia Javanmardian, and Hamid Samandari. «Confronting the risks of artificial intelligence», *McKinsey Quarterly*. April 2019.
35. Cisco, Cisco NCS 4000 400 Gbps DWDM/OTN/Packet Universal Line Card Data Sheet, переглянуто червень 2020, <<https://www.cisco.com/c/en/us/products/collateral/optical-networking/network-convergence-system-4000-series/datasheet-c78-736495.html/>>.
36. Musumeci, M., Rottondi, C., Nag, A., Masalico, I., Zibar, D., Ruffini, M. and Tornatore, M., “An overview on application of machine learning techniques in optical networks”, *IEEE Commun. Surv. Tut.* 21(2), 2019, pp. 1383-1408.
37. Steven Gringeri; Bert Basch; Vishnu Shukla; Roman Egorov; Tiejun J. Xia. «Flexible architectures for optical transport nodes and networks», *IEEE Communications Magazine*, Vol. 48, Issue 7, July 2010, pp. 40-50.
38. Chankyun Lee, June-Koo Kevin Rhee, «Efficient Design and Scalable Control for Store-and-Forward Capable Optical Transport Networks», 2017, Vol. 9, Issue 8, pp. 699-710.
39. В.С. Андрущак, М.В. Кайдан, Т.А. Максимюк, С.С. Думич, Ю.В. Пиріг, “Інтелектуальне управління інформаційними потоками в оптичних транспортних мережах”, *Телекомунікаційні та інформаційні технології*, № 3(64), С. 4-16, 2019.
40. V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, Y. Pyrih and T. Maksymyuk, “Research on the scalability of all-optical switches in the OLS networks,” *IEEE International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM)*, Feb. 2019, Polyana, Ukraine, DOI: 10.1109/CADSM.2019.8779310
41. Т.А. Максимюк, Б.П. Шубин, Д.О. Мисаковець, В.С. Андрущак, С.С. Думич, “Метод адаптивного логічного розділення мережі 5G на основі

- глибокого навчання”, *Вчені записки Таврійського Національного університету імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, том 31(70), № 5, С. 36-42, 2020.
42. Michalski, M, «A Software and Hardware System for a Fully Functional Remote Access to Laboratory Networks», *Fifth International Conference on Networking and Services*, IEEE, 2009, pp. 561 – 565.
43. Suri, S. & Batra, V., «Comparative Study of Network Monitoring Tools», *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 2010, Vol. 1, No. 3, pp. 63-65.
44. IT.Qlick, Spiceworks Feedback, переглянуто у вересні 2020, <<http://www.itqlick.com/spiceworks/feedback/>>
45. Stephen, P., Olejniczak & Kirby, B., *Asterisk for Dummies*, 2007, chapter 10.
46. ManageEngine, The complete Enterprise Network Management System, переглянуто у вересні 2020, <<http://www.service-desk.co/pdf/opmanagerproduct-overview.pdf/>>
47. NetworkManagement, SolarWinds v12 – New Cisco Monitoring, Auto-Discovery & More, переглянуто у вересні 2020, <<https://www.networkmanagementsoftware.com/solarwinds-npm-review/>>
48. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, М. В. Піцик, В. З. Пашкевич, “Аналіз енергетичного балансу оптичної транспортної мережі з врахуванням технологічних і архітектурних підходів”, *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіoeлектроніка та телекомунікації*, № 818, С. 120–129, 2015.
49. Б. М. Стрихалюк, П. О. Гуськов, В. С. Андрущак, В. Є. Мурак, С. М. Редчук, “Підвищення якості надання послуг у мультисервісних мережах шляхом інтеграції технологій IP/MPLS та DWDM”, *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіoeлектроніка та телекомунікації*, № 818, С. 94–103, 2015.

50. Ono, M., Hata, M., Tsunekawa, M., Nozaki, K., Sumikura, H., Chiba, H., & Notomi, M. (2020). «Ultrafast and energy-efficient all-optical switching with graphene-loaded deep-subwavelength plasmonic waveguides», *Nature Photonics*, 14(1), 37-43.
51. Zuqing Zhu, V. J. Hernandez, Min Yong Jeon, Jing Cao, Zhong Pan, S. J. Ben Yoo. «RF Photonics Signal Processing in Subcarrier Multiplexed Optical-Label Switching Communication Systems», *Journal of lightwave technology*, vol. 21, no. 12, December 2003. pp 3155-3166.
52. M. Kaidan, V. Andrushchak, N. Kryvinska, M. Klymash, M. Seliuchenko, “Configuration of network management for energy efficiency in optical transport networks using GMPLS and OBS techniques,” *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 74, pp.17–27, 2017.
53. Abdelouahab, A., Mohammed, A. F., & Tat, E. H. On The Control Packet Structure of Optical Burst Switching Networks.
54. LEGRAND, Thomas, et al. «Labelled OBS test bed for contention resolution study», *In: 2008 5th International Conference on Broadband Communications, Networks and Systems. IEEE*, 2008. p. 82-87.
55. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, С. С. Думич, В. З. Пашкевич, “Дослідження принципів побудови транспортних мереж на основі технології OLS”, *Вісник Національного університету ”Львівська політехніка”*. Серія: *Радіoeлектроніка та телекомунікації*, № 849, С. 203–209, 2016.
56. Bezdek, J.C.: «Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms», *Plenum Press*, New York, 1981.
57. Lazaro, J., Arias, J., Martin, J.L., Cuadrado, C., Astarloa, A.: «Implementation of a modified Fuzzy C-Means clustering algorithm for real-time applications», *Microprocess. Microsyst.* Vol. 29, 2005, pp. 375–380.

58. Icer, S., «Automatic segmentation of corpus collasum using Gaussian mixture modeling and Fuzzy C means methods», *Comput. Methods Programs Biomed.* 2013, Vol. 112, pp. 38–46.
59. Asyali, M.H., Colak, D., Demirkaya, O., Inan, M.S., «Gene expression profile classification: a review», *Curr. Bioinform.*, Vol.1, 2006, pp. 55–73.
60. Runkler, T.A., Katz, C., «Fuzzy clustering by particle swarm optimization», *In: Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2006, pp. 601–608.
61. Roh, Yuji, Geon Heo, Steven Euijong Whang. «A Survey on Data Collection for Machine Learning: a Big Data», *AI Integration Perspective, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* – 2019.
62. Zhao Yongli, Boyuan Yan, Zhuotong Li, Wei Wang. «Coordination between control layer AI and on-board AI in optical transport networks», *Journal of Optical Communications and Networking*, 2019, vol. 12, no 1, pp. 49-57.
63. Rahman, S, Ahmed, T., Ferdousi, S., Bhaumik, P., Chowdhury, P., Tornatore, M., Goutam Das, Mukherjee, B. «Virtualized controller placement for multi-domain optical transport networks using machine learning», *Photonic Network Communications*, 2020, Vol. 40, No. 5 - pp. 1-11.
64. Scarselli, F., Gori, M., Tsoi, A., Hagenbuchner, M. & Monfardini, G. 2009, «The graph neural network model», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 20, no. 1, pp. 61-80.
65. M. Kaidan, V. Andrushchak and M. Pitsyk, "Calculation model of energy efficiency in optical transport networks," *2015 Second International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2015, pp. 167-170.
66. М. В. Кайдан, В. С. Андрушак, “Визначення параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж”, *Системи обробки інформації*, № 7, С. 134–142, 2016.

67. Климаш М. М., Кайдан М. В., Андрущак В. С. Дослідження порядків модуляції для підвищення енергоефективності телекомунікаційних систем передачі. *Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв'язку*. 2016. № 2(42). С.12– 25.
68. M. Kaidan, V. Andrushchak, "Investigation of energy efficiency in optical transport networks on based technology OBS," *IEEE International Conference on RadioElectronics and InfoCommunications (UkrMiCo`2016)*, 11-16 September, 2016, Kyiv, Ukraine, pp. 338-340.
69. M. Kaidan, V. Andrushchak and M. Klymash, "Research on the efficiency of optical resources utilization for OLS networks," *2016 Third International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2016, pp. 30-32.
70. М. Кайдан, В. Андрущак, "Оцінка параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж на базі електрооптичних пристроїв", *Восьма міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи розвитку інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем"*, 19-22 квітня 2016 р. м. Київ, С.107-109.
71. М. Кайдан, В. Андрущак, "Модель розрахунку енергоефективності для електро- та акутооптичних пристроїв у оптичних транспортних мережі", *Міжнародна науково-практична конференція "Нові досягнення в галузі інформаційно-комунікаційних технологій – 2015"*, 29 Жовтня – 1 Листопада, 2015, Львів, Україна, С.171-174.
72. 24. М. Кайдан, В. Андрущак, "Оцінка параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж на базі електрооптичних пристроїв", *Восьма міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи розвитку інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем"*, 19-22 квітня 2016 р. м. Київ, С.107-109..
73. М.В. Кайдан, В.С. Андрущак, М.І. Бешлей, Т.А. Максимюк, "Енергоефективність оптичних транспортних мереж комутованих по

мітках”, *High-Tech Technologies in Infocommunications (HICT - 2019)*, м. Кам’янець-Подільський, 2019, р. 108-109.

74. М. Климаш, М. Кайдан, В. Андрущак, “Модель визначення параметру енергоефективності транспортних оптичних мереж з використанням SDN контролера”, *Міжнародна Науково-технічна конференція “Сучасні інформаційно-телекомунікаційні технології”*, 17-20 листопада 2015, Київ, Україна, Т.2, С.21-23.
75. W. Song, V. Andrushchak, M. Kaidan, M. Beshley, O. Kochan, J. Su, “Methodology for Calculating the Energy Consumption of Information Communication Systems,” *Technical Electrodynamics*, no. 4, pp. 80–88, July 2020.
76. K. Przystupa, M. Beshley, M. Kaidan, V. Andrushchak, I. Demydov, O. Kochan, D. Pieniak, “Methodology and Software Tool for Energy Consumption Evaluation and Optimization in Multilayer Transport Optical Networks,” *Energies*, vol. 13, no. 23, pp. 6370-1–6370-21. Dec. 2020.
77. ITU-T, Y.3101 Requirements of the IMT-2020 network, переглянуто у вересні 2019, <https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-Y.3101-201801-I!!PDF-E&type=items/>
78. ITU-T, Y.3111. IMT-2020 network management and orchestration framework, переглянуто у жовтні 2019, <https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-Y.3111-201709-I!!PDF-E&type=items/>
79. ITU-T, X.1500 Revised structured cybersecurity information exchange techniques, переглянуто у жовтні 2019, <https://www.itu.int/rec/dologin_pub.asp?lang=e&id=T-REC-X.1500-201703-S!Amd11!PDF-E&type=items/>
80. V. Andrushchak, S. Dumych, T. Maksymyuk, M. Kaidan and O. Urikova, “Intelligent data flows management for performance improvement of optical label switched network,” *IEEE International Conference on Advanced Trends*

- in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Feb. 2018, Slavske, Ukraine, pp. 1143-1146.
81. M. Kaidan, T. Maksymyuk, V. Andrushchak and M. Klymash, "Intelligent Data Flow Aggregation in Edge Nodes of Optical Label Switching Networks," *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies (AICT)*, 2019, pp. 145-148.
 82. V. Andrushchak, M. Kaidan, T. Maksymyuk and M. Klymash, "Smart payload management in edge nodes of optical label switching networks," *IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, Dec. 2019, Kyiv, Ukraine, pp. 175-178.
 83. Думич С. С. Методи та алгоритми підвищення ефективності комутації інформаційних потоків у оптичних транспортних мережах: дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук : 05.12.02 – телекомунікаційні системи та мережі / Степан Степанович Думич ; Міністерство освіти і науки України, Національний університет «Львівська політехніка». – Львів, 2017. – 152 с.
 84. М. М. Климаш, М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, Ю. В. Климаш. Методи та моделі побудови енергоефективних фотонних транспортних мереж – Львів: *Львів: Видавництво «Львівської політехніки»*, 2018, 176 с.
 85. Klymash M., Pyrih Yu., Kaidan M., Andrushchak V. A meta-heuristic data routing algorithm for networks with dynamically variable structure. *2019 IEEE 20th International conference on computational problems of electrical engineering (CPEE), Lviv, Ukraine, 15-18 September 2019*. 2019. P. 1–4.
 86. Cisco, Cisco CRS 16-Slot Single-Shelf System, відвідано у листопаді 2019 <http://www.cisco.com/c/en/us/products/collateral/routers/carrier-routing-system/CRS-3_16-Slot_DS.html>
 87. Cisco, CRS 100 Gigabit Ethernet Interface Modules Data Sheet. Відвідано у листопаді 2019


- <https://www.cisco.com/en/US/prod/collateral/routers/ps5763/CRS-1x100GE_DS.pdf>
88. Cisco, Cisco ONS 15454 Multiservice Transport Platform Data Sheet. Відвідано у листопаді 2019
<http://www.cisco.com/c/en/us/products/collateral/optical-networking/ons-15454-m12-multiservice-transport-platform-mstp/product_data_sheet09186a00801849e7.html>
 89. Avara Technologies. EDFA. Відвідано у листопаді 2019,
<<http://www.avaratechnologies.com/products/EDFA.php>>
 90. Cisco. Cisco ONS 15454 DWDM Reference Manual, Release 9.0. Chapter 9, Transponder and Muxponder Cards. Відвідано у листопаді 2019,
<http://www.cisco.com/c/en/us/td/docs/optical/15000r9_0/dwdm/reference/guide/454d90_ref/454d90_txpmxpcard.html>
 91. Cisco. 40-channel Single-module ROADM for the Cisco ONS 15454 Multiservice Transport Platform, відвідано у листопаді 2019,
<http://www.cisco.com/c/en/us/products/collateral/optical-networking/ons-15454-series-multiservice-provisioning-platforms/data_sheet_c78-578552.html>
 92. Bolla, R.; Bruschi, R.; Davoli, F.; Cucchietti, F. «Energy Efficiency in the Future Internet», *A Survey of Existing Approaches and Trends in Energy-Aware Fixed Network Infrastructures. IEEE Commun. Surv. Tutor.* 2011, Vol. 13, pp. 223–244.
 93. Hinton, K.; Jalali, F.; Matin, A, «Energy Consumption Modelling of Optical Networks», *Photonic Netw. Commun.* 2015, Vol. 30, pp. 4–16.
 94. Ding, X.; Wu, J. «Study on Energy Consumption Optimization Scheduling for Internet of Things». *IEEE Access* 2019, Vol. 7, pp.70574–70583.
 95. Baliga, J.; Ayre, R.; Hinton, K.; Sorin, W.V.; Tucker, R.S. «Energy Consumption in Optical IP Networks», *J. Lightwave Technol.* JLT 2009, Vol. 27, pp. 2391–2403.

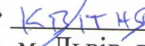
96. V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, Y. Pyrih and T. Maksymyuk, “Research on the scalability of all-optical switches in the OLS networks,” *IEEE International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM)*, Feb. 2019, Polyana, Ukraine, DOI: 10.1109/CADSM.2019.8779310
97. Андрущак В., Андрухів Т., Максимюк Т., Бешлей М., Думич С. «Інтелектуальне управління маршрутизацією в оптичних транспортних мережах із використанням графових нейронних мереж», *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського*. Том 32 (71), №1, с. 1-9, 2021.
98. Network Management & Monitoring, network and Server Statistics Using Cacti, відвідано у грудні 2020, <<http://dnssec.net.tr/2016-2/cacti.pdf/>>

Додаток А. Акти впровадження

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор ТОВ «Сайпрес
Семікондактор Україна»

 Вільям Карл Салефські.

«12»  2021 р.
79034, м. Львів, вул. Луганська, 20

АКТ

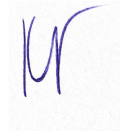
про впровадження результатів дисертаційної роботи **Андрушака Володимира Степановича** на тему «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання» на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 172 – «Телекомунікації та радіотехніка»

Даний акт складений про те, що в результаті спільних наукових досліджень у ТОВ «Сайпрес Семікондактор Україна» були використані наукові та практичні результати дисертаційної роботи Андрушака В.С. Зокрема:

- в рамках R&D проекту “Wi-Fi/Bluetooth-based precise (1-10cm) indoor localization of person/items” використано алгоритм виділення найбільш значущих параметрів для навчання графових нейронних мереж, що дало змогу підвищити точність їх прогнозів при зниженні тривалості навчання;
- в рамках R&D проекту “AI-based Approach for Antenna Optimization and Performance Prediction” використано методику управління моделями штучного інтелекту, що дало змогу автоматизувати процес машинного навчання та оновлення версій нейронних мереж в залежності від зміни зовнішніх факторів.

Акт складений для пред’явлення до спеціалізованої вченої ради із захисту дисертацій і не є підставою для фінансових розрахунків.

Керівник R&D проєктів



к.т.н. Олександр Карпін

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор Львівської філії
(керуючої філії Західного
макрорегіону)

ПАТ «Укртелеком» у м. Львові,
кандидат технічних наук



Андрухів Т.В.
_____ Андрухів Т.В.
Ломого 2021 р.
_____, м. Львів, вул. Дорошенка, 43

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи **Андрущак Володимира Степановича** на тему «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання» на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 172 – «Телекомунікації та радіотехніка»

Даний акт складений про те, що в результаті спільних наукових досліджень в галузі розроблення систем моніторингу і управління телекомунікаційною інфраструктурою у Львівській філії ПАТ «Укртелеком» були використані запропоновані Андрущак В.С. методи інтелектуального управління інфокомунікаційними потоками для забезпечення необхідних параметрів обслуговування у години пікового завантаження мережі.

Підприємство підтверджує працездатність розроблених методів моніторингу та управління інформаційними потоками на базі відкритої системи Састі. Розроблений модуль для системи Састі дозволив перейти від управління телекомунікаційною мережею на базі кінцевих мережевих параметрів до управління кластерного набору подій. Експериментальне використання розробленого методу управління інфокомунікаційними потоками дав змогу зменшити затримку в години пікового навантаження на 5%.

Начальник відділу планування мереж

В.М. Качан

Качан В.М.

“ЗАТВЕРДЖУЮ”

Директор ТОВ «Кінетікс»

 Плетньов Олексій

«16» Листопада 2021р.

79000, м. Львів, вул. Поповича 3/3а

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи **Андрушака Володимира Степановича** на тему «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання» на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 172 – «Телекомунікації та радіотехніка»

Даний акт складений про те, що в результаті спільних наукових досліджень в напрямку дослідження і розгортання нейронних мереж та алгоритмів машинного навчання у ТОВ «Кінетікс» були використані наукові та практичні результати дисертаційної роботи Андрушака В.С.

Зокрема:

- алгоритм збору даних, тренування і розгортання відповідних нейронних мереж, що дає змогу реалізувати процес управління інтелектуальними алгоритмами для IoT мережі пристроїв;
- алгоритм із використанням графових нейронних мереж, що дозволив зменшити пікове навантаження на віртуальні сервери від IoT пристроїв.

Підприємство підтверджує, що результати дисертації Андрушака В.С. не є предметом комерційних угод, і використані лише з дослідницькою метою. Акт складений для пред'явлення до спеціалізованої вченої ради із захисту дисертацій і не є підставою для фінансових розрахунків.

Директор

 Олексій Плетньов





«Затверджую»

Проректор з наукової-педагогічної роботи
Національного університету
«Львівська політехніка»

доц. О.Р. Давидчак

«16» 09 2020 р.

АКТ

про використання результатів дисертаційної роботи Андрущак Володимира Степановича на тему «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання», у навчальному процесі кафедри телекомунікацій.

Даний акт складений комісією у складі:

- д.т.н., Стрихалюка Б.М., директора Інституту телекомунікацій, радіоелектроніки та електронної техніки;
- д.т.н., доц., Кайдана М.В., професора кафедри телекомунікації, декана магістратури Інституту телекомунікацій, радіоелектроніки та електронної техніки;
- д.т.н., проф. Климаш М.М., завідувача кафедри телекомунікацій.

проте, що в навчальному процесі кафедри телекомунікацій використано результати дисертаційної роботи Андрущак Володимира Степановича «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання», а саме імітаційну модель роботи алгоритму управління інфокомунікаційними потоками із використанням графових нейронних мереж та врахуванням параметру енергоспоживання, кім того розроблене Андрущак Володимиром Степановичем процес моделювання здійснює оцінку алгоритму агрегації навантаження на граничному вузлі мережі із використанням глибокої нейронної мережі.

Зокрема, результати використані для модернізації курсу лекцій (Лекції №15 «Енергоефективне використання пристроїв IoT та мережі») та лабораторної роботи (Лабораторна робота №12 «Дослідження процесу розподілу радіоресурсів в межах функціонування однієї базової станції LTE») з дисципліни «Кіберфізичні ситеми» спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології».

Результати використані для модернізації курсу лекцій (Лекції №2 «Сегментація ринку мікроконтролерів») та лабораторної роботи (Лабораторна робота №6 «Дослідження фільтру Кальмана та нейронних мереж для зчитаних сенсорних даних у вбудованих системах») з дисципліни «Програмування вбудованих систем» спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології».

Члени комісії:

Стрихалюк Б.М.

Кайдан М.В.

Климаш М.М.



«Затверджую»

Проректор з наукової роботи
Національного університету
«Львівська політехніка»

д.т.н. І.В. Демидов

« 3 грудня 2020 р.

про використання результатів дисертаційної роботи Андрущак Володимира Степановича «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання».

Комісія у складі начальника науково-дослідної частини, к.т.н., Небесного Р.В., заступника начальника планово-фінансового відділу Чулой Т.М., завідувача кафедри телекомунікацій, д.т.н., проф. Климаша М.М., склала цей акт у тому, що у держбюджетних науково-дослідних роботах: «Розроблення методів адаптивного управління радіочастотним ресурсом у мережах мобільного зв'язку LTE-U для розвитку стандартів 4G/5G в Україні», (ДБ/LTE-U), (2017–2019 рр.), № держреєстрації 0117U007177, «Розроблення новітньої децентралізованої мережі мобільного зв'язку на основі блокчейн-архітектури та штучного інтелекту для впровадження технологій 5G/6G в Україні», (ДБ/Блокчейн) (2020–2022 рр.), № держреєстрації 0120U100674, «Розроблення та інтеграція інформаційних і комунікаційних технологій для побудови системи моніторингу та управління міською інфраструктурою», (ДБ/Smart City), (2020–2022 рр.), № держреєстрації 0120U102193 використані наступні результати дисертаційної роботи Андрущак Володимира Степановича на тему «Моделі управління потоками інфокомунікаційних мереж з використанням методів штучного інтелекту і машинного навчання»:

- алгоритм збору даних із вузлів мережі для тренування, тестування і розгортання інтелектуальних алгоритмів управління на основі нейронних мереж
- метод управління інфокомунікаційними потоками мережі із врахуванням параметру енергоспоживання
- метод агрегації трафіку на граничному вузлі телекомунікаційної мережі.

Члени комісії:


Небесний Р.В.


Чулой Т.В.


Климаш М.М.

Додаток Б. Код імітаційного програмного забезпечення для моделювання роботи граничного вузла – визначення розміру транспортного модулю OLS

```
import pandas as pd
from numpy import random
from random import randrange
import numpy as np
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import activations
import tensorflow as tf
from matplotlib import pyplot as plt
def norm_feature(v, max_values):
    for i, value in enumerate(max_values):
        v[i] = v[i]/value

    return v

learning_rate = 1e-2
epochs = 100
es_patience = 10
batch_size = 24

number_of_nodes = 1
number_of_days = 5
number_of_hour = 24

max_number_package_per_i = 100
norm_deviation = 5

ip_packages = [
    {
        'name': 'video',
        'size': 1000,
        'qos': 1,
    },
    {
        'name': 'voice',
        'size': 500,
        'qos': 2,
    },
    {
        'name': 'data',
        'size': 500,
```

```

        'qos': 3,
    }
]

max_input_value = 1000 * (max_number_package_per_i + norm_deviation)
max_output_value = max_input_value

dist_law = pd.read_csv('sleep_area.csv')
dist_law.drop('hours', inplace=True, axis=1)
dist_law = dist_law.to_numpy()

max_values = [
    6,          # max nodes
    23,         # max hours
    110000,     # max cpu load
    1.3,        # max payload
    60000,      # max sum package
]

main_simulation_data = []

while number_of_days > 0:

    number_of_hour = 23
    while number_of_hour >= 0:

        number_of_minutes = 60
        sum_package = 0
        number_of_nodes = 1

        label_vector = []
        while number_of_nodes <= 1:

            while number_of_minutes >= 0:

                generated_number_packages =
abs(round(np.random.normal(max_number_package_per_i*dist_law[number_of_hour][3],
norm_deviation), 0))
                p = 0

                generated_traffic_i = []
                #generated_traffic_i.append(number_of_hour)
                while p < generated_number_packages:

                    package = random.uniform(0, 1)
                    i_package = 0

```

```

        while 1:
            if package <= dist_law[number_of_hour][i_package]:
                break
            i_package = i_package + 1

        generated_traffic_i.append(ip_packages[i_package])
        p = p + 1

    main_simulation_data.append([generated_traffic_i, number_of_hour])
    number_of_minutes = number_of_minutes - 1

    number_of_nodes = number_of_nodes + 1

    number_of_hour = number_of_hour - 1

    number_of_days = number_of_days - 1

#print(main_simulation_data)
print('end - start simulation data ')
j = 0
window_iters = 5
input_data = []
output_data = []

while j < len(main_simulation_data):
    #while j < 100:
        if j > window_iters:
            arr_input = []
            input_i = j - window_iters
            sum_output = 0
            while input_i < j:
                total = 0
                for sim in main_simulation_data[input_i][0]:
                    total += sim['size']
                arr_input.append(round(total/max_input_value, 5))
                input_i = input_i + 1
                sum_output = sum_output + total
            #print(arr_input)
            #print(round((sum_output/window_iters)/max_output_value, 5))
            input_data.append(arr_input)
            output_data.append(round((sum_output/window_iters)/max_output_value, 5))

            j = j + 1
        else:
            j = j + 1
            continue

```

```

model = keras.Sequential([
    keras.layers.Input(shape=(window_iters,)),
    keras.layers.Dense(10, activation=tf.nn.relu),
    keras.layers.Dense(20, activation=tf.nn.relu),
    keras.layers.Dense(10, activation=tf.nn.relu),
    keras.layers.Dense(1, activation=tf.nn.sigmoid),
])

model.compile(optimizer='adam',
              loss='mean_squared_error',
              metrics=['accuracy']
)

p = 0
while p < len(input_data):
    if (len(input_data[p]) == 1 ):
        print(input_data[p])
    p = p + 1

model.fit(input_data, output_data, epochs=100, batch_size=1)

model.predict(input_data)

sim_iter = 0
g_buffer = []
g = []
error_list = []
sim_i_list = []
arr_mu = []
otu1 = []
otu2 = []
otu3 = []

counter_packages = 0
counter_error = 0

ip_packages = [
    {
        'name': 'video',
        'size': 1000,
        'qos': 1,
    },
    {
        'name': 'voice',
        'size': 500,
    }
]

```

```

        'qos': 2,
    },
    {
        'name': 'data',
        'size': 500,
        'qos': 3,
    }
]

while sim_iter < len(main_simulation_data) - 1:
    if sim_iter > window_iters:

        arr_input = []
        input_i = sim_iter - window_iters

        # predict size based on the input value and window
        while input_i < sim_iter:

            total = 0
            for sim in main_simulation_data[input_i][0]:
                total += sim['size']

            arr_input.append(round(total/max_input_value, 5))
            input_i = input_i + 1

        predicted_size = model.predict([arr_input])
        mu = round(predicted_size[0][0]*max_output_value, 0) + 10*1000
        arr_mu.append(mu)
        otu1.append(8828)
        otu2.append(35312)
        otu3.append(141248)
        # generate traffic for evaluation
        number_of_packages = len(main_simulation_data[sim_iter][0])
        counter_packages = counter_packages + number_of_packages
        while number_of_packages > 0:
            package = random.uniform(0, 1)
            i_package = 0
            while 1:
                if package <= dist_law[main_simulation_data[input_i][1]][i_package]:
                    break
                i_package = i_package + 1

            g_buffer.append(ip_packages[i_package])
            number_of_packages = number_of_packages - 1

        # select traffic

```



```

block_size = 0
while (block_size < mu) & (len(g_buffer) > 0):
    block_size = block_size + g_buffer[0]['size']
    g_buffer.pop(0)

loc_error = 0
for q, pack in enumerate(g_buffer):
    g_buffer[q]['qos'] = g_buffer[q]['qos'] - 1
    if (g_buffer[q]['qos']) < 0:
        loc_error = loc_error + 1

#print(len(main_simulation_data[sim_iter][0]),loc_error)

counter_error = counter_error + loc_error
error_list.append(loc_error)
sim_i_list.append(sim_iter)

sim_iter = sim_iter + 1
else:
    sim_iter = sim_iter + 1
    continue

plt.ylabel("Кількість втрачених IP пакетів")
plt.xlabel("Імітаційний час")
plt.plot(sim_i_list, error_list)
plt.gcf().savefig('loss_packages.png', dpi=1000)

plt.ylabel("Розмір блоку, байт")
plt.xlabel("Імітаційний час")
plt.plot(sim_i_list, arr_mu, label = "Прогнозований розмір")
plt.plot(sim_i_list, otu1, label = "OTU1")
plt.plot(sim_i_list, otu2, label = "OTU2")
plt.plot(sim_i_list, otu3, label = "OTU3")
plt.legend(loc='best')
plt.gcf().savefig('predict_size.png', dpi=1000)

arr_n = [2,3,4,5,6]
percents = [0.182, 0.092, 0.119, 0.21, 0.268]
plt.ylabel("Кількість втрачених IP пакетів, %")
plt.xlabel("n врахованих попередніх подій часу dt")
plt.plot(arr_n, percents)
plt.gcf().savefig('loss_packages_perc.png', dpi=1000)

real_data = pd.read_csv('t_status.csv')
real_data.drop('id', inplace=True, axis=1)
real_data = real_data.to_numpy()

```

```
plt.ylabel("Розподіл пакетів")
plt.xlabel("час доби")
plt.plot(real_data[2531:5313,0] )
plt.gcf().savefig('dist_real.png', dpi=1000)
```

Додаток В. Код імітаційного програмного забезпечення для моделювання управління інфокомунікаційними потоками із використанням GNN

```
import pandas as pd
from numpy import random
from random import randrange
import numpy as np
import scipy.sparse as sp
import tensorflow as tf

from tensorflow.keras.layers import Input, Dense
from tensorflow.keras.losses import CategoricalCrossentropy
from tensorflow.keras.metrics import CategoricalAccuracy
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from spektral.models import GeneralGNN

from spektral.data import Dataset, Graph, DisjointLoader
from spektral.layers import GCSCConv, GlobalAvgPool
from spektral.layers.pooling import TopKPool
from spektral.transforms.normalize_adj import NormalizeAdj
import matplotlib.pyplot as plt

learning_rate = 1e-2      # Learning rate
epochs = 100              # Number of training epochs
es_patience = 10        # Patience for early stopping
batch_size = 24          # Batch size

number_of_nodes = 6
number_of_days = 30
number_of_hour = 24

# відео, голос, дані
length_of_ip_package = [1000, 500, 100]

sleep_area = pd.read_csv('sleep_area.csv')
sleep_area.drop('hours', inplace=True, axis=1)
sleep_area = sleep_area.to_numpy()

sleep_area_not_normal = pd.read_csv('sleep_area_not_normal.csv')
sleep_area_not_normal.drop('hours', inplace=True, axis=1)
sleep_area_not_normal = sleep_area_not_normal.to_numpy()
```

```

bisnes_area_not_normal = pd.read_csv('bisnes_area_not_normal.csv')
bisnes_area_not_normal.drop('hours', inplace=True, axis=1)
bisnes_area_not_normal = bisnes_area_not_normal.to_numpy()

hub = pd.read_csv('dist1.csv')
hub.drop('hours', inplace=True, axis=1)
hub = hub.to_numpy()

def norm_feature(v, max_values):
    for i, value in enumerate(max_values):

        v[i] = v[i]/value
    return v

max_values = [
    #6,          # max nodes
    #23,        # max hours
    #110000,    # max cpu load
    1.3,        # max payload
    60000,      # max sum package
]

#main_simulation_data = pd.DataFrame(data=[], columns=['number_of_nodes',
'number_of_hour', 'cpu_load', 'payload', 'avg_size_of_block', 'dist_video', 'dist_voice',
'dist_data'])
main_simulation_data = []
main_label_data = []

while number_of_days > 0:

    number_of_hour = 23
    while number_of_hour >= 0:

        number_of_minutes = 60
        sum_package = 0
        number_of_nodes = 1

        label_vector = []
        while number_of_nodes <= 6:

            dist_law = hub
            if number_of_nodes == 1:
                dist_law = sleep_area
            #elif number_of_nodes == 2:
                #dist_law = sleep_area_not_normal

```

```

elif number_of_nodes == 3:
    dist_law = sleep_area
elif number_of_nodes == 4:
    dist_law = hub
#elif number_of_nodes == 5:
    #dist_law = bisnes_area
elif number_of_nodes == 6:
    dist_law = bisnes_area_not_normal
else:
    dist_law = hub

while number_of_minutes >= 0:
    package = random.uniform(0, 1)
    i_package = 0
    while 1:
        if package <= dist_law[number_of_hour][i_package]:
            break
        i_package = i_package + 1

    sum_package = sum_package + length_of_ip_package[i_package]

    number_of_minutes = number_of_minutes - 1

    cpu_load = sum_package + dist_law[number_of_hour][3] * 50000
    payload = randrange(30)/100 + dist_law[number_of_hour][3]
    avarage_block_lengths = dist_law[number_of_hour][0] *
length_of_ip_package[0] + dist_law[number_of_hour][1] * length_of_ip_package[1] +
dist_law[number_of_hour][2] * length_of_ip_package[2]

    vector = [payload, sum_package, dist_law[number_of_hour][0],
dist_law[number_of_hour][1], dist_law[number_of_hour][2]]
    #vector = [number_of_nodes, number_of_hour, cpu_load , payload,
sum_package, dist_law[number_of_hour][0], dist_law[number_of_hour][1],
dist_law[number_of_hour][2]]
    # normalization
    vector = norm_feature(vector, max_values)

    main_simulation_data.append(vector)
    label_vector.append(dist_law[number_of_hour][4])

    number_of_nodes = number_of_nodes + 1

    main_label_data.append(label_vector)
    number_of_hour = number_of_hour - 1

number_of_days = number_of_days - 1

```

```

data_features = main_simulation_data

class MyDataset(Dataset):
    """
    A dataset of random colored graphs.
    The task is to classify each graph with the color which occurs the most in
    its nodes.
    The graphs have `n_colors` colors, of at least `n_min` and at most `n_max`
    nodes connected with probability `p`.
    """
    def __init__(self, n_samples, data_set, label_set, n_colors=3, n_min=10,
n_max=100, p=0.1, **kwargs):
        self.n_samples = n_samples
        self.n_colors = n_colors
        self.n_min = n_min
        self.n_max = n_max
        self.p = p
        self.dataset_feature = data_set
        self.dataset_label = label_set
        super().__init__(**kwargs)

    def read(self):
        def make_graph(i):
            # n - number of nodes
            n = 6

            # Node features
            x = np.array(self.dataset_feature[i*n:i*n+n])

            # Matrix of Adjacency - it seam that can be a feature of
            a = [
                [0, 0, 0, 0, 0, 0],
                [1, 0, 0, 0, 0, 0],
                [0, 1, 0, 0, 0, 0],
                [1, 0, 1, 0, 0, 0],
                [0, 0, 0, 1, 0, 0],
                [0, 0, 0, 1, 1, 0]
            ]
            # convert to necessary format
            a = sp.csr_matrix(a)

            # Labels
            y = np.array(main_label_data[i])
            return Graph(x=x, a=a, y=y)

```

```

        # We must return a list of Graph objects
        return [make_graph(_) for _ in range(self.n_samples)]

    dataset = MyDataset(len(main_label_data)-1, data_features, main_label_data,
transforms=NormalizeAdj())

    # Parameters
    F = dataset.n_node_features # Dimension of node features
    n_out = dataset.n_labels

    data = dataset
    np.random.shuffle(data)
    split = int(0.8 * len(data))
    data_tr, data_te = data[:split], data[split:]

    print(len(data_tr), len(data_te))
    print('epochs', epochs)
    # Data loader
    loader_tr = DisjointLoader(data_tr, batch_size=batch_size, epochs=epochs)
    loader_te = DisjointLoader(data_te, batch_size=batch_size)

    # Create model
    model = GeneralGNN(data.n_labels, activation='sigmoid')
    optimizer = Adam(learning_rate)
    loss_fn = CategoricalCrossentropy()
    acc_fn = CategoricalAccuracy()

    # Training function
    @tf.function(input_signature=loader_tr.tf_signature(),
experimental_relax_shapes=True)
    def train_on_batch(inputs, target):
        with tf.GradientTape() as tape:
            predictions = model(inputs, training=True)
            loss = loss_fn(target, predictions) + sum(model.losses)
            acc = acc_fn(target, predictions)

        gradients = tape.gradient(loss, model.trainable_variables)
        optimizer.apply_gradients(zip(gradients, model.trainable_variables))
        return loss, acc

    # Evaluation function
    def evaluate(loader):
        step = 0

```

```

results = []
for batch in loader:
    step += 1
    inputs, target = batch
    predictions = model(inputs, training=False)
    loss = loss_fn(target, predictions)
    acc = acc_fn(target, predictions)
    results.append((loss, acc, len(target))) # Keep track of batch size
    if step == loader.steps_per_epoch:
        results = np.array(results)
        return np.average(results[:, :-1], 0, weights=results[:, -1])

# Training loop
epoch = step = 0
epochs_i = []
results = []
results_t = []
results_test = []
print(loader_tr)
for batch in loader_tr:
    step += 1
    loss, acc = train_on_batch(*batch)
    results.append((loss, acc))
    if step == loader_tr.steps_per_epoch:
        step = 0
        epoch += 1
        epochs_i.append(epoch)
        results_te = evaluate(loader_te)
        re = np.mean(results, 0)
        results_t.append(re[1])
        results_test.append(results_te[1])

    print('Epoch {} - Train loss: {:.3f} - Train acc: {:.3f} - '
          'Test loss: {:.3f} - Test acc: {:.3f}'
          .format(epoch, *np.mean(results, 0), *results_te))

results_te = evaluate(loader_te)
print(display_results)
print('Final results - Loss: {:.3f} - Acc: {:.3f}'.format(*results_te))

```


Додаток Г. Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію результатів дисертації

Опубліковано монографію:

1. М. М. Климаш, М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, Ю. В. Климаш. Методи та моделі побудови енергоефективних фотонних транспортних мереж – Львів: Львів: Видавництво «Львівської політехніки», 2018, 176 с.

Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

2. М. Kaidan, V. Andrushchak, N. Kryvinska, M. Klymash, M. Seliuchenko, “Configuration of network management for energy efficiency in optical transport networks using GMPLS and OBS techniques,” *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 74, pp.17–27, 2017.
3. Т. Maksymyuk, V. Andrushchak, S. Dumych, B. Shubyn, G. Bugar, J. Gazda, “Blockchain-based network functions virtualization for 5G network slicing,” *Acta Electrotechnica et Informatica*, vol. 20, no. 4, pp. 54-59, 2020.
4. W. Song, V. Andrushchak, M. Kaidan, M. Beshley, O. Kochan, J. Su, “Methodology for Calculating the Energy Consumption of Information Communication Systems,” *Technical Electrodynamics*, no. 4, pp. 80–88, July 2020.
5. K. Przystupa, M. Beshley, M. Kaidan, V. Andrushchak, I. Demydov, O. Kochan, D. Pieniak, “Methodology and Software Tool for Energy Consumption Evaluation and Optimization in Multilayer Transport Optical Networks,” *Energies*, vol. 13, no. 23, pp. 6370-1–6370-21. Dec. 2020.
6. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, М. В. Піцик, В. З. Пашкевич, “Аналіз енергетичного балансу оптичної транспортної мережі з врахуванням технологічних і архітектурних підходів”, *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіoeлектроніка та телекомунікації*, № 818, С. 120–129, 2015.

7. Б. М. Стрихалюк, П. О. Гуськов, В. С. Андрущак, В. Є. Мурак, С. М. Редчук, “Підвищення якості надання послуг у мультисервісних мережах шляхом інтеграції технологій IP/MPLS та DWDM”, *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіoeлектроніка та телекомунікації*, № 818, С. 94–103, 2015.
8. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, “Визначення параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж”, *Системи обробки інформації*, № 7, С. 134–142, 2016.
9. М. М. Климаш, М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, “Дослідження порядків модуляції для підвищення енергоефективності телекомунікаційних систем передачі”, *Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв’язку*, № 2, С.12– 25, 2016.
10. В. С. Андрущак, М. В. Кайдан, Т. А. Максимюк, С. С. Думич, Ю. В. Пиріг, “Інтелектуальне управління інформаційними потоками в оптичних транспортних мережах”, *Телекомунікаційні та інформаційні технології*, № 3(64), С. 4-16, 2019.
11. Т. А. Максимюк, Б. П. Шубин, Д. О. Мисаковець, В. С. Андрущак, С. С. Думич, “Метод адаптивного логічного розділення мережі 5G на основі глибокого навчання”, *Вчені записки Таврійського Національного університету імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки*, том 31(70), № 5, С. 36-42, 2020.
12. М. В. Кайдан, В. С. Андрущак, С. С. Думич, В. З. Пашкевич, “Дослідження принципів побудови транспортних мереж на основі технології OLS”, *Вісник Національного університету «Львівська політехніка». Серія: Радіoeлектроніка та телекомунікації*, № 849, С. 203–209, 2016.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

13. M. Kaidan, V. Andrushchak and M. Pitsyk, "Calculation model of energy efficiency in optical transport networks," *2015 Second International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2015, pp. 167-170.
14. M. Kaidan, V. Andrushchak and M. Klymash, "Research on the efficiency of optical resources utilization for OLS networks," *2016 Third International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, 2016, pp. 30-32.
15. V. Andrushchak, S. Dumych, T. Maksymyuk, M. Kaidan and O. Urikova, "Intelligent data flows management for performance improvement of optical label switched network," *IEEE International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Feb. 2018, Slavske, Ukraine, pp. 1143-1146.
16. M. Kaidan, V. Andrushchak, B. Stryhalyuk and S. Dumych, "Intelligent Data Flow Management Based on Optical Label Switching Technology for Photonic Transport Network," *2018 International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics (UkrMiCo)*, 2018, pp. 1-4.
17. V. Andrushchak, T. Maksymyuk, D. Ageyev and M. Klymash, "Development of the iBeacon's positioning algorithm for indoor scenarios," *IEEE International Scientific-Practical Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)*, Oct. 2018, Kharkiv, Ukraine, pp. 741-744.
18. M. Kaidan, T. Maksymyuk, V. Andrushchak and M. Klymash, "Intelligent Data Flow Aggregation in Edge Nodes of Optical Label Switching Networks," *2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies (AICT)*, 2019, pp. 145-148.
19. M. Klymash, Y. Pyrih, M. Kaidan and V. Andrushchak, "A Meta-Heuristic Data Routing Algorithm for Networks with Dynamically Variable Structure," *2019*

- IEEE 20th International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE)*, 2019, pp. 1-4.
- 20.V. Andrushchak, M. Kaidan, T. Maksymyuk and M. Klymash, "Smart payload management in edge nodes of optical label switching networks," *IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*, Dec. 2019, Kyiv, Ukraine, pp. 175-178.
21. V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, O. Dashkovska and H. Kopets, "Deep Learning based Traffic Optimization in Optical Transport Networks," *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, 2020, pp. 873-876.
- 22.V. Andrushchak, M. Kaidan, S. Dumych, Y. Pyrih and T. Maksymyuk, "Research on the scalability of all-optical switches in the OLS networks," *IEEE International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM)*, Feb. 2019, Polyana, Ukraine, DOI: 10.1109/CADSM.2019.8779310
- 23.M. Kaidan, V. Andrushchak, "Investigation of energy efficiency in optical transport networks on based technology OBS," *IEEE International Conference on RadioElectronics and InfoCommunications (UkrMiCo`2016)*, 11-16 September, 2016, Kyiv, Ukraine, pp. 338-340.
- 24.M. Кайдан, В. Андрущак, "Оцінка параметру енергоефективності оптичних транспортних мереж на базі електрооптичних пристроїв", *Восьма міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи розвитку інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем"*, 19-22 квітня 2016 р. м. Київ, С.107-109.
- 25.M. Климаш, М. Кайдан, В. Андрущак, "Модель визначення параметру енергоефективності транспортних оптичних мереж з використанням SDN контролера", *Міжнародна Науково-технічна конференція "Сучасні*

інформаційно-телекомунікаційні технології”, 17-20 листопада 2015, Київ, Україна, Т.2, С.21-23.

26.М. Кайдан, В. Андрущак, “Модель розрахунку енергоефективності для електро- та акутооптичних пристроїв у оптичних транспортних мережі”, *Міжнародна науково-практична конференція “Нові досягнення в галузі інформаційно-комунікаційних технологій – 2015”*, 29 Жовтня – 1 Листопада, 2015, Львів, Україна, С.171-174.

27.М.В. Кайдан, В.С. Андрущак, М.І. Бешлей, Т.А. Максимюк, “Енергоефективність оптичних транспортних мереж комутованих по мітках”, *High-Tech Technologies in Infocommunications (НІСТ - 2019)*, м. Кам’янець-Подільський, 2019, р. 108-109.