

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-365-95>

УДК 621.391

САВЧЕНКО РОМАН

Харківський національний університет радіоелектроніки

<https://orcid.org/0009-0005-6693-8733>

e-mail: roman.savchenko1@nure.ua

ШЕСТОПАЛОВ СЕРГІЙ

Харківський національний університет радіоелектроніки

<https://orcid.org/0009-0008-8643-0752>

e-mail: serhii.shestopalov@nure.ua

СУЧАСНИЙ СТАН І ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ЧЕРГАМИ В ІНФОКОМУНІКАЦІЙНИХ МЕРЕЖАХ

У роботі проведено системний аналіз сучасного стану та визначено ключові тенденції розвитку механізмів управління чергами в перспективних інфокомунікаційних мережах. Обґрунтовано, що забезпечення заданого рівня якості обслуговування в умовах високої динаміки трафіку, гетерогенності середовища та обмеженості мережних ресурсів є критичним завданням. Визначено, що класичні екстенсивні підходи до нарощування потужностей мережі поступаються місцем інтенсивним методам інтелектуального планування та розподілу ресурсів. Метою дослідження є класифікація наявних методологічних підходів до управління чергами та проведення їх порівняльного аналізу для визначення обмежень, а також найбільш перспективних напрямів і сфер застосування. В процесі дослідження розв'язано низку завдань: проведено аналіз специфіки функціонування сучасних технологічних мережних архітектур та сформульовано вимоги, які вони висувають до засобів управління чергами. Систематизовано методологічні підходи, які розділено на три основні групи: QoS-орієнтовані, оптимізаційні та рішення на основі штучного інтелекту. На основі опрацювання актуальних наукових публікацій останніх років узагальнено переваги, обмеження та сфери практичного застосування кожного з підходів. Результати дослідження показали, що традиційні QoS-орієнтовані підходи, попри простоту реалізації, мають низьку адаптивність до мінливих умов мережі. Оптимізаційні методи забезпечують суворі аналітичні гарантії якості, проте їх використання обмежене високою обчислювальною складністю в масштабних мережах. Встановлено, що найбільш перспективним напрямом розвитку є інтелектуалізація управління на основі машинного навчання. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розробку гібридних моделей, які поєднують переваги класичної оптимізації з гнучкістю алгоритмів штучного інтелекту, що дозволить забезпечити баланс між обчислювальною ефективністю та здатністю мережі забезпечувати гарантії якості обслуговування в динамічному середовищі.

Ключові слова: інфокомунікаційні мережі, якість обслуговування, управління чергами, оптимізація, штучний інтелект, машинне навчання, навчання з підкріпленням.

SAVCHENKO ROMAN, SHESTOPALOV SERHIJ

Kharkiv National University of Radio Electronics

CURRENT STATE AND DEVELOPMENT TRENDS OF QUEUE MANAGEMENT SYSTEMS IN INFOCOMMUNICATION NETWORKS

This work provides a systematic analysis of the current state of the art and identifies key trends in the development of queueing management mechanisms for next-generation information and communication networks. It is demonstrated that ensuring a specified level of quality of service under conditions of highly dynamic traffic, a heterogeneous environment, and limited network resources is a critical task. It is determined that classical extensive approaches to increasing network capacity are giving way to intensive methods of intelligent scheduling and resource allocation. The aim of the study is to classify existing methodological approaches to queue management and conduct a comparative analysis of them to identify limitations and the most promising directions and application areas. During the study, several tasks were addressed: an analysis of the specifics of modern network architecture operation was conducted, and the requirements these architectures impose on queue management means were formulated. Methodological approaches were systematized and grouped into three main categories: QoS-oriented, optimization-based, and artificial intelligence-based. The advantages, limitations, and practical application areas of each approach were summarized based on a review of recent scientific publications. The research results showed that traditional QoS-oriented approaches, despite their simplicity of implementation, have low adaptability to changing network conditions. Optimization methods provide strict analytical quality guarantees; however, their use is limited by high computational complexity in large-scale networks. It has been established that the most promising direction for development is the intellectualization of management through machine learning. Further research should focus on developing hybrid models that combine the advantages of classical optimization with the flexibility of artificial intelligence algorithms, which will ensure a balance between computational efficiency and the network's ability to provide quality of service guarantees in a dynamic environment.

Keywords: infocommunication networks, Quality of Service, queue management, optimization, Artificial Intelligence, Machine Learning, Reinforcement Learning.

Стаття надійшла до редакції / Received 17.03.2026

Прийнята до друку / Accepted 14.04.2026

Опубліковано / Published 28.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Савченко Роман, Шестопалов Сергій

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Забезпечення якості обслуговування (Quality of Service, QoS) є однією з ключових задач сучасних інфокомунікаційних мереж (ІКМ), що визначає ефективність їх функціонування та здатність підтримувати широкий спектр сервісів із різнорідними вимогами [1, 2]. Водночас ця задача ускладнюється низкою факторів, серед яких висока територіальна розподіленість мереж, складні топології, гетерогенність середовища,

динамічність трафіку, а також обмеженість доступних мережних ресурсів.

Особливої актуальності проблема забезпечення QoS набуває в умовах розвитку перспективних мереж, як-от програмно-конфігуровані мережі (Software-defined Networking, SDN), детерміновані мережі (Deterministic Networking, DetNet), 5G/6G, мережі інтернету речей (IoT, Industrial IoT), системи супутникового зв'язку тощо, для яких характерні жорсткі вимоги до затримки, джитера, надійності та пропускної здатності. Як показано на рис. 1, ці мережі мають різні вимоги до управління чергами, що обумовлює необхідність розробки універсальних та адаптивних підходів до їх реалізації.

Забезпечення QoS в ІКМ вимагає узгодженої роботи механізмів різних рівнів моделі OSI, серед яких ключову роль відіграють механізми управління чергами та розподілу ресурсів. Саме вони забезпечують диференціацію обслуговування, підтримку пріоритизації трафіку та ефективне використання обмежених мережних ресурсів. Проте наявні підходи до управління чергами часто функціонують ізольовано, що призводить до зниження ефективності використання ресурсів і не дозволяє повною мірою врахувати динаміку сучасних мереж. Крім того, вимоги до таких механізмів (гнучкість, масштабованість, простота реалізації та гарантії QoS) є взаємно суперечливими, що ускладнює їх практичну реалізацію.

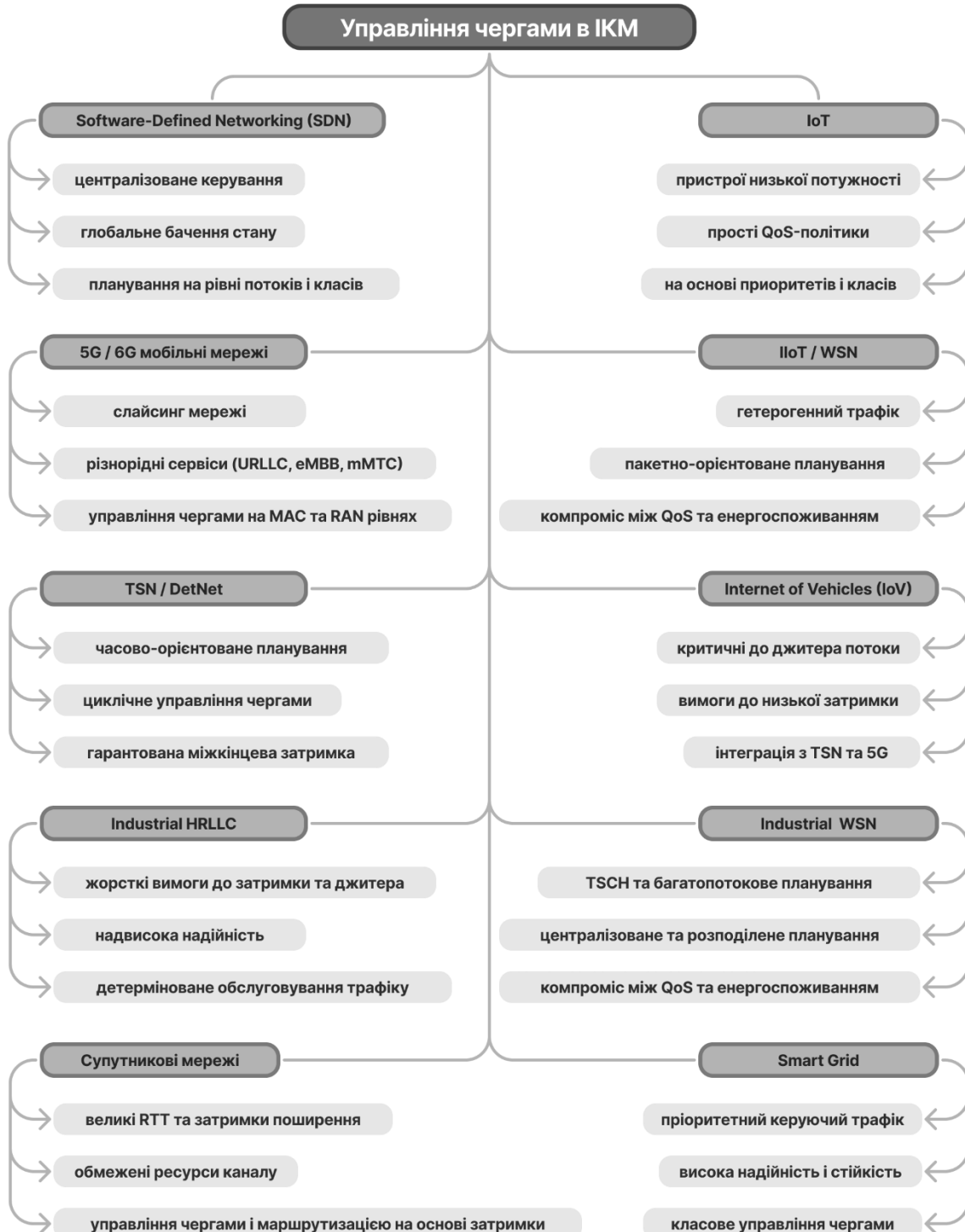


Рис. 1. Мережі застосування та вимоги до управління чергами в ІКМ

В умовах високої динаміки трафіку та гетерогенності мережного середовища класичні екстенсивні методи (нарощування потужностей) стають економічно неефективними. На перший план виходять інтенсивні методи, зокрема й механізми планування та управління ресурсами. Вони є ключовими інструментами реалізації моделей IntServ та DiffServ на мережному рівні OSI [1, 3]. Однак протиріччя між необхідністю забезпечення жорстких гарантій QoS та обчислювальною складністю алгоритмів у реальному часі потребує пошуку нових інтелектуальних рішень, що здатні адаптуватися до змін стану мережі без надмірного втручання адміністратора.

Таким чином, актуальним науковим завданням є систематизація підходів до управління чергами, їх порівняльний аналіз та визначення напрямів подальшого розвитку з урахуванням вимог перспективних ІКМ.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: аналіз сучасного стану та тенденцій розвитку систем управління чергами в інфокомунікаційних мережах, а також класифікація наявних підходів з урахуванням їх переваг, обмежень і сфер застосування.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі завдання:

- проведення аналізу сучасних наукових праць у галузі управління чергами в ІКМ;
- систематизація мереж застосування та вимог до механізмів управління чергами;
- класифікація методологічних підходів до управління чергами;
- узагальнення наявних рішень, їх переваг та обмежень;

– визначення ключових тенденцій розвитку та перспектив використання оптимізаційних і ШІ-орієнтованих методів.

Виклад основного матеріалу

У роботі здійснено комплексне дослідження сучасних підходів до управління чергами в інфокомунікаційних мережах. Методологія дослідження передбачає поетапний аналіз, що охоплює визначення вимог до механізмів управління чергами в різних типах мереж, класифікацію підходів та їх порівняльну характеристику.

В межах дослідження проведено системний аналіз особливостей функціонування різних типів інфокомунікаційних мереж та визначено специфічні вимоги, які вони висувають до механізмів управління чергами. Узагальнення отриманих результатів представлено на рис. 1, який відображає взаємозв'язок між класами мереж і відповідними підходами до організації обслуговування трафіку.

Проведений аналіз показав, що для сучасних програмно-конфігурованих та мобільних мереж (SDN, 5G/6G) характерним є перехід до гнучких, програмно-орієнтованих механізмів управління ресурсами [5, 9, 13-16]. В SDN це реалізується завдяки централізованому керуванню та глобальній видимості стану мережі, що дозволяє здійснювати узгоджене планування на рівні потоків і класів трафіку. Зі свого боку, в мережах 5G/6G зазначені принципи доповнюються концепцією мережного слайсингу та підтримкою різномірних сервісів, як наприклад, надзвичайно надійний зв'язок із низькою затримкою (Ultra-Reliable and Low-Latency Communications, URLLC), що обумовлює необхідність багаторівневого управління чергами на рівні Medium Access Control (MAC) та Radio Access Network (RAN), а також динамічної адаптації політик обслуговування. Водночас така гнучкість супроводжується підвищенням складності керування та залежністю від ефективності алгоритмів оркестрації ресурсів.

Близькими за вимогами є детерміновані та промислові мережі (TSN/DetNet, Industrial HRLLC), де пріоритетним є забезпечення гарантованих характеристик затримки та мінімізації джитера [6, 9-11, 17]. Для таких мереж характерним є планування, чутливе до часових затримок, де застосовується циклічне обслуговування черг і механізми резервування ресурсів, що забезпечують суворий детермінізм обслуговування. Однак такі рішення характеризуються обмеженою гнучкістю та високими вимогами до синхронізації, що ускладнює їх масштабування в динамічних середовищах.

Натомість у мережах Інтернету речей (IoT, IIoT/WSN, Industrial WSN) ключовим обмежуючим фактором виступає ресурсна обмеженість вузлів та необхідність енергоефективного функціонування [12, 14, 18, 20, 22]. Це зумовлює використання спрощених механізмів управління чергами, орієнтованих на пріоритети та класи трафіку, а також впровадження компромісних рішень між рівнем QoS та енергоспоживанням. Зокрема, в Industrial WSN застосовуються гібридні підходи, що поєднують централізоване та розподілене планування, проте їхня ефективність значною мірою залежить від характеристик трафіку та умов середовища.

Окрему групу формують мережі з критичними вимогами до надійності та затримки, зокрема Internet of Vehicles (IoV) та Smart Grid [17, 18]. Для них характерною є необхідність забезпечення пріоритетного обслуговування керуючого трафіку та підтримки низьких затримок у реальному часі. Це обумовлює використання інтегрованих підходів до управління чергами, які поєднують механізми диференціації трафіку з міжмережною інтеграцією (наприклад, 5G і TSN). Водночас складність таких систем полягає в необхідності узгодження різномірних технологій і протоколів.

Таким чином, проведений аналіз показав, що вимоги до механізмів управління чергами в ІКМ є неоднорідними та часто суперечливими: від жорсткого детермінізму та гарантій обслуговування до високої адаптивності та енергоефективності. Це свідчить про відсутність універсального підходу до управління чергами та обумовлює необхідність їх систематизації і класифікації за методологічними ознаками.

У зв'язку з цим далі виконано класифікацію наявних підходів до управління чергами в ІКМ, результати якої узагальнено на рис. 2. За результатами аналізу виділено три основні методологічні напрями: QoS-орієнтовані

й оптимізаційні підходи, а також рішення на основі штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання.

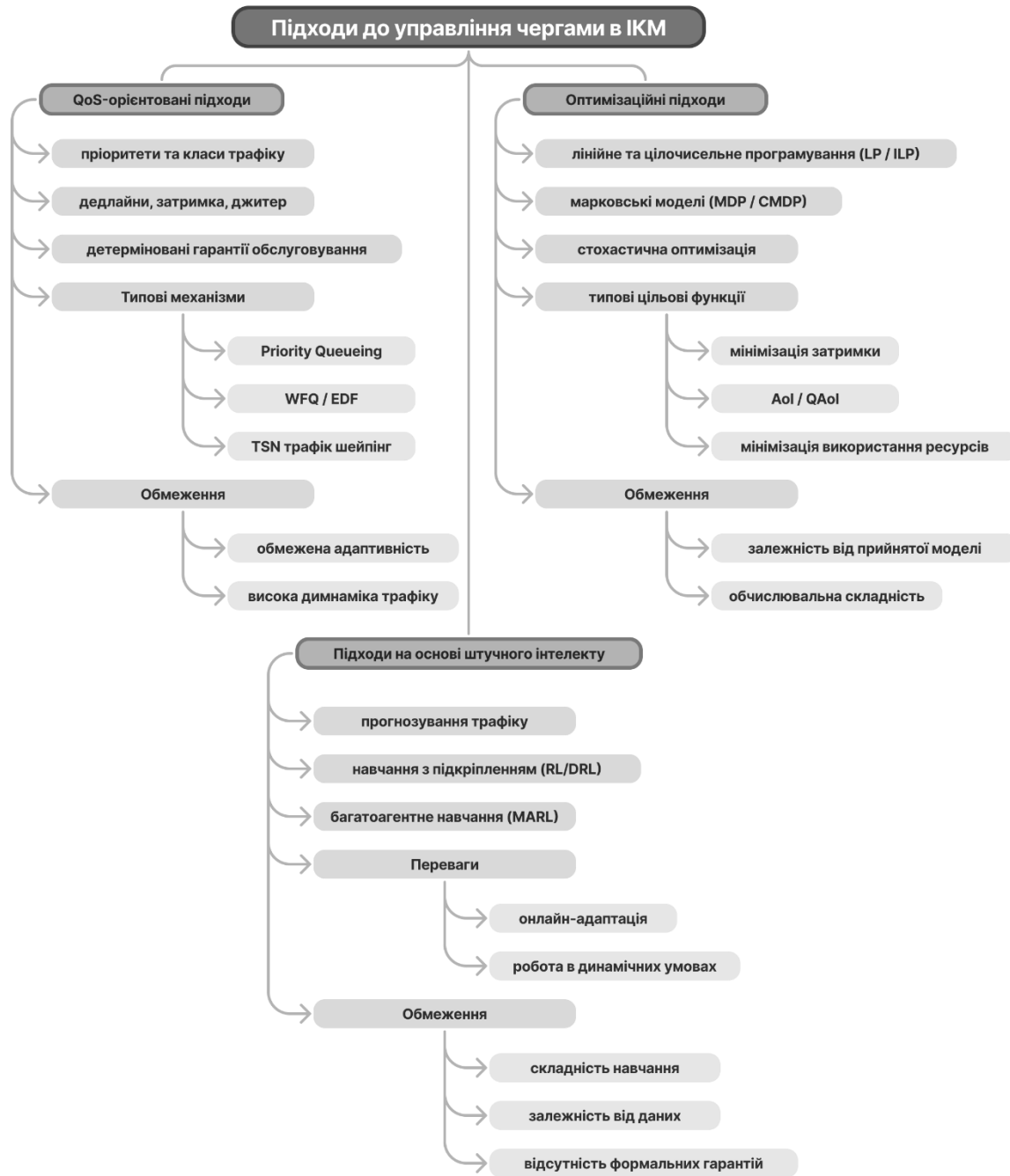


Рис. 2. Класифікація методологічних підходів до управління чергами в ІКМ

QoS-орієнтовані підходи базуються на використанні механізмів класифікації та пріоритизації трафіку з урахуванням заданих параметрів якості обслуговування, зокрема затримки, джитера, пропускну здатності та втрат пакетів. Реалізація таких підходів здійснюється за допомогою типових алгоритмів планування та розподілу ресурсів, серед яких пріоритетне обслуговування (Priority Queuing, PQ), зважене справедливе обслуговування (Weighted Fair Queuing, WFQ), а також планування за дедлайнами (Earliest Deadline First, EDF) [4, 19, 20, 21]. Крім того, важливу роль відіграють механізми профілювання трафіку (traffic shaping), що застосовуються, зокрема, в мережах, чутливих до затримок, зокрема в Time-Sensitive Networking (TSN). Водночас такі підходи характеризуються обмеженою адаптивністю до динамічних змін трафіку та залежністю від статично заданих політик.

Оптимізаційні підходи орієнтовані на формалізацію задач управління чергами у вигляді задач математичного програмування або стохастичних моделей [1, 4-6, 8]. Зокрема, використовуються методи лінійного та цілочисельного програмування, марковські моделі прийняття рішень, а також підходи стохастичної оптимізації. Такі методи дозволяють формувати цільові функції, спрямовані на мінімізацію затримки, втрат пакетів або використання ресурсів, і забезпечують формальні гарантії якості обслуговування, але їх застосування обмежується високою обчислювальною складністю, залежністю від адекватності моделі та складністю

масштабування в реальних мережах.

Натомість підходи на основі штучного інтелекту орієнтовані на адаптивне управління чергами в умовах невизначеності та високої динаміки мереж. До них належать методи прогнозування трафіку, навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL; Deep Reinforcement Learning, DRL) та багатоагентні підходи (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL), які дозволяють формувати політики управління на основі накопиченого досвіду та спостережень за станом мережі [7, 17, 18, 20, 22, 23]. Ключовою перевагою таких підходів є здатність до адаптації в реальному часі та ефективне функціонування в умовах складних і змінних сценаріїв. Водночас їх застосування супроводжується значними витратами на навчання, залежністю від якості та репрезентативності даних, а також відсутністю формальних гарантій якості обслуговування.

Отже, запропонована класифікація відображає еволюцію підходів до управління чергами: від правил та евристичних рішень, орієнтованих на забезпечення QoS, через формалізовані оптимізаційні моделі до адаптивних інтелектуальних методів. Кожен із розглянутих напрямів має власну область доцільного застосування та характеризується компромісом між складністю реалізації, адаптивністю та можливістю забезпечення гарантій якості обслуговування.

Для узагальнення результатів проведеного аналізу та їх систематизації виконано порівняльну характеристику сучасних підходів до управління чергами в ІКМ, представлену в таблиці 1. У таблиці наведено основні підходи, мережі їх застосування, а також їхні ключові переваги та обмеження.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика підходів до управління чергами в ІКМ

Пос.	Основний внесок підходу, що розглядається	Мережа застосування	Переваги	Недоліки / Обмеження
[4]	Спільне планування та розподіл ресурсів для пакетів з дедлайнами	Мобільні мережі (5G-подібні)	Врахування пріоритетів, затримок і дедлайнів; LP-релаксація	LP-планування може обмежувати масштабованість і застосування в реальному часі
[5]	Зв'язаний розподіл пропускної здатності для кількох SFC	5G / NFV	Ефективне використання пропускної здатності, гарантії QoS	Складність ILP обмежує масштабованість
[6]	Мартингальне планування з мінімізацією джитера	Industrial HRLLC	Сильний детермінізм затримки, аналітичні гарантії	Жорстка залежність від мартингальних аналітичних припущень
[7]	Прогнозно-орієнтоване мультимедійне планування з DRL	Динамічні мультимедійні мережі	Економія пропускної здатності, адаптивність	Висока складність моделей і навчання; орієнтація на відеотрафік
[8]	AoI/QoI-оптимальне спільне семпловання і планування	Системи оновлення стану, сенсорні мережі	Лінійна оптимізація AoI, політика низької складності	Оптимальність доведена лише в межах AoI-орієнтованої CMDP-моделі
[9]	TSN-планування з урахуванням безпроводових затримок	5G/6G TSN / DetNet	Корекція PDV, наскрізна надійність	Обчислювальні витрати (оверхед), вимоги до синхронізації
[10]	Асинхронне детерміноване планування з імовірнісною надійністю	Промислові безпроводові мережі	Відсутність глобальної синхронізації, висока надійність	Висока обчислювальна складність (MCTS)
[11]	Туроріал з TSN-планування	TSN	Чітке пояснення механізмів TSN	Відсутність нового алгоритму
[12]	Класифікація TSCH-планування	IIoT / WSN	Систематизація та емпіричний аналіз	Оглядова робота без нового методу
[13]	Потокове планування з розподіленими SDN-контролерами	SDN	Підвищена масштабованість	Оцінка лише в емуляторі
[14]	Централізоване SDN-планування для TSCH QoS	IWSN / SDN	Детермінізм, per-flow QoS	Підвищене енергоспоживання
[15]	Планування «elephant flows»	SDN	Стабільність і краща утилізація	Залежність від точного виявлення потоків
[16]	ICN-орієнтоване програмоване планування	ICN / SDN	Гнучка маршрутизація, менша затримка	Накладні витрати багатокритеріального вибору

Продовження таблиці 1

[17]	MARL-планування для TSN	IoV / TSN / 5G	Онлайн-наближена оптимальність, зниження джитера	Складність навчання, проблеми збіжності
[18]	ML-орієнтоване пріоритетне QoS-планування	IoT / Smart Grid	QoS-диференціація, зниження витрат	Статичне призначення пріоритетів
[19]	Двоетапне QoS-планування	Супутникові мережі	Менший джитер і втрати	Обмежена адаптивність
[20]	RL-планування з жорсткими затримками	Industrial IoT	Масштабованість, гарантії затримки	Накладні витрати навчання RL
[21]	Спільне комунікаційно-обчислювальне планування	5G MEC / slicing	Контроль затримки та справедливості	Складність планувальника
[22]	GAN-DDQN-планування	Cognitive IoT	Вища пропускна здатність та енергоефективність	Висока складність моделей і навчання
[23]	DRL-адаптивне PF-планування	5G / 6G (рівень MAC)	Динамічна QoS-адаптація	Складність навчання та впровадження

Аналіз даних таблиці підтверджує, що наявні підходи до управління чергами характеризуються різною ефективністю залежно від умов функціонування мережі та вимог до якості обслуговування. Зокрема, спостерігається тенденція до поєднання формалізованих методів із адаптивними підходами для забезпечення балансу між гарантіями QoS та гнучкістю управління. Таким чином, результати порівняльного аналізу дозволяють уточнити області доцільного застосування різних підходів та слугують основою для формування рекомендацій щодо їх використання в сучасних ІКМ.

Висновки з даного дослідження

і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Проведений аналіз і класифікація показали, що сучасні підходи до управління чергами в ІКМ доцільно поділяти на три основні методологічні напрями: QoS-орієнтовані й оптимізаційні підходи, а також рішення на основі штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання. Кожен із них відповідає різним вимогам мереж застосування та характеризується власними перевагами, обмеженнями і компромісами між складністю реалізації, адаптивністю та можливістю забезпечення гарантій якості обслуговування.

Встановлено, що QoS-орієнтовані підходи забезпечують простоту реалізації та передбачуваність, однак їх ефективність обмежується низькою адаптивністю до динамічних і гетерогенних умов функціонування ІКМ. Оптимізаційні підходи дозволяють формалізувати задачі управління чергами та забезпечують гарантії якості обслуговування, що є критично важливим, наприклад, для мереж, чутливих до затримок. Проте їх застосування ускладнюється високою обчислювальною складністю та обмеженою масштабованістю. Підходи на основі штучного інтелекту орієнтовані на розв'язання задач управління чергами в умовах високої динаміки та невизначеності та забезпечують адаптацію до змін стану мережі. Водночас вони характеризуються значними витратами на навчання, залежністю від якості даних та відсутністю формальних гарантій якості обслуговування.

Отримані результати свідчать про те, що жоден із розглянутих підходів не є універсальним, а їх ефективне застосування визначається специфікою мережі та вимогами до QoS. У цьому контексті перспективним напрямом подальших досліджень є розробка гібридних методів управління чергами, що поєднують переваги оптимізаційних підходів і методів штучного інтелекту.

Зокрема, актуальними є дослідження, спрямовані на інтеграцію алгоритмів навчання з підкріпленням із оптимізаційними моделями, використання ШІ для апроксимації складних задач математичного програмування, а також розробку адаптивних алгоритмів, здатних забезпечувати формалізовані гарантії якості обслуговування. Реалізація таких підходів дозволить підвищити ефективність управління чергами та забезпечити баланс між адаптивністю і забезпеченням гарантованої якості обслуговування в сучасних інфокомунікаційних мережах.

Література

1. Titarenko, L., Lemeshko, O., Yeremenko, O., Savchenko, R., & Barkalov, A. (2025). Traffic Engineering Queue Optimization Models with Guaranteed Quality of Service Support. *Electronics*, 14(20), 4078. <https://doi.org/10.3390/electronics14204078>
2. Cristobo, L., Ibarrola, E., Casado-O'Mara, I., & Zabala, L. (2024). Global Quality of Service (QoX) Management for Wireless Networks. *Electronics*, 13(16), 3113. <https://doi.org/10.3390/electronics13163113>
3. Relington, J. (2025). QoS in IP Networks: Prioritization, Classification, and Traffic Shaping (Kindle ed.). Amazon. <https://www.amazon.com/QoS-IP-Networks-Prioritization-Classification/dp/B0F3W4JBCT>
4. Raviv, L. O., & Leshem, A. (2022). Joint scheduling and resource allocation for packets with deadlines and priorities. *IEEE Communications Letters*, 27(1), 248-252. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2022.3211337>
5. Zhao, S., Chi, X., Yu, B., Ji, F., & Meng, Q. (2022). Service function chains deployment for 5G slice with bandwidth coupling. *IEEE Communications Letters*, 26(10), 2425-2429. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2022.3188678>

6. Liu, Z., Li, K., Wang, Y., & Zhu, P. (2025). Martingale-Based Scheduling of Deterministic Delay Traffic for HRLLC Industrial Automation. *IEEE Communications Letters*, 29(12), 2880-2884. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2025.3618286>
7. Zhang, Z., Wei, X., & Zhang, Z. (2024). A Prediction-Based Traffic Scheduling Framework for Multimedia Services in Dynamic Networks. *IEEE Communications Letters*, 28(3), 727-731. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3350533>
8. Zakeri, A., Moltafet, M., Leinonen, M., & Codreanu, M. (2023). Query-age-optimal scheduling under sampling and transmission constraints. *IEEE Communications Letters*, 27(4), 1205-1209. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2023.3247244>
9. Egger, S., Dürr, F., Varga, B., De Andrade, M., Sharma, G. P., Sachs, J., ... & Gross, J. (2025). Wireless-aware TSN engineering: Implications for 5G and upcoming 6G networks. *IEEE Network*, 39(3), 99-107. <https://doi.org/10.1109/MNET.2025.3556002>
10. Qiu, Y., Ke, J., Liang, C., Jia, Y., Xu, W., & Chen, H. H. (2021). Deterministic asynchronous scheduling with probabilistic reliability guarantee in industrial wireless networks. *IEEE Network*, 35(6), 263-269. <https://doi.org/10.1109/MNET.011.2100111>
11. Walrand, J. (2023). A concise tutorial on traffic shaping and scheduling in time-sensitive networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 25(3), 1941-1953. <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3275038>
12. Tabouche, A., Djamaa, B., & Senouci, M. R. (2023). Traffic-aware reliable scheduling in TSCH networks for industry 4.0: A systematic mapping review. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 25(4), 2834-2861. <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3302157>
13. P., S., Kavin, B. P., Srividhya, S. R., V., R., C., K., & Lai, W.-C. (2022). Performance Evaluation of Stateful Firewall-Enabled SDN with Flow-Based Scheduling for Distributed Controllers. *Electronics*, 11(19), 3000. <https://doi.org/10.3390/electronics11193000>
14. Orozco-Santos, F., Sempere-Payá, V., Silvestre-Blanes, J., & Albero-Albero, T. (2022). TSCH Multiflow Scheduling with QoS Guarantees: A Comparison of SDN with Common Schedulers. *Applied Sciences*, 12(1), 119. <https://doi.org/10.3390/app12010119>
15. Chen, Q., Chen, M., Wen, H., & Shi, Y. (2025). An OpenFlow-Based Elephant-Flow Monitoring and Scheduling Strategy in SDN. *Electronics*, 14(13), 2663. <https://doi.org/10.3390/electronics14132663>
16. Wei, R., & Han, R. (2024). An ICN-Based Delay-Sensitive Service Scheduling Architecture with Stateful Programmable Data Plane for Computing Network. *Applied Sciences*, 14(22), 10207. <https://doi.org/10.3390/app142210207>
17. Garcia-Cantón, S., Ruiz de Mendoza, C., Cervelló-Pastor, C., & Sallent, S. (2025). Multi-Agent Reinforcement Learning-Based Routing and Scheduling Models in Time-Sensitive Networking for Internet of Vehicles Communications Between Transportation Field Cabinets. *Applied Sciences*, 15(3), 1122. <https://doi.org/10.3390/app15031122>
18. Khan, A., Umar, A. I., Munir, A., Shirazi, S. H., Khan, M. A., & Adnan, M. (2021). A QoS-Aware Machine Learning-Based Framework for AMI Applications in Smart Grids. *Energies*, 14(23), 8171. <https://doi.org/10.3390/en14238171>
19. Tropea, M., De Rango, F., & Santamaria, A. F. (2021). Design of a two-stage scheduling scheme for DVB-S2/S2X satellite architecture. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 67(2), 424-437. <https://doi.org/10.1109/TBC.2021.3051524>
20. Guo, M., Mukherjee, M., Guan, Q., Ou, J., & Fan, C. (2022). Delay-based packet-granular QoS provisioning for mixed traffic in industrial internet of things. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 6(4), 2128-2143. <https://doi.org/10.1109/TGCN.2022.3196041>
21. Seah, W. K., Lee, C. H., Lin, Y. D., & Lai, Y. C. (2021). Combined communication and computing resource scheduling in sliced 5G multi-access edge computing systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 71(3), 3144-3154. <https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3139026>
22. Salh, A., Audah, L., Alhartomi, M. A., Kim, K. S., Alsamhi, S. H., Almalki, F. A., Abdullah, Q., Saif, A., & Algethami, H. (2022). Smart packet transmission scheduling in cognitive IoT systems: DDQN based approach. *IEEE Access*, 10, 50023-50036. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3168549>
23. Song, J., Nam, Y., Kwon, H., Sim, I., Maeng, S. J., & Jang, S. (2022). Adaptive generalized proportional fair scheduling with deep reinforcement learning. In 2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps) (pp. 759-764). IEEE. <https://doi.org/10.1109/GCWkshps56602.2022.10008492>

References

1. Titarenko, L., Lemeshko, O., Yeremenko, O., Savchenko, R., & Barkalov, A. (2025). Traffic Engineering Queue Optimization Models with Guaranteed Quality of Service Support. *Electronics*, 14(20), 4078. <https://doi.org/10.3390/electronics14204078>
2. Cristobo, L., Ibarrola, E., Casado-O'Mara, I., & Zabala, L. (2024). Global Quality of Service (QoX) Management for Wireless Networks. *Electronics*, 13(16), 3113. <https://doi.org/10.3390/electronics13163113>
3. Relington, J. (2025). *QoS in IP Networks: Prioritization, Classification, and Traffic Shaping* (Kindle ed.). Amazon. <https://www.amazon.com/QoS-IP-Networks-Prioritization-Classification/dp/B0F3W4JBCT>
4. Raviv, L. O., & Leshem, A. (2022). Joint scheduling and resource allocation for packets with deadlines and priorities. *IEEE Communications Letters*, 27(1), 248-252. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2022.3211337>

5. Zhao, S., Chi, X., Yu, B., Ji, F., & Meng, Q. (2022). Service function chains deployment for 5G slice with bandwidth coupling. *IEEE Communications Letters*, 26(10), 2425-2429. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2022.3188678>
6. Liu, Z., Li, K., Wang, Y., & Zhu, P. (2025). Martingale-Based Scheduling of Deterministic Delay Traffic for HRLLC Industrial Automation. *IEEE Communications Letters*, 29(12), 2880-2884. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2025.3618286>
7. Zhang, Z., Wei, X., & Zhang, Z. (2024). A Prediction-Based Traffic Scheduling Framework for Multimedia Services in Dynamic Networks. *IEEE Communications Letters*, 28(3), 727-731. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3350533>
8. Zakeri, A., Moltafet, M., Leinonen, M., & Codreanu, M. (2023). Query-age-optimal scheduling under sampling and transmission constraints. *IEEE Communications Letters*, 27(4), 1205-1209. <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2023.3247244>
9. Egger, S., Dürr, F., Varga, B., De Andrade, M., Sharma, G. P., Sachs, J., ... & Gross, J. (2025). Wireless-aware TSN engineering: Implications for 5G and upcoming 6G networks. *IEEE Network*, 39(3), 99-107. <https://doi.org/10.1109/MNET.2025.3556002>
10. Qiu, Y., Ke, J., Liang, C., Jia, Y., Xu, W., & Chen, H. H. (2021). Deterministic asynchronous scheduling with probabilistic reliability guarantee in industrial wireless networks. *IEEE Network*, 35(6), 263-269. <https://doi.org/10.1109/MNET.011.2100111>
11. Walrand, J. (2023). A concise tutorial on traffic shaping and scheduling in time-sensitive networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 25(3), 1941-1953. <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3275038>
12. Tabouche, A., Djamaa, B., & Senouci, M. R. (2023). Traffic-aware reliable scheduling in TSCH networks for industry 4.0: A systematic mapping review. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 25(4), 2834-2861. <https://doi.org/10.1109/COMST.2023.3302157>
13. P., S., Kavin, B. P., Srividhya, S. R., V., R., C., K., & Lai, W.-C. (2022). Performance Evaluation of Stateful Firewall-Enabled SDN with Flow-Based Scheduling for Distributed Controllers. *Electronics*, 11(19), 3000. <https://doi.org/10.3390/electronics11193000>
14. Orozco-Santos, F., Sempere-Payá, V., Silvestre-Blanes, J., & Albero-Albero, T. (2022). TSCH Multiflow Scheduling with QoS Guarantees: A Comparison of SDN with Common Schedulers. *Applied Sciences*, 12(1), 119. <https://doi.org/10.3390/app12010119>
15. Chen, Q., Chen, M., Wen, H., & Shi, Y. (2025). An OpenFlow-Based Elephant-Flow Monitoring and Scheduling Strategy in SDN. *Electronics*, 14(13), 2663. <https://doi.org/10.3390/electronics14132663>
16. Wei, R., & Han, R. (2024). An ICN-Based Delay-Sensitive Service Scheduling Architecture with Stateful Programmable Data Plane for Computing Network. *Applied Sciences*, 14(22), 10207. <https://doi.org/10.3390/app142210207>
17. Garcia-Cantón, S., Ruiz de Mendoza, C., Cervelló-Pastor, C., & Sallent, S. (2025). Multi-Agent Reinforcement Learning-Based Routing and Scheduling Models in Time-Sensitive Networking for Internet of Vehicles Communications Between Transportation Field Cabinets. *Applied Sciences*, 15(3), 1122. <https://doi.org/10.3390/app15031122>
18. Khan, A., Umar, A. I., Munir, A., Shirazi, S. H., Khan, M. A., & Adnan, M. (2021). A QoS-Aware Machine Learning-Based Framework for AMI Applications in Smart Grids. *Energies*, 14(23), 8171. <https://doi.org/10.3390/en14238171>
19. Tropea, M., De Rango, F., & Santamaria, A. F. (2021). Design of a two-stage scheduling scheme for DVB-S2/S2X satellite architecture. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 67(2), 424-437. <https://doi.org/10.1109/TBC.2021.3051524>
20. Guo, M., Mukherjee, M., Guan, Q., Ou, J., & Fan, C. (2022). Delay-based packet-granular QoS provisioning for mixed traffic in industrial internet of things. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 6(4), 2128-2143. <https://doi.org/10.1109/TGCN.2022.3196041>
21. Seah, W. K., Lee, C. H., Lin, Y. D., & Lai, Y. C. (2021). Combined communication and computing resource scheduling in sliced 5G multi-access edge computing systems. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 71(3), 3144-3154. <https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3139026>
22. Salh, A., Audah, L., Alhartomi, M. A., Kim, K. S., Alsamhi, S. H., Almalki, F. A., Abdullah, Q., Saif, A., & Algethami, H. (2022). Smart packet transmission scheduling in cognitive IoT systems: DDQN based approach. *IEEE Access*, 10, 50023-50036. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3168549>
23. Song, J., Nam, Y., Kwon, H., Sim, I., Maeng, S. J., & Jang, S. (2022). Adaptive generalized proportional fair scheduling with deep reinforcement learning. In *2022 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)* (pp. 759-764). IEEE. <https://doi.org/10.1109/GCWkshps56602.2022.10008492>