

Кармазін К. В., аспірант Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова
Національної академії наук України
ORCID: 0009-0003-8852-8079

Писаренко Ю. В., кандидат технічних наук
Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова
Національної академії наук України
ORCID: 0000-0001-8357-8614

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ АЛГОРИТМИ ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ КОРИСТУВАЦЬКОГО ДОСВІДУ В АДАПТИВНИХ СИСТЕМАХ ПОТОКОВОГО ВІДЕО У ЗАДАЧАХ СИТУАЦІЙНОГО ЦЕНТРУ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОПАРКУ РОБОТОТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ

У статті розглянуто проблему підвищення якості користувацького досвіду (QoE) в адаптивних системах потокового відео, що використовуються у ситуаційних центрах (СЦ), інтегрованих із технопарками робототехнічних систем (TPC). Запропоновано концепцію резильєнтності поточкових систем, яка базується на поєднанні інтелектуальних алгоритмів прогнозування, навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL), мультиагентної координації та генеративної реконструкції відео.

Розроблено математичну модель Resilient Quality of Experience (RQE), що описує стабільність сприйняття відео користувачем з урахуванням коливань пропускної здатності мережі, часу буферизації та варіативності якості. Запропоновано алгоритм RL-ABR-RQE, у якому функція винагороди побудована на прирості RQE, що дозволяє оптимізувати вибір бітрейту з урахуванням довгострокової стабільності QoE.

Запропоновано багаторівневу архітектуру СЦ–TPC–Edge, яка поєднує прогнозування мережеских умов, генеративне відновлення втраченої інформації та мультиагентну взаємодію між вузлами потокової системи. Розроблено метод кооперативного керування відеопотоками, що забезпечує соціальну стійкість системи та збалансований розподіл ресурсів між роботизованими агентами.

Практичне значення роботи полягає у можливості застосування розроблених алгоритмів у системах моніторингу техно-екологічних подій, безпекових та оборонних комплексах, а також у мультимедійних сервісах нового покоління. Результати моделювання демонструють зменшення часу буферизації до 50 %, підвищення стабільності QoE до 40 % та зниження енергоспоживання мобільних вузлів.

Отримані результати формують науково-прикладні засади побудови резильєнтних інтелектуальних відеосистем для ситуаційних центрів наступного покоління, здатних до самонавчання, прогнозування та автономного відновлення якості потокового відео.

Ключові слова: інтелектуальні алгоритми; адаптивне потокове відео; якість користувацького досвіду; резильєнтність систем; навчання з підкріпленням; мультиагентна координація; генеративні моделі; ситуаційний центр; технопарк робототехнічних систем; edge-обчислення; прогнозування мережеских умов.

Karmazin K. V., Pisarenko J. V. Intelligent algorithms for improving the quality of user experience in adaptive video streaming systems

The paper addresses the problem of improving Quality of Experience (QoE) in adaptive video streaming systems applied within situational centers (SCs) integrated with robotic systems technology parks (RSTPs). A novel concept of resilient streaming architecture is proposed, combining intelligent methods of network prediction, reinforcement learning (RL), multi-agent coordination, and generative video reconstruction.

A mathematical model of Resilient Quality of Experience (RQE) is developed, describing the temporal stability of perceived video quality considering bandwidth fluctuations, buffering time, and bitrate variability. The proposed RL-ABR-RQE algorithm utilizes a reward function based on RQE increment, enabling optimal bitrate selection under dynamic and uncertain network conditions while maintaining long-term QoE stability.

The proposed three-tier SC–RSTP–Edge architecture integrates adaptive bitrate control, generative compensation of data losses, and multi-agent cooperation among robotic and network nodes. A cooperative control mechanism ensures social resilience and balanced resource allocation between mobile robotic agents and ground-based sensors.

The practical significance of this research lies in its applicability to techno-ecological monitoring, security and defense systems, and next-generation multimedia platforms. Simulation results demonstrate up to 50 % buffering reduction, 40 % QoE stability improvement, and 25 % power efficiency gains for mobile agents.

© К. В. Кармазін, Ю. В. Писаренко, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

The obtained results establish scientific and engineering foundations for the development of resilient intelligent video systems for next-generation situational centers, capable of self-learning, prediction, and autonomous recovery of video quality in real-time mission-critical environments.

Key words: intelligent algorithms; adaptive video streaming; Quality of Experience; system resilience; reinforcement learning; multi-agent coordination; generative models; video reconstruction; situational center; robotic systems technology park; edge computing; network prediction.

Постановка проблеми. У сучасних умовах зростання техногенного навантаження, урбанізації, кліматичних змін і військових ризиків питання оперативного реагування на техно-екологічні події (ТЕП) набуває особливої актуальності. Регіональні ситуаційні центри (СЦ) стають ключовими елементами систем управління безпекою, оскільки забезпечують моніторинг, аналіз і нейтралізацію наслідків надзвичайних ситуацій у реальному часі. Водночас ефективність рішень у таких центрах значною мірою залежить від стабільності й достовірності інформаційних потоків, зокрема відео з мобільних і стаціонарних джерел – камер, безпілотників, наземних мобільних роботів та сенсорних комплексів.

Системи потокового відео, що застосовуються для оперативного моніторингу, функціонують у середовищі з непередбачуваними змінами пропускної здатності мереж, коливаннями енергетичних ресурсів і динамікою мережевого трафіку. Класичні евристичні або статистичні алгоритми адаптивної потокової передачі (Adaptive Bitrate Streaming, ABR) не враховують багатовимірні умови, у яких працюють мобільні об'єкти технопарку робототехнічних систем (ТРС). Унаслідок цього навіть незначні флуктуації мережевих параметрів можуть призводити до буферизації, втрат кадрів чи різких змін якості зображення, що критично впливає на якість користувацького досвіду (Quality of Experience, QoE) операторів СЦ.

Для підвищення ефективності функціонування таких систем потрібне забезпечення резильєнтності – здатності адаптуватися до зовнішніх збурень і підтримувати стабільну якість сервісу навіть за умов непередбачуваних змін мережевого середовища. Резильєнтна адаптивна передача потокового відео повинна враховувати не лише середні показники QoE, а й їх стабільність у часі. Виникає необхідність у новій метриці оцінювання – Resilient Quality of Experience (RQE), що характеризує сталість сприйняття контенту користувачем у динамічних мережевих умовах.

Особливої складності набуває завдання в контексті технопарку робототехнічних систем, інтегрованого з СЦ. Тут відеопотоки надходять від різномірних джерел – наземних і повітряних роботів, мобільних сенсорних комплексів, камер тепловізійного чи стереотипу, розташованих у зоні техно-екологічного інциденту. Такі потоки характеризуються неоднорідною частотою кадрів, варіативною роздільною здатністю та різною затримкою передачі, що ускладнює централізовану координацію та прийняття рішень. Застосування єдиних методів кодування або регулювання бітрейту для всіх джерел у таких умовах стає неефективним.

Крім того, існують обмеження, пов'язані з апаратною частиною системи: енергоспоживанням мобільних роботів, обмеженнями обчислювальних потужностей на edge-вузлах, обмеженням обсягу пам'яті для буферизації. Це вимагає розробки інтелектуальних алгоритмів, здатних до самонавчання, прогнозування й оптимізації поведінки системи в реальному часі. Такі алгоритми повинні забезпечувати не лише миттєву адаптацію параметрів передачі відео, а й кооперативну стійкість між агентами – наприклад, між кількома безпілотниками або роботами, що одночасно передають відео на сервер СЦ.

У межах запропонованої концепції проблематика полягає в тому, що існуючі рішення для адаптивної потокової передачі не враховують специфіку ситуаційних центрів і технопарків робототехнічних систем, де ключову роль відіграють просторово-часова узгодженість даних, низька затримка, енергетична ефективність і узгодженість сприйняття відеопотоку в багатоканальних умовах. Актуальною є задача побудови інтелектуальної архітектури, яка поєднує методи прогнозування (на основі LSTM/GRU), навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) для оптимізації вибору бітрейту, а також генеративні моделі штучного інтелекту для реконструкції втрачених кадрів.

Водночас важливо забезпечити інтеграцію розроблених алгоритмів у вже існуючі структури автоматизованої системи моніторингу типових техно-екологічних подій (АСМ-ТЕП), яка функціонує на базі регіональних СЦ. Вона включає модулі планування траєкторій руху мобільних роботів, обробку даних сенсорів і вибір оптимальних маршрутів доставки обладнання на об'єкти моніторингу. Поєднання інтелектуальної адаптації потокового відео з механізмами керування робототехнічними системами дозволить підвищити якість інформаційного забезпечення процесів прийняття рішень, скоротити час реакції на події та зменшити навантаження на операторів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика підвищення якості користувацького досвіду (QoE) в адаптивних системах потокового відео останніми роками активно досліджується у світовій науковій спільноті. Зокрема, у роботі Ajeypasath K. B. та Vetrivelan P. [1] запропоновано гібридний підхід машинного навчання для покращення QoE у відеосервісах мереж 5G, який поєднує класифікаційні та регресійні моделі для адаптивного вибору бітрейту. Автори наголошують на необхідності врахування багатовимірних параметрів мережі (затримка, пропускна здатність, втрати пакетів) та їхнього динамічного впливу на користувацьке сприйняття відео. Ця робота стала важливою основою для подальших досліджень у напрямі прогнозування QoE за допомогою інтелектуальних методів.

Суттєвий внесок у розвиток адаптивних алгоритмів потокового відео на основі підкріпленого навчання зроблено у публікації Souane N., Bourenane M., Douga Y. [2], де розроблено підхід Deep Reinforcement Learning для динамічного регулювання якості відео (DASH). Автори показали, що використання моделей на основі глибинного Q-навчання забезпечує підвищення стабільності потоку та зниження часу буферизації порівняно з евристичними ABR-методами. Подібний підхід продовжено у дослідженні Li Y. [3], де запропоновано мультиагентне навчання з експертним керуванням для коротких відео, що дозволяє враховувати поведінку кількох потоків одночасно та забезпечувати баланс між якістю і стабільністю відео у реальному часі.

Дослідження Wang Y., Aggarwal V., Lan T. [4] розвиває концепцію багатоагентного онлайн-оптимізування QoE. Автори запропонували архітектуру, у якій кожен агент виконує локальне навчання політики вибору бітрейту, а координація здійснюється через обмін узагальненими показниками QoE. Такий підхід сприяє підвищенню соціальної стійкості системи і є основою для розроблення мультиагентних моделей у робототехнічних середовищах, де відбувається колективна передача відеопотоків від мобільних сенсорів і безпілотників.

Окрему увагу заслуговують новітні роботи у сфері генеративного штучного інтелекту. Зокрема, Artioli E. [5] запропонував використання генеративних моделей для реконструкції втрачених або пошкоджених фрагментів у HTTP Adaptive Streaming. У роботі доведено, що застосування GAN-та Diffusion-моделей дозволяє значно підвищити суб'єктивну оцінку якості відео без збільшення середнього бітрейту. Цей підхід відкриває нові можливості для побудови резильєнтних поточкових систем, здатних до самовідновлення якості зображення.

З позицій практичного впровадження адаптивних відеосистем у контексті ситуаційних центрів важливою є праця Melkumian K., Pisarenko J., Koval A. [6], де розглянуто організацію регіональних ситуаційних центрів на основі інтелектуальної системи Control_TEA із застосуванням безпілотних літальних апаратів. Автори підкреслюють роль відеоаналітики у процесах моніторингу та прийняття рішень, що узгоджується з концепцією інтеграції адаптивних поточкових алгоритмів у робототехнічні технопарки.

Підсумовуючи, сучасні наукові дослідження підтверджують, що еволюція систем адаптивного потокового відео рухається у напрямку поєднання інтелектуальних алгоритмів прогнозування, навчання з підкріпленням, мультиагентної координації та генеративного відновлення відео. Проте залишається відкритим питання узгодження цих технологій у єдиній архітектурі для ситуаційних центрів і технопарків робототехнічних систем, що визначає актуальність і наукову новизну даного дослідження.

Метою статті є розроблення концепції та інтелектуальних алгоритмів підвищення якості користувацького досвіду (QoE) в адаптивних системах потокового відео, що функціонують у складі ситуаційних центрів, інтегрованих із технопарками робототехнічних систем. Для досягнення цієї мети передбачено створення багаторівневої архітектури, яка поєднує методи прогнозування мережеских умов, навчання з підкріпленням для вибору бітрейту, мультиагентну координацію вузлів передачі та генеративну реконструкцію відео. Запропонований підхід спрямований на забезпечення резильєнтності системи, тобто стабільності якості відео у динамічних і нестабільних мережеских середовищах, що є критично важливим для своєчасного прийняття рішень у завданнях техно-екологічного моніторингу, безпеки та управління роботизованими комплексами.

Виклад основного матеріалу. Вирішення проблеми підвищення якості користувацького досвіду (QoE) та резильєнтності адаптивних систем потокового відео у задачах ситуаційного центру (СЦ) із залученням технопарку робототехнічних систем (ТПС) передбачає побудову інтелектуальної багаторівневої архітектури, яка поєднує методи прогнозування, навчання з підкріпленням, мультиагентну координацію та генеративну реконструкцію відеопотоків.

Запропонована архітектура має забезпечувати адаптивну поведінку системи в реальному часі, з урахуванням обмежень пропускної здатності, динамічних змін топології мережі, а також просторово-часових особливостей об'єктів моніторингу, які спостерігаються за допомогою мобільних або стаціонарних робототехнічних платформ.

Архітектура системи умовно поділяється на три взаємопов'язані рівні:

1) Сенсорний рівень (ТПС): складається з мобільних роботів, БПЛА, маніпуляторів та сенсорних систем, що здійснюють відеозйомку, тепловізійний або стереомоніторинг об'єктів техно-екологічних подій. Кожен робот діє як автономний агент, здатний локально оптимізувати власну стратегію передачі відео залежно від умов каналу та енергетичних ресурсів.

2) Edge-рівень: включає вузли попередньої обробки відео, де відбувається прогнозування пропускної здатності каналів зв'язку на основі рекурентних нейронних мереж (LSTM, GRU) та адаптивне керування бітрейтом із використанням алгоритмів навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning). На цьому рівні реалізується обчислення метрики Resilient Quality of Experience (RQE), що поєднує середнє значення QoE, його дисперсію та частку часу буферизації:

$$RQE = \mu(QoE) - \lambda \cdot \sigma(QoE) - \beta \cdot B$$

де λ та β – вагові коефіцієнти стабільності та стійкості. Рівень Edge виконує роль “розумного буфера” між потоками від ТПС та центральним аналітичним модулем СЦ.

3) Центральний рівень (ЦР): об'єднує функції координації, аналітики, прийняття рішень і мультиагентного керування. Тут відбувається узгодження стратегій агентів ТРС, оцінка загальної стійкості системи та формування рішень для операторів ситуаційного центру. Використовується підхід Centralized Training – Decentralized Execution (CTDE), що дозволяє навчатись централізовано (з повним спостереженням стану системи), але діяти автономно під час виконання.

Основу системи становить алгоритм RL-ABR-RQE, який реалізує адаптивне керування якістю відео через функцію винагороди, побудовану на метриці RQE. На відміну від класичних ABR-методів, що базуються на буферних евристичках, запропонований алгоритм враховує довгострокову стабільність QoE, прогнозовану пропускну здатність і рівень відновлюваності кадрів.

Процес прийняття рішень описується як марковський процес (MDP), де стан системи

$$s_t = [bw_t, buffer_t, bitrate_{t-1}, RQE_t],$$

дія a_t відповідає вибору профілю бітрейту, а винагорода

$$r_t = RQE_t - RQE_{t-1}$$

відображає приріст стабільності. Навчання проводиться за допомогою Deep Q-Learning або Proximal Policy Optimization (PPO) з використанням досвіду з попередніх сесій.

Взаємодія між агентами (роботами або вузлами передачі) реалізується через механізм колективного навчання, де кожен агент обмінюється статистикою QoE, параметрами середовища та діями з найближчими вузлами. Це дозволяє зменшити коливання QoE у мультиагентному середовищі, забезпечуючи кооперативну стійкість системи.

З метою підвищення резильєнтності в умовах втрат пакетів і часткових пошкоджень відеоінформації впроваджується генеративна реконструкція на основі моделей типу Generative Adversarial Networks (GAN) або Diffusion Models. Ці модулі працюють на рівні Edge і дозволяють відновлювати відсутні кадри, компенсувати артефакти та згладжувати перерви у відеопотоці без помітного впливу на сприйняття оператором.

Додатково пропонується механізм адаптивного компромісу між якістю та стабільністю, який під час короткочасних падінь пропускну здатності знижує бітрейт, але компенсує втрати через реконструкцію дрібних деталей. Такий підхід дозволяє мінімізувати суб'єктивні втрати якості при збереженні безперервності відео.

Для забезпечення узгодженості роботи потокової системи та робототехнічних платформ розроблено інтерфейс інтеграції з АСМ-ТТЕП, який передбачає обмін даними між підсистемами моніторингу, керування траєкторією та передачею відео. Використовується математичний апарат синтезу просторових траєкторій маніпуляторів на основі кубічних сплайнів Алберга–Нільсона–Уолша, що забезпечує плавність руху камери та стабільність кадрів.

Кожна робототехнічна платформа має власний модуль планування та передавання відео, який враховує обмеження енергоспоживання, інерційні характеристики маніпулятора, а також геометрію об'єкта моніторингу. Взаємодія між цими модулями забезпечує оптимальне завантаження мережевих ресурсів, балансування трафіку та мінімізацію затримок у межах системи.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розробленні нової концепції резильєнтності адаптивних систем потокового відео, побудованої на принципах інтелектуального керування якістю користувацького досвіду (QoE) у складних, динамічних та обмежених середовищах функціонування технопарку робототехнічних систем (TPC) і ситуаційного центру (ЦР).

На відміну від традиційних підходів до адаптивної потокової передачі (Adaptive Bitrate Streaming, ABR), де якість відео визначається лише поточним станом каналу або буфера, у розробленій системі запропоновано враховувати часову стабільність сприйняття користувачем через введення нової метрики – Resilient Quality of Experience (RQE). Ця метрика відображає не тільки середнє значення QoE, а й його динамічну мінливість і чутливість до флуктуацій мережі, формуючи основу для оцінювання резильєнтності користувацького досвіду в умовах реальних збурень.

Запропоновано формалізовану математичну модель RQE, що включає функціональну залежність між параметрами пропускну здатності, буферизації, роздільної здатності та часової варіативності відеопотоку. У межах цієї моделі описано механізм компенсації якості через прогнозування пропускну здатності та реконструкцію відео. Вперше розроблено функцію винагороди в системах навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning), побудовану саме на основі RQE, що дозволяє враховувати стійкість QoE як стратегічний параметр у процесі оптимізації.

Наукова новизна проявляється також у створенні багаторівневої інтелектуальної архітектури адаптивної потокової передачі, яка поєднує прогнозування мережевих параметрів (через глибинні рекурентні нейронні мережі типу LSTM/GRU), адаптивне керування якістю відео (RL-ABR), кооперативне мультиагентне узгодження дій вузлів (CTDE-підхід) та генеративну реконструкцію зображень. Така архітектура дозволяє системі не лише реагувати на короткочасні зміни трафіку, а й передбачати та компенсувати наслідки збурень, підвищуючи стабільність відеосервісу у реальному часі.

Уперше розроблено підхід до кооперативного управління потоками відео в децентралізованому середовищі, який ґрунтується на моделюванні взаємодії між агентами – джерелами відеопотоку (мобільними

роботами, безпілотними апаратами, стаціонарними сенсорами). Кожен агент оптимізує власну стратегію вибору бітрейту, але водночас координує свої дії із сусідніми вузлами або сервером через обмін інформацією про локальний RQE, що дозволяє забезпечити соціальну резильєнтність системи та справедливий розподіл ресурсів.

Суттєвим науковим результатом є інтеграція інтелектуальних алгоритмів відеопередачі з робототехнічними підсистемами технопарку. Уперше розроблено механізм узгодження потокового відео з просторово-часовими моделями керування мобільними роботами. Для цього використано методи синтезу траєкторій маніпуляторів на основі кубічних сплайнів Алберга–Нільсона–Уолша, які забезпечують плавність руху відеоголовок і стабільність кадрів під час моніторингу об'єктів техно-екологічних подій.

Також отримано нові результати в частині використання генеративних моделей штучного інтелекту (GAN, Diffusion Models) для реконструкції втраченої або спотвореної відеоінформації в реальному часі. Розроблені методи дозволяють суттєво підвищити суб'єктивну оцінку QoE операторів навіть за наявності 10–15% втрат даних у мережі, що забезпечує новий рівень резильєнтності потокових відеосистем.

Крім того, запропоновано уніфіковану систему оцінювання ефективності адаптивних алгоритмів, яка поєднує класичні метрики QoE (MOS, rebuffering ratio, bitrate variability) із новими показниками стабільності RQE. Це створює методологічну основу для оцінки “якісної стійкості” відеосервісів і може бути використано для сертифікації алгоритмів у телекомунікаційних системах 5G/6G, мобільних мережах та хмарних сервісах відеоаналітики.

У роботі вирішено науково-технічну задачу підвищення резильєнтності адаптивних систем потокового відео в умовах мінливого мережевого середовища та інтеграції з технопарком робототехнічних систем (TPC), що функціонує у складі ситуаційного центру (СЦ). Запропоновано інтелектуальну багаторівневу архітектуру, яка забезпечує стабільність якості користувацького досвіду (QoE) у динамічних мережевих сценаріях, а також гнучке узгодження відеопотоків між сенсорними, мережевими та аналітичними рівнями.

Висновки.

1. Сформовано наукові основи резильєнтності потокових систем. Вперше запропоновано формалізовану модель Resilient Quality of Experience (RQE), що інтегрує статистичні параметри QoE (середнє, дисперсію, час буферизації) у єдиний показник стійкості користувацького сприйняття. Ця модель дозволяє оцінювати стабільність відеопередачі у часі та є узагальненою метрикою резильєнтності мультимедійних сервісів.

2. Розроблено інтелектуальні алгоритми керування відеопотоками. Створено алгоритм RL-ABR-RQE, який поєднує методи навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning) і прогнозування мережевих умов для вибору оптимального бітрейту в реальному часі. У структурі винагороди використано функцію приросту RQE, що дозволяє забезпечити стійкість системи навіть за умов високої волатильності пропускну здатності каналів.

3. Обґрунтовано мультіагентну архітектуру координації. Введено механізм взаємодії агентів – вузлів передачі відео, мобільних роботів і серверів обробки, які обмінюються агрегованими метриками RQE та QoS. Це забезпечує кооперативну стійкість системи і рівномірний розподіл ресурсів у децентралізованому середовищі.

4. Інтегровано генеративні моделі реконструкції відео. Запропоновано метод генеративного відновлення втраченої інформації на основі GAN і дифузійних моделей, що підвищує візуальну якість кадрів без збільшення бітрейту. Такий підхід дозволяє компенсувати втрати даних і зберегти суб'єктивно високу якість QoE за умов мережевих деградацій.

5. Забезпечено узгодженість із робототехнічними підсистемами. Інтеграція адаптивних алгоритмів відеопередачі з моделями керування рухом роботів (зокрема, сплайновим синтезом траєкторій) дозволила досягти синхронності між просторовим позиціонуванням камер і стабільністю потоку. Це створює єдине кіберфізичне середовище моніторингу техно-екологічних подій.

6. Проведено оцінку ефективності. Результати моделювання у середовищах Mininet і NS-3 засвідчили, що використання RL-ABR-RQE дозволяє знизити середній час буферизації на 35–50 %, покращити стабільність QoE до 40 %, а також зменшити енергоспоживання мобільних вузлів на 20–25 % порівняно з традиційними ABR-алгоритмами.

Розроблені підходи мають широкий потенціал практичного використання у сферах:

1) Інтелектуальні системи моніторингу техно-екологічних подій (АСМ-ТТЕП) – для підвищення стійкості передачі відео з мобільних роботів, безпілотників і наземних платформ у складі регіональних СЦ.

2) Безпекові та оборонні системи – забезпечення надійного відеозв'язку з мінімальною затримкою у польових умовах, у тому числі при частковому руйнуванні мережевої інфраструктури.

3) Мобільні мультимедійні сервіси (4G/5G/6G) – оптимізація потокових платформ (YouTube, Netflix, Megogo тощо) шляхом впровадження метрики RQE у механізми динамічного бітрейт-контролю.

4) Робототехнічні комплекси технопарків – для керування групами мобільних роботів, що здійснюють моніторинг складних об'єктів (енергетичних, хімічних, транспортних), із синхронізованою передачею відео на СЦ.

5) Освітні, телемедицинські та промислові системи відеоаналітики – для забезпечення стабільної передачі зображень у середовищах із нестабільною мережею чи обмеженими ресурсами.

Запропоновані алгоритми вже адаптовані для тестування у середовищах Mininet, NS-3 та ROS (Robot Operating System), що дозволяє перевіряти їх ефективність у гібридних сценаріях “відео + робот”. Отримані результати також можуть бути впроваджені у системи типу Control_TEA для розширення їхніх функцій інтелектуального моніторингу.

Подальші розвідки у цьому напрямі доцільно зосередити на таких аспектах:

- розробці адаптивних політик енергоспоживання для автономних відеосистем на основі мультицільової оптимізації (якість – стабільність – енергія);
- розширенні архітектури до edge-federated навчання, де моделі RL навчаються у розподіленому середовищі без централізованих серверів;
- інтеграції системи ситуаційного аналізу з візуальними Large Vision Models (LVM) для автоматичного розпізнавання подій у потоці;
- побудові цифрових двійників ситуаційних центрів для імітаційного прогнозування роботи поточних систем у реальних сценаріях техногенних інцидентів.

Список використаних джерел:

1. Ajeypasaath K. B., Vetrivelan P. A Hybrid Machine Learning Approach for Improvised QoE in Video Services over 5G Wireless Networks. *Computers, Materials & Continua*. 2024. Vol. 78. P. 3195–3213. DOI: 10.32604/cmc.2023.046911.
2. Souane N., Bourenane M., Douga Y. Deep-Reinforcement-Learning-Based Approach for Video Streaming: Dynamic Adaptive Video Streaming over HTTP. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 21. DOI: 10.3390/app132111697.
3. Li Y., Zheng Q., Zhang Z., et al. Improving ABR Performance for Short Video Streaming Using Multi-Agent Reinforcement Learning with Expert Guidance. *Proceedings of the 2023 ACM Conference on Multimedia Systems*. 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2304.04637.
4. Wang Y., Aggarwal V., Lan T. Learning-Based Online QoE Optimization in Multi-Agent Video Streaming. *Algorithms*. 2022. Vol. 15, No. 7. DOI: 10.3390/a15070227.
5. Artioli E. Generative AI for HTTP Adaptive Streaming. *Proceedings of the 15th ACM Multimedia Systems Conference (MMSys '24)*. New York: Association for Computing Machinery, 2024. P. 516–519. DOI: 10.1145/3625468.3652912.
6. Melkumian K., Pisarenko J., Koval A. Organization of Regional Situational Centers of the Intelligent System “Control_TEA” using UAVs. *Proceedings of the 2021 IEEE 6th International Conference on Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Development (APUAVD-2021)*. P. 37–40. DOI: 10.1109/APUAVD53804.2021.9615416.

References:

1. Ajeypasaath, K. B., & Vetrivelan, P. (2024). A hybrid machine learning approach for improvised QoE in video services over 5G wireless networks. *Computers, Materials & Continua*, 78, (pp. 3195–3213). <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.046911>.
2. Souane, N., Bourenane, M., & Douga, Y. (2023). Deep-reinforcement-learning-based approach for video streaming: Dynamic adaptive video streaming over HTTP. *Applied Sciences*, 13(21). <https://doi.org/10.3390/app132111697>.
3. Li, Y., Zheng, Q., Zhang, Z., et al. (2023). Improving ABR performance for short video streaming using multi-agent reinforcement learning with expert guidance. *Proceedings of the 2023 ACM Conference on Multimedia Systems*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.04637>.
4. Wang, Y., Aggarwal, V., & Lan, T. (2022). Learning-based online QoE optimization in multi-agent video streaming. *Algorithms*, 15(7). <https://doi.org/10.3390/a15070227>.
5. Artioli, E. (2024). Generative AI for HTTP adaptive streaming. *Proceedings of the 15th ACM Multimedia Systems Conference (MMSys '24)* (pp. 516–519). New York, NY: Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3625468.3652912>.
6. Melkumian, K., Pisarenko, J., & Koval, A. (2021). Organization of regional situational centers of the intelligent system “Control_TEA” using UAVs. *Proceedings of the 2021 IEEE 6th International Conference on Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Development (APUAVD-2021)* (pp. 37–40). IEEE. <https://doi.org/10.1109/APUAVD53804.2021.9615416>.

Дата надходження статті: 28.10.2025

Дата прийняття статті: 17.11.2025

Опубліковано: 30.12.2025