

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Застосування штучного інтелекту для оптимізації
якості медіастримінгу в реальному часі»

на здобуття освітнього ступеня вищої освіти бакалавр
зі спеціальності ЕЗ Комп'ютерні науки
(код, найменування спеціальності)
освітньо-професійної програми Комп'ютерні науки
(назва)

*Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень.
Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання
на відповідне джерело*

_____ Владислав БОНДАР

(підпис)

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача)

Виконав:
здобувач вищої освіти
група КНДМ-61

Владислав БОНДАР

Керівник:
науковий ступінь,
вчене звання

Юрій КАТКОВ
Д.Т.Н., доцент

Рецензент:
науковий ступінь,
вчене звання

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Комп'ютерних наук

Ступінь вищої освіти магістр

Спеціальність F3 Комп'ютерні науки

Освітньо-професійна програма Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри Комп'ютерних наук

_____ Віктор ВИШНІВСЬКИЙ

« _____ » _____ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

_____ Бондар Владиславу Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Застосування штучного інтелекту для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі

керівник кваліфікаційної роботи Юрій КАТКОВ д.т.н., доцент,

(Ім'я, ПРИЗВИЩЕ науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «30» жовтня 2025р. № 467

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «26» грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи:

- Науково-технічна література з питань, пов'язаних з дослідженням та аналізом методів застосування штучного інтелекту для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі;
- Концепція побудови інструментів оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі;
- Перелік основних принципів, класифікації та методів застосування штучного інтелекту для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі;
- Розробка програмного інструментарію для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі

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

4.1 Аналіз сучасного стану технологій медіастримінгу в реальному часі.

4.2 Дослідження інтелектуальних методів оптимізації медіастримінгу в реальному часі.

4.3 Розробка практичних рекомендацій щодо застосування способів оптимізації цих процесів за допомогою машинного навчання.

5. Перелік графічного матеріалу: *презентація*

1) Тема дипломної роботи

2) Мета роботи. Об'єкт, предмет дослідження. Актуальність роботи.

3) Постановка завдання дослідження.

4) Аналіз методів побудови інструментів оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі.

5) Результати оптимізації медіастримінгу в реальному часі.

6) Апробація результатів дослідження

7) Висновки

Дата видачі завдання «15» вересня 2025 р

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів бакалаврської роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Підбір науково-технічної літератури	15.09-05.10.25	Виконане
2	Дослідження поставленої задачі	06.10-18.10.25	Виконане
3	Опис інструментів для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі	19.10-31.10.25	Виконане
4	Методи застосування інструментів для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі	01.11-25.11.25	Виконане
5	Програмне забезпечення інструментів для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі.	27.11-03.12.25	Виконане
6	Аналіз передумов щодо впровадження інструментів для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі	04.12-10.12.25	Виконане
7	Розробка методів застосування інструментів оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі.	11.12-14.12.25	Виконане
8	Розробка практичних рекомендацій щодо впровадження інструментів для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі	15.12-29.12.25	Виконане
9	Вступ, висновки, реферат	10.09-05.10.25	Виконане
10	Розробка обов'язкових демонстраційних матеріалів	06.10-18.10.25	Виконане
11	Доповідь та презентація	19.10-31.10.25	Виконане
12	Попередній захист роботи	01.11-25.11.25	Виконане

Здобувач вищої освіти

_____ (підпис)

Владислав БОНДАР

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник

кваліфікаційної роботи

_____ (підпис)

Юрій КАТКОВ

(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина бакалаврської роботи – 94_ с., _1 рис., 14 табл, 57 джерел

Мета роботи – підвищити ефективність медіастримінгу в реальному часі шляхом впровадження інтелектуального підходу до оптимізації його якості (QoS/QoE) на основі методів штучного інтелекту.

Об'єкт дослідження – процеси адаптивного керування мультимедійним контентом у системах медіастримінгу в реальному часі.

Предмет дослідження – методи оптимізації якості медіастримінгу за допомогою штучного інтелекту, зокрема адаптація бітрейту, прогнозування стану мережі та керування відтворенням для зменшення буферизації й підвищення показників якості обслуговування (QoS) та якості сприйняття користувачем (QoE).

Короткий зміст роботи:

Наукове завдання – забезпечити підвищення якості медіастримінгу в реальному часі шляхом розробки та оцінювання ефективності застосування інтелектуальних методів підвищення показників QoS і QoE.

Методи дослідження – Застосовано теоретичні, аналітичні та методи штучного інтелекту для аналізу літератури, моделювання медіастримінгу, адаптивного керування бітрейтом для підвищення показників QoS і QoE.

Актуальність теми – Зі зростанням потокового відео та мобільного трафіку важлива оптимізація медіастримінгу в реальному часі. Використання штучного інтелекту дозволяє зменшити буферизацію, скоротити затримки та підвищити QoS і QoE, забезпечуючи кращий користувацький досвід.

Галузь використання – Результати дослідження можуть застосовуватися у сфері інформаційних технологій, телекомунікацій та медіа сервісів для підвищення якості медіастримінгу та користувацького досвіду.

Ключові слова: медіастримінг, штучний інтелект, адаптивний бітрейт, буферизація, QoS, QoE.

ABSTRACT

Text section of the qualification thesis for obtaining the Master's degree: 94 pages, _1_ figures, _14_ tables, _57_ sources.

Research Objective: To improve the effectiveness of real-time media streaming by implementing an intelligent approach to optimizing its quality (QoS/QoE) based on artificial intelligence methods.

Research Objective: Processes of adaptive management of multimedia content in real-time media streaming systems.

Subject of Study: Methods for optimizing the quality of media streaming using artificial intelligence, including bitrate adaptation, network state prediction, and playback control to reduce buffering and improve Quality of Service (QoS) and Quality of Experience (QoE).

Brief Description of the Work:

Scientific Task: To ensure the improvement of media streaming quality in real time through the development and evaluation of intelligent methods for enhancing QoS and QoE indicators.

Research Methodology: The study applied theoretical, analytical, and artificial intelligence methods for literature analysis, media streaming modeling, and adaptive bitrate control to improve QoS and QoE indicators.

Relevance of the Topic: With the growth of streaming video content and mobile internet traffic, optimizing real-time media streaming is crucial. The use of artificial intelligence reduces buffering, shortens delays, and improves QoS and QoE, providing a better user experience.

Field of Application: The results of the study can be applied in information technology, telecommunications, and media services to enhance media streaming quality and user experience.

Keywords: Media streaming, artificial intelligence, adaptive bitrate, buffering, QoS, QoE.

ЗМІСТ

	Ст.
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	10
ВСТУП.....	11
1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЙ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ.....	18
1.1. Поняття та класифікація систем медіастримінгу в реальному часі...	18
1.2 Класифікація видів медіастримінгу.....	20
1.3 Основні архітектури медіастримінгових систем.....	23
1.4 Основні протоколи та стандарти медіастримінгу.....	30
1.5 Показники якості медіастримінгу (QoS та QoE).....	35
1.6 Адаптивні механізми керування якістю стримінгів.....	38
1.7 Аналіз можливостей застосування штучного інтелекту в медіастримінгу.....	41
2 ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ.....	47
2.1 Вимоги до системи інтелектуальної оптимізації медіастримінгу...	47
2.2 Узагальнена архітектура системи з інтелектуальним керуванням QoS/QoE.....	50
2.3 Інтелектуальне керування відтворенням та буферизацією.....	58
2.4 Прогнозування стану мережі за допомогою ШІ.....	64
2.5. Порівняльний аналіз інтелектуальних підходів оптимізації.....	66
2.5.1 Критерії оцінювання ефективності.....	66
2.5.2 Порівняння з традиційними ABR-алгоритмами.....	71
2.6 Методологія аналізу результатів досліджень запропонованого інтелектуального підходу до оптимізації якості медіастримінгу	75

3	РОЗРОБКА ПРАКТИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ...	78
3.1	Рекомендації щодо вибору та впровадження AI-алгоритмів.....	78
3.2	Рекомендації щодо оцінювання ефективності запропонованих рішень.....	80
3.3	Практичні рекомендації щодо розробки інтерфейсу користувача (UI/UX дизайн).....	81
	ВИСНОВКИ.....	84
	ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	86
	ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)	93

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

HDTV	-	High-definition television - Телебачення з високою роздільною здатністю
Full HD	-	High-definition TV, HDTV високої чіткості
Ultra HD	-	ultra-high definition resolution
DSL		Digital subscriber line -Verizon High Speed Internet
HBO	-	Home Box Office
OTT	-	Over-the-Top,
PRTG	-	Paessler Router Traffic Grapher
STARZ	-	американський кабельний та супутниковий телевізійний канал
TV	-	Televisions
VoD	-	Video On Demand
FTP	-	File Transfer Protocol

ВСТУП

В атестаційній роботі магістра розглядається актуальна науково-прикладна проблема підвищення якості медіастримінгу в реальному часі шляхом застосування методів штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI). Дослідження спрямоване на зниження рівня буферизації, підвищення показників якості сприйняття користувачем (Quality of Experience, QoE), урахування поточного стану мережі та реалізацію динамічної оптимізації параметрів відтворення з мінімальними затримками.

Обґрунтування вибору теми та її актуальність. Сучасна цифрова епоха характеризується стрімким зростанням обсягів онлайн-відеоконтенту, частка якого, за різними оцінками, перевищує 80 % загального інтернет-трафіку. Активний розвиток стримінгових платформ, сервісів відеоконференцзв'язку, інтерактивних мультимедійних застосунків та онлайн-ігор зумовлює значне навантаження на мережеву інфраструктуру. Водночас кінцеві користувачі очікують миттєвого доступу до контенту високої якості з мінімальними затримками та відсутністю буферизації. Забезпечення стабільного й якісного медіастримінгу за таких умов є складним технічним завданням, особливо з урахуванням різноманітності клієнтських пристроїв, нестабільності мережевих з'єднань і високого рівня конкуренції між сервісами.

Традиційні підходи до оптимізації медіастримінгу, що базуються на фіксованих або спрощених алгоритмах адаптивного бітрейту (Adaptive Bitrate, ABR), уже не повною мірою відповідають вимогам сучасних інформаційних систем. Такі методи не враховують складні закономірності поведінки мережі, не здатні ефективно прогнозувати динамічні зміни пропускної здатності та не забезпечують достатнього рівня персоналізації користувацького досвіду. У

результаті виникають проблеми, пов'язані із затримками передавання даних, втратою пакетів і нераціональним використанням мережевих ресурсів.

Використання технологій штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI), зокрема методів машинного та глибокого навчання (Machine Learning / Deep Learning, ML/DL), відкриває нові можливості для подолання зазначених обмежень. Інтелектуальні системи здатні здійснювати адаптивну оптимізацію якості сприйняття користувачем (Quality of Experience, QoE) шляхом прогнозування змін мережевих параметрів і динамічного коригування бітрейту або параметрів кодування в режимі реального часу. Застосування предиктивної аналітики дозволяє мінімізувати буферизацію та затримки, а механізми персоналізації — враховувати характеристики пристрою, каналу зв'язку та поведінку користувача. Крім того, алгоритми AI забезпечують виявлення аномалій і проактивне реагування на мережеві збої, що сприяє підвищенню стабільності й надійності медіатрансляцій.

Важливим аспектом є також економічна ефективність впровадження інтелектуальних рішень. Алгоритми штучного інтелекту дають змогу оптимізувати використання мережевого трафіку, зменшити навантаження на інфраструктуру та підвищити якість обслуговування без залучення додаткових апаратних ресурсів. Крім того, AI-підхід забезпечує масштабованість системи, тобто здатність одночасно обслуговувати велику кількість користувачів з різними мережевими умовами та типами пристроїв.

Таким чином, вибір теми «Застосування штучного інтелекту для оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі» є науково обґрунтованим і надзвичайно актуальним. Дослідження відповідає сучасним тенденціям цифрової трансформації, розвитку технологій 5G, IoT, AR/VR та зростаючим вимогам до якості користувацького досвіду. Використання штучного інтелекту у сфері медіастримінгу сприятиме створенню гнучких, надійних і ефективних систем передавання мультимедійного контенту, що має важливе наукове, практичне та економічне значення.

Формулювання завдання. Сучасні сервіси медіастримінгу функціонують в умовах динамічної зміни параметрів мережі, обмежених ресурсів пропускної здатності, гетерогенності користувацьких пристроїв і зростаючих вимог до затримки та якості мультимедійного контенту. За таких умов забезпечення стабільного відтворення відео з високими показниками якості сприйняття користувачем (Quality of Experience, QoE) та якості обслуговування (Quality of Service, QoS) є складним технічним завданням. Традиційні алгоритми адаптивного медіастримінгу, зокрема Dynamic Adaptive Streaming over HTTP (DASH) та HTTP Live Streaming (HLS), ґрунтуються переважно на реактивних підходах до вибору бітрейту та не завжди здатні своєчасно реагувати на непередбачувані коливання мережевих характеристик. Обмежені можливості прогнозування призводять до появи буферизації, втрати кадрів, зниження роздільної здатності відео та, як наслідок, погіршення користувацького досвіду. У зв'язку з цим виникає необхідність у розробці інтелектуальних механізмів оптимізації медіастримінгу на основі методів штучного інтелекту, здатних здійснювати прогнозування стану мережі, динамічно адаптувати параметри передавання та забезпечувати оптимальний баланс між якістю відтворення, затримкою та стабільністю роботи системи. Особлива увага приділяється зниженню рівня буферизації, підвищенню показників QoE та QoS, а також реалізації адаптивного керування якістю відео в режимі реального часу.

Таким чином, завданням даної атестаційної роботи є розробка та дослідження інтелектуального підходу до оптимізації якості медіастримінгу з використанням методів штучного інтелекту, який забезпечить підвищення ефективності використання мережевих ресурсів і покращення якості відтворення мультимедійного контенту в реальних умовах експлуатації.

Ступінь вивчення проблеми. Проблема забезпечення високої якості медіастримінгу в реальному часі є предметом активних наукових досліджень у галузях комп'ютерних мереж, мультимедійних систем та інформаційних технологій. У класичних працях основна увага приділялася розробці протоколів потокового передавання даних, механізмів адаптивного бітрейту та методів

оцінювання якості обслуговування (Quality of Service, QoS). Значний внесок у розвиток цієї тематики зробили дослідження, присвячені протоколам Dynamic Adaptive Streaming over HTTP (DASH) і HTTP Live Streaming (HLS), які стали де-факто стандартами для сучасних стримінгових платформ [1,2,3,4].

Подальші наукові роботи зосереджувалися на вдосконаленні алгоритмів адаптивного керування бітрейтом (Adaptive Bitrate, ABR), зокрема шляхом урахування миттєвих показників пропускної здатності, затримки та втрат пакетів. Однак більшість таких підходів має реактивний характер і базується на спрощених евристичках, що обмежує їхню ефективність в умовах динамічного та нестабільного мережевого середовища.[5,6,7].

У сучасних дослідженнях все більша увага приділяється застосуванню методів штучного інтелекту, зокрема машинного та глибокого навчання, для оптимізації процесів медіастримінгу. У наукових публікаціях розглядаються моделі прогнозування пропускної здатності, інтелектуальні алгоритми вибору бітрейту, а також підходи до оцінювання якості сприйняття користувачем (Quality of Experience, QoE). Окремі роботи демонструють ефективність використання нейронних мереж і методів підкріплювального навчання для зменшення буферизації та підвищення стабільності відтворення відео. Разом з тим, попри наявність значної кількості наукових досліджень, проблема комплексної оптимізації якості медіастримінгу в реальному часі залишається недостатньо вирішеною. Багато підходів не враховують повною мірою поєднання факторів QoE та QoS, особливості гетерогенних мереж і різноманіття користувацьких пристроїв. Це зумовлює необхідність подальших досліджень, спрямованих на розробку інтелектуальних систем, здатних адаптивно та проактивно керувати якістю медіастримінгу з використанням сучасних методів штучного інтелекту [4,5,6].

Специфіка джерельної бази. Аналіз джерельної бази показує, що використані інформаційні джерела не є однорідними за змістом та якістю, тому їх необхідно систематизувати за визначеними критеріями, зокрема за рівнем значущості, науковою якістю, ступенем новизни та іншими параметрами, щоб

виявити існуючі прогалини, суперечності та недоліки в дослідженнях, що стосуються оптимізації якості медіастримінгу з використанням штучного інтелекту.

Об'єкт дослідження. Процеси адаптивного керування мультимедійним контентом у системах медіастримінгу в реальному часі.

Предмет дослідження. Методи оптимізації якості медіастримінгу за допомогою штучного інтелекту, зокрема адаптація бітрейту, прогнозування стану мережі та керування відтворенням для зменшення буферизації й підвищення показників якості обслуговування (QoS) та якості сприйняття користувачем (QoE).

Мета роботи. Підвищити ефективність медіастримінгу в реальному часі шляхом впровадження інтелектуального підходу до оптимізації його якості (QoS/QoE) на основі методів штучного інтелекту.

Методи дослідження. Застосовано теоретичні, аналітичні та методи штучного інтелекту для аналізу літератури, моделювання медіастримінгу, адаптивного керування бітрейтом для підвищення показників QoS і QoE.

Наукове завдання – забезпечити підвищення якості медіастримінгу в реальному часі шляхом розробки та оцінювання ефективності застосування інтелектуальних методів підвищення показників QoS і QoE.

Завдання роботи

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати сучасні технології медіастримінгу та методи оцінювання QoE і QoS;
- дослідити існуючі алгоритми адаптивного керування бітрейтом і визначити їхні обмеження;
- розробити практичних рекомендацій щодо застосування способів оптимізації цих процесів за допомогою машинного навчання;

Результати дослідження. У результаті виконання роботи запропоновано інтелектуальний підхід до оптимізації медіастримінгу в реальному часі, який

забезпечує зниження рівня буферизації, підвищення стабільності відтворення та покращення показників QoE і QoS порівняно з традиційними методами адаптивного стрімінгу.

Наукова новизна. Наукова новизна роботи полягає в розробці та дослідженні інтелектуальної моделі адаптивного керування якістю медіастрімінгу, яка поєднує прогнозування мережевих умов із динамічною оптимізацією параметрів відтворення на основі методів штучного інтелекту в режимі реального часу.

Практична значущість результатів дослідження. Практична цінність отриманих результатів полягає в можливості використання запропонованих алгоритмів і моделей у реальних медіастрімінгових сервісах, корпоративних мережах та платформах онлайн-трансляцій для підвищення якості обслуговування користувачів, ефективнішого використання мережевих ресурсів і зниження експлуатаційних витрат.

Апробація результатів надається в 1 статті, в 3 тезисах в рецензованих наукових журналах і виданнях.

В статті:

Бондарь В.О. (2025) АДАПТИВНА ОПТИМІЗАЦІЯ ПОТОКОВОГО ВІДЕО НА ОСНОВІ AI // Наукові записки Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій №2, 2025, Подано до друку.
<https://journals.dut.edu.ua/index.php/sciencenotes/issue/view/186>

В тезах:

1. Бондар В.О., (2025) РОЗРОБКА ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ПОТОКОВОГО ВІДЕО-КОНТЕНТУ// V ВСЕУКРАЇНСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ «СУЧАСНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В НАУЦІ ТА ОСВІТІ» ЗБІРНИК МАТЕРІАЛІВ 15 травня 2025 року С.62-64 https://duikt.edu.ua/uploads/p_2779_68674368.pdf

2. Бондар В.О. (2025) AI-BASED ADAPTIVE BITRATE STREAMING: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ОПТИМІЗАЦІЯ QOE У ДИНАМІЧНИХ МЕРЕЖЕВИХ УМОВАХ // Всеукраїнська науково-технічна конференція "Виклики та рішення в

програмній інженерії". 26 листопада 2025. https://duikt.edu.ua/ua/news-1-1009-14812-zaproshuemo-do-uchasti-u-ii-vseukrainskiy-naukovo-tehnichniy-konferencii-vikliki-ta-rishennya-v-programniy-inzhenerii_kafedra-inzhenerii-programnogo-zabezpechennya

3. Бондар В.О. (2025) ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЯКОСТІ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ// Сучасні досягнення компанії Hewlett Packard Enterprise в галузі іт та нові можливості їх вивчення і застосування. 11 грудня 2025 https://duikt.edu.ua/ua/news-1-576-14841-duikt-zaproshue-na-mizhnarodnu-naukovo-tehnichnu-konferenciyu-suchasni-dosyagnennya-kompanii-hewlett-packard-enterprise-v-galuzi-it-ta-novi-mozhlivosti-ix-vivchennya-i-zastosuvannya_kafedra-shtuchnogo-intelektu

1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЙ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

1.1 Поняття та класифікація систем медіастримінгу в реальному часі

Медіастримінг (англ. media streaming) — це технологія передавання, обробки та відтворення мультимедійного контенту (аудіо, відео або комбінованих потоків) у цифровому вигляді через мережу в режимі реального часу, що дозволяє відтворювати дані незабаром після початку їх отримання, без необхідності повного попереднього завантаження всього файлу на пристрій користувача.[8,9]

Ключові особливості медіастримінгу [10,11]:

1. Відтворення "на льоту" (Real-time playback): Мультимедійний контент передається у вигляді послідовного потоку даних, що дозволяє розпочати відтворення ще до завершення передавання всього контенту. Контент починає відтворюватися практично миттєво, у той час як решта даних продовжує завантажуватися у фоновому режимі. Це усуває необхідність довгого очікування.

2. Робота в реальному або квазі-реальному часі. Для live-стрімінгу характерна мінімальна затримка між формуванням сигналу та його відтворенням користувачем, що є критично важливим для онлайн-трансляцій, відеоконференцій та інтерактивних сервісів.

3. Залежність від параметрів мережі. Якість медіастримінгу суттєво залежить від пропускної здатності каналу, затримки, джиттера та втрат пакетів, що зумовлює необхідність адаптивних механізмів керування потоком.

4. Використання буферизації. Для компенсації нестабільності мережі застосовується буферизація, яка дозволяє зменшити кількість переривань відтворення, проте може збільшувати загальну затримку.

5. Адаптація якості контенту. Сучасні стримінгові системи використовують адаптивну зміну бітрейту, роздільної здатності та частоти кадрів відповідно до поточного стану мережі та можливостей пристрою користувача.

6. Орієнтація на показники QoS та QoE. Медіастримінг оцінюється не лише технічними параметрами якості обслуговування (QoS), а й якістю сприйняття користувачем (QoE), що включає плавність відтворення, швидкість старту та суб'єктивне задоволення.

7. Масштабованість та багатоплатформеність. Стримінгові сервіси повинні забезпечувати одночасне обслуговування великої кількості користувачів на різних пристроях і в різних мережевих умовах.

8. Відсутність постійного збереження на пристрої: Зазвичай дані не зберігаються постійно на пристрої користувача (як при завантаженні файлу), а лише тимчасово буферуються. Однак багато сервісів тепер дозволяють "офлайн-перегляд" через функцію завантаження.

9. Потокова передача: Дані надходять безперервним потоком від сервера до клієнта (медіаплеєра). Використовуються спеціальні мережеві протоколи (наприклад, HTTP Live Streaming - HLS, Dynamic Adaptive Streaming over HTTP - DASH), оптимізовані для нерівномірної пропускної здатності інтернету.

10. Адаптивна якість (Adaptive Bitrate Streaming): Одна з найважливіших сучасних особливостей. Сервер динамічно визначає швидкість інтернет-з'єднання користувача та автоматично обирає оптимальну якість відео (від низької до ультра-HD). Це запобігає "зависанням" і перериванням, забезпечуючи плавне відтворення.

11. Масштабованість та доступність: Контент доступний з будь-якого пристрою (смартфон, ТБ, ПК) з інтернетом та відповідним додатком/браузером. Для обслуговування мільйонів одночасних користувачів використовуються потужні CDN (Content Delivery Network) — мережі розподілених серверів.

12. Інтерактивність та персоналізація: Стримінгові платформи (Netflix, Spotify, YouTube) зазвичай мають розвинені інтерфейси з рекомендаційними системами, плейлистами, можливістю перемотування, паузи тощо.

13. Моделі доступу: Існують різні моделі:

- SVOD (Subscription Video on Demand): Платна підписка (Netflix, Disney+).
- AVOD (Advertising-based Video on Demand): Безкоштовний перегляд з рекламою (YouTube).
- TVOD (Transactional Video on Demand): Платіж за конкретний контент (покупка/оренда фільму).
- Прямі трансляції (Live Streaming): Передача подій у реальному часі (спорт, концерт, геймінг на Twitch).

Переваги: зручність та миттєвий доступ до величезних бібліотек контенту. економія місця на пристрої, регулярне оновлення контенту та рекомендації, доступність на багатьох пристроях.

Недоліки / виклики: залежність від якості та стабільності інтернет-з'єднання. витрати трафіку, необхідність регулярних платежів (для платних сервісів), обмежений контроль над контентом (його можуть видалити з платформи), висока навантаження на інфраструктуру провайдерів.

Таким чином медіастримінг кардинально змінив спосіб споживання аудіовізуального контенту, перетворивши його з моделі володіння (покупка дисків, файлів) на модель доступу за запитом ("on-demand") через інтернет. Його ключові особливості — адаптивність, масштабованість та зручність — зробили його домінуючою технологією в медіа-індустрії.

1.2 Класифікація видів медіастримінгу

Основні види стримінгу класифікуються за характером доставки контенту та рівнем взаємодії з аудиторією. Ось детальний розгляд основних типів [13,14,15]:

1. Live Streaming (Прямий / Живий стримінг). Контент передається від джерела до глядача в реальному часі, синхронно з його створенням.

Основні характеристики:

- Синхронність: Всі глядачі бачать подію одночасно.
- Мінімальна затримка: Прагнення до мінімального лагу (від кількох секунд до декількох десятків секунд) для відчуття "живості".
- Ефемерність: Часто не зберігається або зберігається лише частково (для перегляду пізніше як VOD).
- Інтерактивність у реальному часі: Чат, реакції, опитування, Q&A сесії.

Приклади використання: спортивні події, концерти та фестивалі, новини та трансляції подій, геймінг та трансляції на платформах (Twitch, YouTube Live), відеоконференції та вебінари.

2. Video-on-Demand (VOD) — Відео за запитом. Контент завантажений на сервер і доступний для перегляду в будь-який зручний для користувача час. Це асинхронна модель.

Основні характеристики:

- Контроль користувача: Пауза, перемотка, вибір моменту початку.
- Попередня підготовка: Контент зазвичай відзнятий, змонтований і закодований у різні якості перед публікацією.
- Стійкість: Контент постійно доступний у бібліотеці.
- Оптимізація під мережу: Широке використання адаптивного потокового передавання (ABR).

Підвиди VOD (за бізнес-моделлю):

- SVOD (Subscription VOD): За підпискою (Netflix, Disney+).
- AVOD (Advertising-based VOD): Безкоштовно з рекламою (YouTube, Pluto TV).
- TVOD (Transactional VOD): Оренда або покупка конкретного фільму/шоу (Apple TV, Google Play).
- FVOD (Free VOD): Повністю безкоштовні бібліотеки (сайти держтелерадіомовників).

3. Interactive Streaming (Інтерактивний стримінг). Найсучасніший вид, що поєднує живу трансляцію або VOD з елементами інтерактивності, де вибір глядача впливає на контент або навколишнє середовище.

Основні характеристики:

- Двосторонній потік даних: Окрім медіапотоку від сервера, є потік інтерактивних команд від користувача.
- Зміна контенту на основі вибору: Сюжетні розвилки, голосування, вибір камери.
- Інтеграція з ігровими/соціальними механіками: Дошки лідерів, винагороди, соціальні функції.
- Приклади використання:
- Інтерактивні фільми та шоу (наприклад, Netflix: "Чорне дзеркало: Брандашмиг").
- Ігрові прямі трансляції з інтеграцією глядачів (Twitch: керування через чат, Steam: "Watch & Play").
- Віртуальні концерти та події в метавсесвітах (концерт в Fortnite, платформи як VRChat).
- Онлайн-навчання з інтерактивними тестами та воркшопами в реальному часі.

Сучасні тенденції - Злиття форматів. Сучасні платформи все частіше поєднують ці види:

- Live-трансляція з можливістю перегляду як VOD після ефіру (Twitch VOD, YouTube "Архів").
- VOD-платформи додають live-контент (Netflix live-шоу, концерти).
- Інтерактивні елементи інтегруються як у live (голосування в чаті), так і у VOD (інтерактивні фільми). (Табл.11)

Таблиця 1.1 - Порівняльна таблиця види стримінгу[16,17,18]

Критерій	Live Streaming	Video-on-Demand (VOD)	Interactive Streaming
Час доступу	Синхронний (в реальному часі)	Асинхронний (будь-коли)	Синхронний або асинхронний
Контроль глядача	Обмежений (можлива пауза)	Повний (пауза, перемотка)	Максимальний (впливає на контент)
Технологічний фокус	Мінімізація затримки	Якість та стабільність відтворення	Двосторонній потік даних, низька затримка
Інфраструктура	Складніша (енкодери реального часу, мала затримка)	Оптимізована під масштабування та CDN	Найскладніша (сервери ігор, механіки взаємодії)
Бізнес-модель	Підписка, донати, реклама, спонсорство	SVOD, AVOD, TVOD	Часто комбінована (підписка + мікроплатежі)

Таким чином класифікація відображає еволюцію стримінгу — від пасивного споживання готового контенту (VOD) через переживання спільного досвіду в реальному часі (Live) до активного включення глядача у медіапотік як учасника (Interactive). Майбутнє лежить саме в гібридних форматах та поглибленні інтерактивності.

1.3 Основні архітектури медіастримінгових систем

Стримінгові системи ґрунтуються на різних архітектурних підходах, вибір яких визначається вимогами до продуктивності, масштабованості, затримки, надійності та якості сприйняття користувачем. Однією з найпростіших є клієнт-

серверна архітектура, у якій централізований сервер зберігає мультимедійний контент і передає його безпосередньо кожному клієнту окремим потоком даних. Такий підхід забезпечує зручність управління, централізований контроль доступу та спрощений моніторинг, однак має обмежену масштабованість і характеризується ризиком виникнення єдиної точки відмови.

Децентралізованим підходом є peer-to-peer архітектура, що передбачає обмін фрагментами медіаконтенту безпосередньо між клієнтами. Завдяки цьому знижується навантаження на центральні сервери та підвищується відмовостійкість системи, особливо зі зростанням кількості користувачів. Водночас якість стримінгу в таких системах значною мірою залежить від мережевих можливостей окремих користувачів, а реалізація механізмів захисту контенту є складною.

Найбільш поширеною у сучасних комерційних платформах є архітектура Content Delivery Network, що базується на використанні георозподілених серверів доставки контенту. Реплікація даних на edge-вузлах дозволяє зменшити затримки, підвищити стабільність відтворення та забезпечити масштабування до мільйонів одночасних користувачів. Подальший розвиток стримінгових систем пов'язаний із застосуванням хмарних архітектур, які забезпечують еластичне масштабування ресурсів, мікросервісний підхід та високий рівень автоматизації. Хмарні платформи дозволяють швидко розгортати стримінгові сервіси з глобальною доступністю, проте можуть створювати залежність від постачальників і ускладнювати контроль витрат.

У практичних реалізаціях дедалі частіше застосовуються гібридні архітектури, що поєднують клієнт-серверні, CDN, P2P та edge-рішення. Окремо виділяють спеціалізовані архітектури для live-стримінгу, відео за запитом і інтерактивних сервісів, які оптимізуються з урахуванням вимог до затримки, адаптації якості та інтерактивності. Характеристики основних архітектур стримінгових систем надано в Таблиця 1.2 , 1.3 .

Таблиця 1.2 - Основні архітектури стримінгових систем [18,19,20]

№	Архітектура	Принцип роботи	Переваги	Недоліки	Сфера використання / приклади
1	Клієнт–серверна (Client–Server)	Централізований сервер зберігає та передає медіаконтент кожному клієнту окремим потоком	Простота реалізації та управління; централізований контроль доступу та DRM; зручний моніторинг	Обмежена масштабованість; високе навантаження на сервер; єдина точка відмови	Невеликі мережі, корпоративні та навчальні системи
2	Peer-to-Peer (P2P)	Клієнти одночасно завантажують та передають фрагменти контенту один одному; координація через трекер або DHT	Висока масштабованість; зменшення навантаження на сервери; відмовостійкість	Залежність якості від користувачів; складність DRM; юридичні ризики	PPLive, SopCast, експериментальні та токенизовані мережі
3	Content Delivery Network (CDN)	Контент реплікується на георозподілені edge-сервери; користувач підключається до найближчого вузла	Низька затримка; висока продуктивність; масштабування до мільйонів користувачів	Висока вартість; складність керування консистентністю; залежність від провайдера	Netflix, YouTube, Disney+, комерційні OTT-платформи
4	Хмарна (Cloud-Based)	Усі компоненти реалізуються в хмарі; автоматичне масштабування; мікросервіси	Еластичність; оплата за використання; висока автоматизація; глобальна доступність	Vendor lock-in; складність контролю витрат; міжсервісні затримки	Стартапи, гібридні рішення великих компаній
5	Гібридна (Hybrid)	Поєднання кількох архітектур (CDN+P2P, Multi-CDN, Edge+Cloud)	Оптимальне використання ресурсів; висока надійність; гнучкість	Висока складність інтеграції; складне супроводження	Netflix (Multi-CDN), Peer5, StreamRoot

Продовження табл..1.3

№	Архітектура	Принцип роботи	Переваги	Недоліки	Сфера використання / приклади
6	Спеціалізована для Live Streaming	Потік: джерело → encoder → origin → CDN → клієнти; оптимізація затримки	Мінімальна затримка; підтримка реального часу	Високі вимоги до інфраструктури	Live-трансляції, вебінари, онлайн-події
7	Спеціалізована для Video-on-Demand (VoD)	Контент попередньо кодується, зберігається та доставляється через CDN	Висока якість; ефективна ABR-адаптація	Затримка не підходить для live	Онлайн-кінотеатри, освітні платформи
8	Інтерактивний стримінг (Ultra-Low Latency)	Двостороння взаємодія клієнтів через сервери або edge-вузли	Дуже низька затримка (<100 мс); інтерактивність	Складна реалізація; високе навантаження	Хмарний геймінг, VR/AR, метавсесвіти

Таблиця 1.3 - Порівняльна таблиця основних архітектур стрімінгових систем [21,22,23]

Критерій / Архітектура	Клієнт- Сервер	Peer-to-Peer (P2P)	Content Delivery Network (CDN)	Cloud-Based (Хмарна)	Hybrid (Гібридна)
Опис	Централізована модель, де сервер віддає контент кожному клієнту напряму.	Децентралізована модель, де клієнти обмінюються даними між собою.	Георозподілена мережа серверів, що кешують та віддають контент.	Повністю побудована на хмарних сервісах (AWS, GCP, Azure) з автоматичним масштабуванням.	Комбінація різних архітектур для досягнення оптимального результату (CDN+P2P, Multi-CDN тощо).
Масштабованість	Низька (обмежена потужністю сервера).	Висока (зростає з кількістю користувачів).	Дуже висока (оптимізована під мільйони користувачів).	Дуже висока (еластичне масштабування за запитом).	Найвища (можливість використовувати сильні сторони кожної архітектури).
Вартість інфраструктури	Низька (власний сервер).	Дуже низька (навантаження розподіляється між клієнтами).	Висока (оренда потужної глобальної мережі).	Змінна (модель pay-as-you-go).	Висока (складність інтеграції та обслуговування).
Складність реалізації	Низька (проста та зрозуміла модель).	Середня/Висока (алгоритми координації, NAT traversal).	Середня (інтеграція з провайдером, налаштування CDN).	Висока (архітектура мікросервісів, налаштування хмари).	Дуже висока (інтеграція різних технологій та протоколів).

Продовження табл..1.3

Критерій / Архітектура	Клієнт- Сервер	Peer-to-Peer (P2P)	Content Delivery Network (CDN)	Cloud-Based (Хмарна)	Hybrid (Гібридна)
Затримка (Latency)	Залежить від відстані до сервера (може бути високою).	Змінна (залежить від швидкості інших пірів).	Низька (контент доставляється з найближчого edge-сервера).	Низька-Середня (залежить від конфігурації хмарних сервісів).	Оптимальна (можна обрати найшвидший шлях доставки).
Надійність	Низька (єдина точка відмови – центральний сервер).	Висока (децентралізована, немає єдиної точки відмови).	Дуже висока (резервування та балансування навантаження).	Дуже висока (вбудована надмірність у хмарних провайдерів).	Найвища (відмовостійкість за рахунок дублювання компонентів).
Безпека та DRM	Легка імплементація (всі дані на одному сервері).	Складна (важко контролювати розповсюдження зашифрованого контенту).	Добра (провайдери мають інструменти безпеки та DRM).	Добра (інтеграція з хмарними сервісами безпеки).	Комплексна (можливість створити багаторівневу систему захисту).
Типове використання	Внутрішні корпоративні мережі, невеликі проекти.	Ранні потокові сервіси (PPLive), файлообмінні мережі.	Більшість комерційних сервісів (Netflix, YouTube, Disney+).	Сучасні стартапи, гнучкі проекти, що швидко зростають.	Великі високонавантажені платформи, що вимагають максимуму продуктивності та

Продовження табл..1.3

Критерій / Архітектура	Клієнт- Сервер	Peer-to-Peer (P2P)	Content Delivery Network (CDN)	Cloud-Based (Хмарна)	Hybrid (Гібридна)
					надійності.
Головна перевага	Простота та контроль.	Масштабованість за низьку ціну.	Продуктивність та глобальна доступність.	Гнучкість та еластичність.	Оптимізація під конкретні складні вимоги.
Головний недолік	Обмеженість та ризик простою.	Непередбачувана якість, юридичні ризики.	Висока вартість, залежність від провайдеру.	Vendor lock-in, складність контролю витрат.	Екстремальна складність розробки та супроводу.

Тенденції та майбутнє архітектур [24]:

1. Edge-native архітектури: Переміщення обробки ближче до користувача
2. Serverless стримінг: Використання функцій як сервісу (FaaS) для обробки медіа
3. AI-орієнтовані архітектури: Автоматичне оптимізація якості, згладжування буферу
4. Блокчейн-інтеграція: Для децентралізованих систем та мікроплатежів
5. Квантово-стійкі системи: Для захисту контенту в пост-квантову еру

Таким чином, вибір архітектури залежить від конкретних вимог проекту — масштабу, бюджету, типу контенту, цільової аудиторії та рівня технічної експертизи команди. Сучасні великі платформи найчастіше використовують складні гібридні системи, що поєднують переваги CDN, хмарних сервісів та edge-обчислень. Сучасні стримінгові платформи дедалі частіше переходять до використання гібридних та хмарних архітектур, які поєднують переваги CDN, edge-обчислень і хмарних сервісів. У таких системах методи штучного інтелекту відіграють ключову роль, забезпечуючи інтелектуальну оптимізацію маршрутизації трафіку, динамічну адаптацію бітрейту відповідно до стану мережі та пристрою користувача, а також управління якістю сприйняття сервісу (QoE) з урахуванням поведінкових і контекстних факторів.

1.4 Основні протоколи та стандарти медіастримінгу

Сучасні системи медіастримінгу використовують різні протоколи, зокрема RTMP, HLS, MPEG-DASH, WebRTC та SRT, які відрізняються рівнем затримки, стабільністю та якістю передавання. HTTP-based протоколи (HLS, DASH) забезпечують високу надійність і масштабованість, але мають більшу затримку. Натомість RTMP, WebRTC і SRT орієнтовані на реальний час, проте складніші в реалізації та менш стійкі до нестабільних мереж. Характеристики и надані в таблиці 1.4

Таблиця 1.4 - Основні протоколи та стандарти медіастримінгу [25,26]

Параметр / Протокол	RTMP (Real-Time Messaging Protocol)	HLS (HTTP Live Streaming)	MPEG-DASH (Dynamic Adaptive Streaming over HTTP)	WebRTC (Web Real-Time Communication)	SRT (Secure Reliable Transport)
Рік появи / Розробник	2009, Adobe	2009, Apple	2011, MPEG	2011, Google/W3C/IETF	2013, Haivision
Транспортний протокол	TCP (порт 1935) або RTMPS (з шифруванням)	HTTP/HTTPS (TCP)	HTTP/HTTPS (TCP)	UDP (з механізмами надійності поверх)	UDP з власним механізмом надійності
Контейнер формат	FLV (F4V)	MPEG-2 TS (ранні версії) / fMP4 (сучасні)	Сегменти в ISO/BMFF (MP4) або інших	RTP для медіа, варіативно	MPEG-TS або інші
Архітектура	Клієнт-сервер, постійне з'єднання	Клієнт-сервер, запити за HTTP	Клієнт-сервер, запити за HTTP	Peer-to-Peer або через SFU/MCU	Точка-точка (або через ретранслятор)
Затримка (латентність)	Низька (5-30 сек у класичному використанні, може бути 1-3 сек)	Висока (10-45 сек у стандартному режимі), LL-HLS (2-5 сек)	Висока (10-45 сек), LL-DASH (2-5 сек)	Дуже низька (менше 500 мс, часто 100-300 мс)	Низька (приблизно 120 мс - 10 сек, налаштовується)

Продовження табл..1.4

Параметр / Протокол	RTMP (Real-Time Messaging Protocol)	HLS (HTTP Live Streaming)	MPEG-DASH (Dynamic Adaptive Streaming over HTTP)	WebRTC (Web Real-Time Communication)	SRT (Secure Reliable Transport)
Адаптивна якість (ABR)	Ні (потік фіксованої бітрейту)	Так (клієнт обирає сегмент)	Так (стандарт незалежний від кодеків)	Так (обмежено, через SDP)	Обмежено (через кодування джерела)
Підтримка шифрування	RTMPS (SSL/TLS), базове	Так (AES-128, HTTPS)	Так (Common Encryption, HTTPS)	Так (DTLS-SRTP, обов'язково)	Так (AES)
Стабільність в нестабільних мережах	Низька (чутливий до втрат пакетів через TCP)	Висока (HTTP, повторні запити)	Висока (HTTP, повторні запити)	Дуже висока (адаптується до умов мережі)	Дуже висока (спеціально розроблений для нестабільних мереж)
Підтримка кодеків	H.264, VP6, AAC, MP3	H.264/265, VP9, AV1, AAC	Будь-які (стандарт незалежний)	VP8/9, H.264/265, AV1, Opus, G.711	Будь-які (протокол транспортує потік)
Використання	Введення потоку на сервер (ingest), трансляції на Twitch/YouTube	VOD та live на iOS/macOS, Android, Smart TV	Крос-платформенний стандарт, OTT-сервіси (Netflix, YouTube)	Відеодзвінки, інтерактивний стримінг, спілкування в реальному часі	Live-трансляції на великі відстані (новинні зйомки, спорт)

Продовження табл..1.4

Параметр / Протокол	RTMP (Real-Time Messaging Protocol)	HLS (HTTP Live Streaming)	MPEG-DASH (Dynamic Adaptive Streaming over HTTP)	WebRTC (Web Real-Time Communication)	SRT (Secure Reliable Transport)
Переваги	Низька затримка, широко підтримується для введення	Нативна підтримка на Apple, простота (звичайний веб-сервер)	Відкритий стандарт, гнучкість, підтримка різних DRM	Найнижча затримка, вбудований у браузер, P2P	Надійність у складних мережах, низька затримка, відкритий код
Недоліки	Застарілий, не підтримується в браузерах без Flash, TCP	Висока затримка в базовій реалізації, сегментована доставка	Складність налаштування, фрагментація профілів	Складність масштабування для великої аудиторії, вимагає STUN/TURN	Потрібна підтримка на обох кінцях, відносно нова технологія

Обмеження традиційних протоколів для реального часу розглянути в Табл.1.5

Таблиця 1.5 - Обмеження традиційних протоколів для реального часу [26,27]

Протокол	Основні обмеження для real-time
RTMP	Потрібне постійне з'єднання, чутливість до втрат пакетів через TCP, не адаптується до мережі динамічно.
HLS (стандартний)	Велика латентність через довгі сегменти (часто 6-10 секунд) та буферизацію на клієнті.
MPEG-DASH (стандартний)	Аналогічно HLS, затримка через сегменти та ABR-буферизацію. Може бути оптимізовано, але не за замовчуванням.
Загальне для HTTP-based streaming	Затримка через сегментацію (клієнт чекає на повний сегмент), багаторазову буферизацію (кодування, сервер, клієнт), запити за HTTP (overhead).

Порівняльний аналіз за показниками наданий в Табл.1.6

Таблиця 1.6 - Порівняльний аналіз за показниками [27,28]

	Показник	Характеристика
1	Затримка (від низької до високої):	1. WebRTC (< 0.5 сек) – для інтерактивності 2. SRT (~0.12-10 сек, налаштовується) – для live-виробництва 3. RTMP (1-30 сек) – залежить від налаштувань 4. LL-HLS / LL-DASH (2-5 сек) – "компромісний" варіант 5. Стандартний HLS/DASH (10-45 сек) – для звичайного перегляду
2	Стабільність у нестабільних мережах:	1. SRT → спеціально створений для втрат пакетів, джиттеру 2. WebRTC → добре адаптується, але може знизити якість 3. HLS/DASH → стабільні завдяки буферу, але можуть "зависати" 4. RTMP → найгірший показник через TCP у втрачених мережах
3	Масштабованість (від легкої до складної):	1. HLS/DASH – найлегше (статичні файли на CDN) 2. RTMP – потрібні спеціальні медіасервери 3. SRT – точка-точка, для масштабування потрібна інфраструктура 4. WebRTC – найскладніше (SFU/MCU для багатьох)

Вибір протоколу медіастримінгу визначається конкретним сценарієм використання та вимогами до затримки, стабільності, масштабованості й інтерактивності. Для інтерактивних дзвінків і відеоконференцій доцільно застосовувати WebRTC, оскільки він забезпечує ультранизьку затримку та двосторонню взаємодію. Live-трансляції з мінімальною затримкою, зокрема у сфері геймінгу або онлайн-аукціонів, ефективно реалізуються за допомогою WebRTC, LL-HLS або SRT, які поєднують низьку латентність і надійність передавання. Для доставки відео за запитом та масових live-трансляцій в OTT-сервісах оптимальними є HLS та MPEG-DASH, що забезпечують високу стабільність і масштабованість. RTMP залишається стандартом для введення потоків на платформи, тоді як SRT доцільний для трансляцій на великі відстані та в умовах нестабільних мереж. Табл.1.7.

Таблиця 1.7 - Вибір протоколу завданням [29,30]

Сценарій використання	Рекомендований протокол(и)
Інтерактивні дзвінки, відеоконференції	WebRTC
Live-трансляції з мінімальною затримкою (геймінг, аукціони)	WebRTC, LL-HLS, SRT
Доставка VOD та Live широкій аудиторії (OTT-сервіси)	HLS (для Apple-екосистеми), MPEG-DASH (універсальний)
Введення потоку на трансляційну платформу (ingest)	RTMP (найпоширеніший), SRT (для надійності)
Трансляції на великі відстані (польові зйомки, спорт)	SRT
Внутрішні корпоративні трансляції	Залежить від вимог: WebRTC (інтерактивність) або HLS/DASH (стабільність)

Тенденції та комбіновані підходи. Сучасні стримінгові платформи рідко обмежуються одним протоколом. Натомість вони будують гібридні конвеєри [31]:

1. Прийом потоку (Ingest): SRT або RTMP для надійності.
2. Обробка на сервері: Транскодування у "сімейство" рендерингів різної якості.
3. Пакетування (Packaging): Упаковка в сегменти для HLS (.m3u8 + .ts/.m4s) та DASH (.mpd + .m4s).
4. Доставка (Delivery): Одночасна публікація HLS, DASH та, можливо, LL-HLS потоків на CDN.
5. Клієнтський плеєр: Автоматично обирає найкращий протокол та якість на основі пристрою та умов мережі.

Таким чином, вибір протоколу — це перший крок до архітектури системи. Розуміння сильних і слабких сторін кожного інструменту дозволяє побудувати стійкий, ефективний конвеєр доставки контенту, який відповідає очікуванням користувачів та технічним вимогам проекту.

1.5 Показники якості медіастримінгу (QoS та QoE)

Основні параметри якості обслуговування (QoS) [23,31]. Якість обслуговування (Quality of Service, QoS) у системах медіастримінгу визначається технічними параметрами мережі, які впливають на стабільність та ефективність передавання мультимедійного контенту. До основних показників належать затримка (latency), що характеризує час проходження пакету від джерела до отримувача, джиттер (jitter) — нерівномірність інтервалів між пакетами, втрати пакетів, які зменшують цілісність потоку, та пропускна здатність мережі, що визначає максимальний обсяг даних, переданих за одиницю часу. Контроль цих параметрів дозволяє передбачити й попереджати переривання відтворення та зниження якості відео чи аудіо, а також обрати оптимальні алгоритми адаптивного бітрейту і керування буферизацією. Особливо важливо для реального часу забезпечувати мінімальну затримку та стабільний потік, оскільки коливання цих показників безпосередньо впливають на сприйняття користувачем медіаконтенту.

Показники якості сприйняття користувачем (QoE). [25,30].Якість сприйняття користувачем (Quality of Experience, QoE) відображає суб'єктивне задоволення користувача від використання стримінгового сервісу.

QoE оцінюється через конкретні показники, такі як кількість буферизацій, стартова затримка відтворення, частота заміни бітрейту та загальна плавність відтворення. Крім того, на сприйняття впливають роздільна здатність відео, чіткість аудіо та стабільність зображення. Урахування QoE дозволяє створювати системи, які не тільки технічно ефективні, а й забезпечують позитивний користувацький досвід, що критично важливо для масових сервісів, таких як OTT-платформи, онлайн-ігри та інтерактивні трансляції.

Методи оцінки QoE можуть включати опитування користувачів, автоматичні моделі прогнозування або комбіновані підходи, що дозволяють адаптувати потокові алгоритми відповідно до індивідуальних вподобань та стану мережі.

Взаємозв'язок QoS та QoE у системах реального часу [34,35]. QoS та QoE тісно пов'язані, оскільки технічні показники мережі безпосередньо впливають на сприйняття користувача. Наприклад, висока затримка або значний джиттер можуть призводити до частих пауз відтворення та зниження суб'єктивної оцінки сервісу.

Аналогічно, втрати пакетів або недостатня пропускна здатність обмежують адаптивність бітрейту і викликають погіршення якості відео або аудіо. У системах реального часу цей взаємозв'язок особливо критичний, оскільки затримки безпосередньо впливають на інтерактивність і плавність трансляцій.

Розуміння взаємозалежності QoS і QoE дозволяє розробляти інтелектуальні алгоритми адаптації, які враховують поточний стан мережі, прогнозують проблеми і забезпечують оптимальне співвідношення між технічною стабільністю та користувацьким досвідом.

Параметри QoS: затримка, джиттер, пропускна здатність, втрати пакетів. [23,36]. Затримка характеризує час проходження пакету від сервера до клієнта та є критичним параметром для систем реального часу. Джиттер відображає нерівномірність інтервалів між пакетами і може спричиняти буферизацію та нестабільність відтворення.

Пропускна здатність визначає обсяг даних, який мережа здатна передати за одиницю часу, і безпосередньо впливає на можливість передачі високоякісного відео. Втрати пакетів зменшують цілісність контенту та потребують повторної відправки або корекції, що підвищує затримку.

Комплексний моніторинг цих параметрів дозволяє обирати оптимальні протоколи і стратегії адаптивного бітрейту, прогнозувати проблеми та знижувати ризики погіршення якості медіапотoku, забезпечуючи стабільність і передбачуваність роботи сервісу.

Показники QoE: буферизація, стартова затримка, суб'єктивне сприйняття.[28,35] Буферизація — це призупинення відтворення через нестачу даних у буфері, що негативно впливає на сприйняття користувача.

Стартова затримка характеризує час від натискання кнопки «відтворити» до початку відтворення і є одним із ключових факторів задоволення користувача. Суб'єктивне сприйняття включає оцінку плавності відео, чіткості зображення та синхронності аудіо й відео.

Показники QoE дозволяють оцінити сервіс не лише за технічними характеристиками, а й з точки зору кінцевого користувача, що критично важливо для утримання аудиторії та підвищення конкурентоспроможності стримінгових платформ.

Аналітика QoE також використовується для адаптивного керування бітрейтом та покращення алгоритмів відтворення в реальному часі.

Взаємозв'язок QoS та QoE.[37,38] Якість сприйняття користувачем (QoE) залежить від технічних показників QoS, оскільки затримка, джиттер, пропускна

здатність та втрати пакетів визначають плавність і стабільність відтворення. Недостатня пропускна здатність або часті втрати призводять до буферизації та зниження роздільної здатності, що зменшує задоволення користувача. У системах реального часу оптимізація QoS безпосередньо впливає на QoE, тому сучасні платформи використовують адаптивні алгоритми бітрейту, прогнозування стану мережі та інтелектуальне керування відтворенням для підтримки високого рівня користувацького досвіду. Взаємозв'язок QoS і QoE є основою для розробки систем, що поєднують технічну стабільність і максимальне задоволення кінцевого користувача.

1.6 Адаптивні механізми керування якістю стримінг

Адаптація бітрейту (ABR).[39,40] Адаптивна зміна бітрейту (Adaptive Bitrate, ABR) є ключовим механізмом у сучасних системах медіастримінгу, що дозволяє динамічно підлаштовувати якість відеопотоку під поточні умови мережі та характеристики пристрою користувача.

Основна мета ABR — забезпечити безперервне відтворення контенту, мінімізуючи буферизацію і зберігаючи максимальну можливу якість відео. Технологія базується на наявності декількох версій одного відеофайлу або сегменту з різними бітрейтами та роздільною здатністю. Клієнтська програма моніторить пропускну здатність каналу, затримку, втрати пакетів та інші параметри QoS і обирає оптимальний бітрейт для наступного сегменту відео. ABR може працювати за різними принципами: на основі безпосереднього вимірювання доступної пропускної здатності, на прогнозованих значеннях або через комбіновані методи, що включають історичні дані та моделі машинного навчання.

Серед сучасних протоколів, що підтримують ABR, особливо виділяють HTTP-based стримінг, такий як HLS і MPEG-DASH, де сегменти відео організовані у різних бітрейтах, а клієнт самостійно обирає необхідну версію. Перевагою ABR є можливість гнучкого реагування на зміни мережеских умов без втрати відтворення, однак система потребує точної оцінки пропускної здатності

та оптимальних алгоритмів переключення, щоб уникнути частих змін якості, які погіршують QoE.

У сучасних дослідженнях активно розробляються інтелектуальні ABR-алгоритми з використанням машинного навчання та прогнозування стану мережі для підвищення плавності відтворення та адаптивності під різні сценарії користування, включаючи мобільні мережі та інтерактивні трансляції.

Буферне керування та керування відтворенням.[41,42] Буферне керування є важливим механізмом забезпечення безперервного відтворення медіаконтенту у стримінгових системах, особливо в умовах нестабільного мережевого з'єднання. Буфер відеопрогравача зберігає певну кількість попередньо завантажених сегментів, що дозволяє компенсувати коливання пропускної здатності та мінімізувати паузи під час відтворення.

Розмір буфера та політика його заповнення мають прямий вплив на затримку початку відтворення, частоту буферизацій і плавність трансляції. Сучасні підходи до керування відтворенням включають динамічне регулювання швидкості завантаження, пріоритезацію сегментів з високим бітрейтом та корекцію порядку відтворення для забезпечення оптимальної якості. У системах реального часу, таких як відеоконференції або live-трансляції, надмірний буфер збільшує затримку, що знижує інтерактивність, тоді як недостатній — підвищує ризик пауз і зниження QoE.

Для оптимального керування застосовуються алгоритми, які враховують стан мережі, доступну пропускну здатність, історію відтворення та індивідуальні налаштування користувача.

Інтелектуальні рішення використовують прогнозування змін пропускної здатності та адаптивне управління розміром буфера, що дозволяє досягати балансу між мінімальною затримкою і стабільністю відтворення. Таким чином, буферне керування є невід'ємним елементом забезпечення якості як QoS, так і QoE у сучасних стримінгових платформах.

Існуючі алгоритми адаптації та їхні недоліки.[23,44] Існуючі алгоритми адаптації медіастримінгу можна умовно поділити на три основні категорії: на основі вимірювань пропускної здатності, на основі оцінки стану буфера та комбіновані гібридні методи.

Алгоритми на основі пропускної здатності передбачають обрання бітрейту відповідно до поточної швидкості завантаження, однак вони чутливі до короткочасних піків і падінь пропускної здатності, що призводить до частих і різких змін якості.

Буферно-орієнтовані методи орієнтовані на підтримку мінімального рівня буфера, що зменшує паузи відтворення, проте можуть знижувати загальну якість відео, особливо при стабільних умовах мережі.

Гібридні підходи намагаються поєднати переваги обох методів, але складність їх реалізації та параметризації залишається високою. Крім того, традиційні алгоритми не завжди враховують поведінку користувачів, специфіку пристроїв, варіабельність мобільних мереж або динамічні характеристики новітніх медіаплатформ.

Як наслідок, незважаючи на широке використання, існуючі методи часто не забезпечують оптимальної QoE, що стимулює розвиток інтелектуальних ABR-алгоритмів з використанням прогнозування, машинного навчання та адаптації під конкретний сценарій користування.

Обмеження традиційних підходів.[27,43] Традиційні методи керування якістю стримінгу, включаючи класичні ABR-алгоритми та просте буферне керування, мають ряд суттєвих обмежень. Вони не завжди адекватно реагують на різкі зміни пропускної здатності мережі, що призводить до буферизацій, зниження якості відтворення та погіршення користувацького досвіду. Крім того, більшість стандартних алгоритмів не враховує специфіку мобільних мереж із високою латентністю, втратами пакетів та флуктуаціями пропускної здатності.

Відсутність адаптації під індивідуальні характеристики пристрою користувача, його уподобання та сценарій використання обмежує ефективність

традиційних рішень. Також класичні підходи не інтегрують прогностичні або аналітичні моделі, що дозволяють передбачати зміни мережевих умов і коригувати бітрейт та буфер заздалегідь. Як наслідок, вони забезпечують задовільну QoS, але часто не досягають оптимальної QoE, особливо в умовах реального часу.

Ці обмеження стали основою для розробки інтелектуальних механізмів адаптації, які враховують прогнозування стану мережі, поведінку користувача та динамічні зміни навантаження, що дозволяє підвищити стабільність та плавність відтворення.

1.7 Аналіз можливостей застосування штучного інтелекту в медіастримінгу

Основні напрями використання ШІ в медіастримінгу [44,45]. Штучний інтелект у медіастримінгу застосовується для підвищення ефективності передавання мультимедійного контенту та оптимізації користувацького досвіду.

Основними напрямками використання є адаптивне керування бітрейтом, прогнозування стану мережі, інтелектуальне керування буферизацією, персоналізація контенту та автоматична оптимізація параметрів відтворення.

Адаптивний бітрейт, керований ШІ, дозволяє прогнозувати доступну пропускну здатність і заздалегідь коригувати якість відеопотоку, мінімізуючи буферизацію та падіння QoE.

Прогнозування стану мережі дозволяє враховувати коливання пропускну здатності, втрати пакетів і затримку, що особливо критично для мобільних мереж. Інтелектуальне керування буферизацією забезпечує оптимальне заповнення та використання буфера залежно від поточних умов мережі, пристрою та сценарію користувача.

Персоналізація контенту за допомогою ШІ включає підбір оптимального формату, роздільної здатності та навіть змістовного контенту відповідно до вподобань користувача. Нарешті, автоматична оптимізація параметрів

відтворення дозволяє системі самостійно адаптувати протоколи, перемикає сервери або CDN, а також передбачати проблеми з якістю трансляції.

Усе це дає змогу створювати більш гнучкі, стійкі та ефективні стримінгові платформи, здатні підтримувати високий рівень QoS та QoE навіть в умовах нестабільних мереж.

Переваги інтелектуальних методів порівняно з традиційними. [44,46]. Інтелектуальні методи оптимізації медіастримінгу на основі ШІ мають суттєві переваги порівняно з традиційними підходами.

Класичні алгоритми, такі як статична адаптація бітрейту або стандартне буферне керування, реагують на поточний стан мережі лише після виникнення проблем, що призводить до затримок і погіршення QoE. ШІ дозволяє прогнозувати стан мережі та поведінку користувача, здійснюючи проактивну оптимізацію параметрів трансляції.

Інтелектуальні алгоритми здатні враховувати великі обсяги даних, включаючи історичні показники пропускної здатності, поведінку користувачів, тип пристрою та контенту, що дозволяє більш точно визначати оптимальний бітрейт, розмір буфера та якість відео. Крім того, ШІ дозволяє динамічно балансувати між стабільністю відтворення та максимально можливою якістю відео, підвищуючи загальний рівень QoE.

Інтелектуальні методи також ефективні для масштабних систем із великою кількістю користувачів, оскільки вони автоматизують прийняття рішень і знижують навантаження на адміністративні ресурси.

В результаті використання ШІ дозволяє створювати більш гнучкі, адаптивні та стійкі стримінгові платформи, які здатні забезпечити високий рівень задоволення користувачів у різних умовах мережі та пристроїв.

Проблеми та виклики медіастримінгу в реальному часі. [47,48] Медіастримінг у реальному часі стикається з низкою суттєвих проблем,

пов'язаних з нестабільністю мережі, високими вимогами до затримки, різноманітністю пристроїв користувачів і масштабуванням систем.

Основною проблемою є забезпечення безперервного відтворення та високої якості контенту при мінливих умовах пропускної здатності, наявності джиттера та втрат пакетів.

Інтерактивні трансляції, відеоконференції та live-трансляції потребують мінімальної затримки, щоб не знижувати користувацький досвід, що робить завдання адаптації особливо складним. Крім того, масове одночасне підключення великої кількості користувачів створює високі вимоги до масштабованості серверної та CDN-інфраструктури.

Підвищення якості зображення та підтримка різних форматів, роздільної здатності і бітрейту додає додаткове навантаження на обчислювальні ресурси. Для вирішення цих проблем необхідно використовувати інтелектуальні механізми адаптації, які дозволяють прогнозувати стан мережі, оптимізувати бітрейт, управляти буфером та динамічно перемикає сервери, забезпечуючи баланс між QoS та QoE.

Таким чином, медіастримінг у реальному часі вимагає комплексного підходу, що поєднує технічні рішення та інтелектуальні алгоритми для досягнення стабільності та високого рівня користувацького досвіду.

Нестабільність мережі [49]. Однією з ключових проблем у медіастримінгу є нестабільність мережевих з'єднань, що проявляється у коливаннях пропускної здатності, затримках, джиттері та втраті пакетів.

Такі умови особливо характерні для мобільних мереж, Wi-Fi та широкосмугового Інтернету з динамічним навантаженням. Нестабільність мережі може призводити до переривань відтворення, буферизацій, зниження роздільної здатності відео та загального погіршення QoE.

Класичні механізми адаптації часто реагують на такі зміни із затримкою, що не дозволяє підтримувати безперервний і якісний потік. Застосування ІІІ дозволяє передбачати зміни пропускної здатності та стану мережі на основі

історичних даних, поведінки користувача та прогнозних моделей, що дає змогу проактивно адаптувати бітрейт, регулювати буфер і оптимізувати маршрутизацію трафіку.

Інтелектуальна обробка даних дозволяє мінімізувати вплив нестабільності мережі на кінцевий користувацький досвід, забезпечуючи плавність відтворення навіть у складних умовах, підвищуючи стабільність і надійність системи медіастримінгу.

Масштабованість систем[49,50]. Масштабованість є однією з ключових характеристик сучасних стримінгових платформ, що визначає здатність системи обслуговувати одночасно велику кількість користувачів без погіршення якості відтворення.

Традиційні клієнт-серверні моделі часто обмежені пропускнуою здатністю серверів та мережевих каналів, що створює вузькі місця при зростанні аудиторії. Підвищення масштабованості потребує розподілу навантаження, георозподілених серверів, CDN і механізмів кешування.

Використання штучного інтелекту дозволяє оптимізувати маршрутизацію потоків, передбачати пікові навантаження, адаптувати бітрейт для різних груп користувачів і автоматично балансувати навантаження між серверами та вузлами CDN. Крім того, інтелектуальні алгоритми можуть динамічно перемикаати користувачів між різними потоками або CDN-провайдерами, що забезпечує стабільність системи навіть при мільйонах одночасних підключень.

Таким чином, III сприяє підвищенню масштабованості систем без втрати QoS та QoE, роблячи медіастримінг ефективним для глобальних платформ з великою аудиторією.

Високі вимоги до затримки та якості [34,51]. Для систем медіастримінгу в реальному часі критичною є мінімізація затримки та забезпечення високої якості контенту.

У live-трансляціях, відеоконференціях та інтерактивних сервісах затримка понад 200–300 мс може негативно вплинути на користувацький досвід, викликаючи відставання аудіо від відео або погіршення синхронності між учасниками.

Традиційні підходи часто не здатні одночасно забезпечити низьку затримку та високу якість відео, особливо у змінних мережевих умовах. ІІІ дозволяє вирішувати цю проблему шляхом прогнозування змін пропускної здатності, оптимізації бітрейту, динамічного керування буфером і вибору оптимальних маршрутів передачі даних. Крім того, інтелектуальні алгоритми можуть передбачати пікові навантаження та автоматично адаптувати параметри відтворення для забезпечення плавного відтворення.

Це дозволяє досягти оптимального балансу між мінімальною затримкою і максимальною якістю контенту, забезпечуючи високий рівень QoS та QoE навіть у складних умовах.

Обґрунтування доцільності застосування ІІІ.[45,52] Застосування штучного інтелекту в медіастримінгу є доцільним через складність забезпечення високої якості відтворення в умовах динамічних мереж, різноманітності пристроїв та високих вимог користувачів.

Класичні алгоритми адаптації не здатні ефективно реагувати на миттєві зміни пропускної здатності, джиттер або втрати пакетів, що призводить до зниження QoE.

Інтелектуальні підходи дозволяють прогнозувати стан мережі, оптимально адаптувати бітрейт, керувати буфером, персоналізувати контент та автоматично балансувати навантаження. ІІІ забезпечує проактивну адаптацію, підвищує стабільність трансляцій та зменшує кількість переривань, що критично для інтерактивних і реального часу сервісів. Крім того, використання ІІІ дозволяє ефективно масштабувати систему під великий обсяг користувачів, автоматизувати процеси керування потоками та підвищити загальну надійність платформи.

Це робить впровадження інтелектуальних методів стратегічно доцільним для сучасних медіастримінгових сервісів.

Таким чином, використання штучного інтелекту у медіастримінгу дозволяє ефективно підвищувати показники QoS та QoE шляхом прогнозування стану мережі, адаптивного керування бітрейтом, динамічного управління буфером та персоналізації контенту. Інтелектуальні алгоритми дозволяють мінімізувати затримку, знизити частоту буферизацій, підвищити якість зображення та звуку, а також забезпечити стабільність трансляцій при високому навантаженні та масштабуванні системи. Проактивна адаптація на основі ШІ дозволяє передбачати проблеми та коригувати параметри потоків до їх виникнення, що істотно перевищує можливості класичних алгоритмів. В результаті застосування інтелектуальних методів досягається оптимальний баланс між технічною стабільністю мережі та суб'єктивним користувацьким досвідом, що робить ШІ ключовим елементом сучасних систем медіастримінгу, особливо для сервісів у реальному часі та масових OTT-платформ.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

2.1 Вимоги до системи інтелектуальної оптимізації медіастримінгу

Основні напрями використання ІІІ в медіастримінгу. Штучний інтелект (ІІІ) стає ключовим інструментом для оптимізації процесів медіастримінгу завдяки здатності аналізувати великі обсяги даних, прогнозувати поведінку системи та приймати рішення в реальному часі.

Основними напрямками застосування ІІІ є адаптивне керування бітрейтом, прогнозування стану мережі, інтелектуальне керування буферизацією, персоналізація контенту, а також автоматична оптимізація параметрів відтворення.

Адаптивне керування бітрейтом на основі ІІІ дозволяє динамічно підбирати оптимальну якість відео відповідно до поточної пропускної здатності мережі та характеристик пристрою користувача, що мінімізує буферизацію та знижує ризик переривання трансляції.

Прогнозування стану мережі дає змогу передбачати коливання пропускної здатності, джиттер та втрати пакетів, забезпечуючи проактивну адаптацію параметрів потоку. Інтелектуальне керування буферизацією дозволяє автоматично регулювати обсяг даних у буфері залежно від поточних умов мережі та сценарію використання, що забезпечує баланс між затримкою та плавністю відтворення.

Персоналізація контенту на основі ІІІ враховує вподобання користувачів, тип пристрою, роздільну здатність та формат відтворення, що підвищує задоволення користувачів та утримання аудиторії. Крім того, ІІІ дозволяє автоматично оптимізувати параметри потоків, наприклад обирати

найоптимальніший маршрут передачі через CDN або перемикає сервери у разі перевантаження.

У комплексі ці напрями забезпечують високу якість обслуговування, зменшують навантаження на мережу та покращують суб'єктивне сприйняття користувачем (QoE), особливо в умовах нестабільних мереж та при масових трансляціях. Завдяки інтеграції ІІ медіастримінгові платформи стають більш гнучкими, ефективними та здатними адаптуватися до динамічних умов експлуатації, що робить їх конкурентоспроможними на сучасному ринку мультимедіа.

Переваги інтелектуальних методів порівняно з традиційними.

Інтелектуальні методи оптимізації медіастримінгу на основі штучного інтелекту мають суттєві переваги порівняно з традиційними алгоритмами адаптації бітрейту та буферного керування.

Класичні методи реагують на зміни стану мережі лише після того, як проблеми виникли, що призводить до затримок, частих буферизацій і зниження якості відтворення.

Інтелектуальні алгоритми, навпаки, здатні прогнозувати коливання пропускної здатності, затримку та джиттер, забезпечуючи проактивну оптимізацію параметрів трансляції. Вони аналізують великі обсяги даних у режимі реального часу, включаючи історичні показники мережі, поведінку користувачів, тип контенту, характеристики пристрою та сценарій використання.

Завдяки цьому ІІ дозволяє більш точно підбирати бітрейт, оптимальний розмір буфера, маршрути передачі даних та навіть адаптувати контент під конкретного користувача.

Інтелектуальні методи забезпечують баланс між стабільністю потоку і максимальною можливою якістю відео та аудіо, що підвищує загальний рівень QoE. Крім того, ІІ дозволяє ефективно масштабувати систему під велику кількість одночасних користувачів, автоматизуючи процеси керування потоками і знижуючи навантаження на серверну та CDN-інфраструктуру.

Використання штучного інтелекту сприяє підвищенню гнучкості та стійкості стримінгових платформ, дозволяє адаптуватися до різних сценаріїв використання, включаючи інтерактивні трансляції, відеоконференції та OTT-сервіси з масовою аудиторією. В результаті інтелектуальні методи не лише підвищують технічну ефективність системи, а й значно покращують суб'єктивне сприйняття користувачем контенту, що є критично важливим для конкурентоспроможності сучасних медіаплатформ.

Функціональні та нефункціональні вимоги. Функціональні та нефункціональні вимоги є ключовими елементами проєктування будь-якої системи медіастримінгу, оскільки визначають очікувану поведінку системи та критерії її ефективності.

Функціональні вимоги описують конкретні дії та операції, які система повинна виконувати для задоволення потреб користувачів і досягнення цілей проєкту. Для систем медіастримінгу до таких вимог відносяться забезпечення адаптивного відтворення відео та аудіо, підтримка різних протоколів (HLS, MPEG-DASH, WebRTC, SRT), інтеграція з CDN, можливість масштабування під одночасну роботу великої кількості користувачів, управління бітрейтом, буферизацією та кешуванням контенту. Також важливою функціональною вимогою є підтримка реального часу для інтерактивних трансляцій, включаючи мінімізацію затримки та синхронізацію аудіо- та відеопотоків.

Нефункціональні вимоги визначають критерії якості, безпеки, надійності та продуктивності системи. Сюди належать вимоги до затримки, стабільності відтворення, пропускної здатності мережі, відмовостійкості, захисту даних та конфіденційності користувачів. Для сучасних платформ критичною є підтримка високого рівня QoE при мінливих умовах мережі, що передбачає швидке реагування на зниження пропускної здатності або втрати пакетів. Комплексне визначення функціональних і нефункціональних вимог дозволяє створити систему, яка не лише виконує задані операції, а й забезпечує високий рівень користувацького досвіду, стабільність і ефективність роботи в реальних умовах.

Вимоги до даних та обчислювальних ресурсів. Системи медіастримінгу потребують значних обчислювальних ресурсів та ефективного управління даними для забезпечення безперервного та якісного відтворення контенту.

До вимог до даних належать зберігання великих обсягів відео та аудіо в різних форматах і бітрейтах, підтримка сегментації потоків для адаптивного бітрейту (ABR) та забезпечення доступності контенту на георозподілених серверах. Крім того, система повинна здійснювати швидкий доступ до метаданих, включаючи інформацію про сесії користувачів, характеристики пристроїв, історію переглядів та стан мережі.

Обчислювальні ресурси повинні забезпечувати обробку потоків у реальному часі, перетворення формату, кодування та декодування відео, а також підтримку алгоритмів адаптації, прогнозування та інтелектуального керування потоками. У випадку застосування штучного інтелекту додатково необхідні ресурси для виконання моделей машинного навчання, обробки аналітичних даних та передбачення стану мережі.

Вимоги до масштабування включають можливість автоматичного збільшення ресурсів під навантаження, використання хмарних сервісів, віртуалізації та контейнеризації для ефективного розподілу обчислень. Також критичною є оптимізація використання пам'яті та пропускну здатності каналів, щоб уникнути переривань відтворення та забезпечити плавний потік даних. У комплексі ці вимоги дозволяють створити стійку та ефективну систему медіастримінгу, здатну підтримувати високий рівень QoS та QoE навіть при змінних умовах мережі та великих обсягах користувачів.

2.2 Узагальнена архітектура системи з інтелектуальним керуванням QoS/QoE

Типова архітектура системи медіастримінгу. Типова архітектура системи медіастримінгу передбачає розподілену структуру, яка забезпечує ефективне передавання мультимедійного контенту від джерела до кінцевого користувача.

У класичному варіанті архітектура включає серверну частину, клієнтські пристрої, мережеву інфраструктуру та іноді георозподілені сервери CDN для оптимізації доставки контенту.

Серверна частина зберігає оригінальні медіафайли, здійснює їх кодування та сегментацію для адаптивного бітрейту, керує сесіями користувачів і контролює доступ.

Клієнтська частина відповідає за відтворення контенту, моніторинг стану мережі, збір аналітики та взаємодію з сервером для вибору оптимальної якості відео.

Мережа забезпечує передачу даних між серверами і користувачами, а георозподілені компоненти CDN мінімізують затримку і балансують навантаження. Рис.2.1.

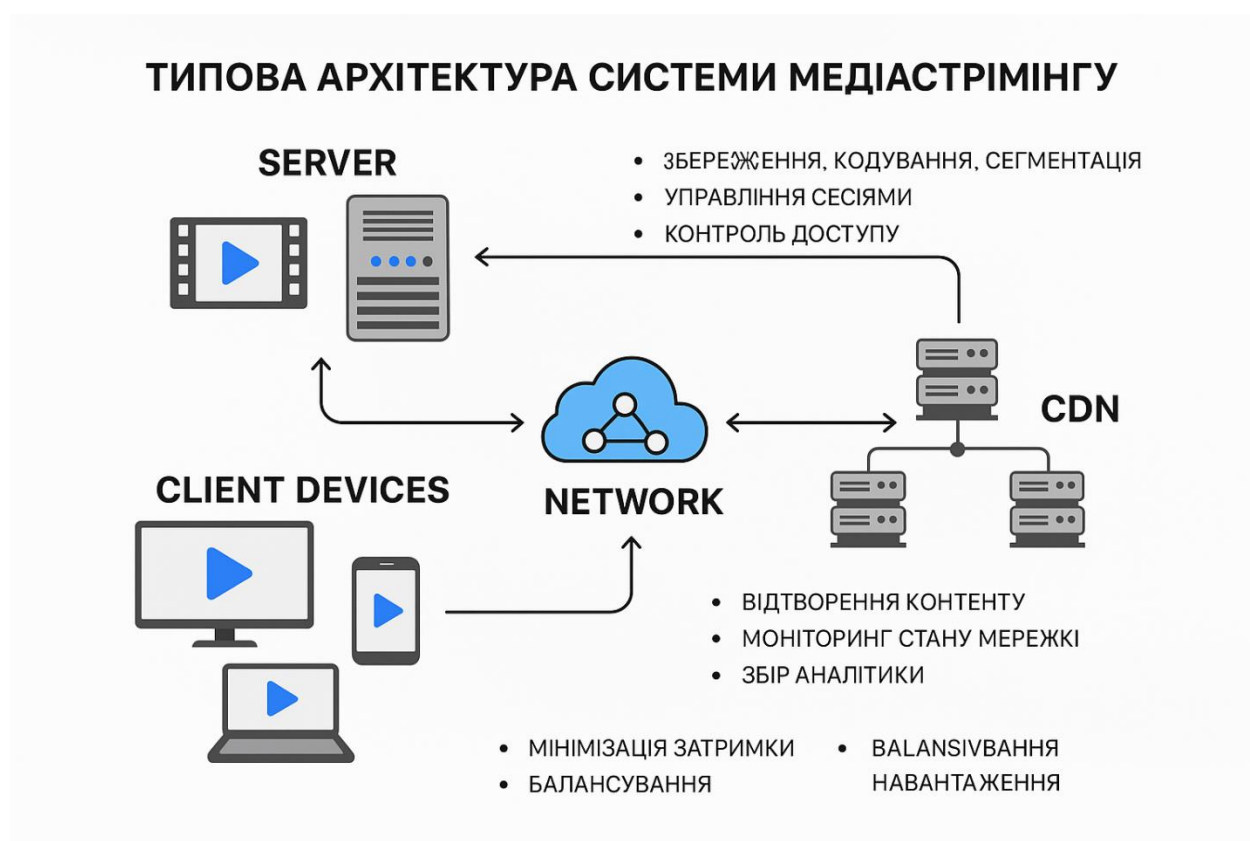


Рисунок 2.1 - Типова архітектура системи медіастримінгу [12]

В сучасних системах інтегруються додаткові модулі для інтелектуальної адаптації якості, прогнозування стану мережі та автоматичного керування

потоками, що дозволяє одночасно підтримувати високий рівень QoS і QoE. Загальна архітектура передбачає модульність і масштабованість, що дозволяє підключати нові сервіси, інтегрувати інтелектуальні алгоритми і забезпечувати стабільне відтворення навіть при високому навантаженні або нестабільних мережах.

Перелік та опис компонент системи. Сучасна система медіастримінгу складається з кількох ключових компонентів, кожен з яких виконує специфічні функції для забезпечення безперервного та якісного передавання контенту.

Першим компонентом є origin server, який зберігає оригінальні медіафайли та відповідає за їхнє кодування, сегментацію та управління доступом.

Другий компонент – edge servers або CDN, що географічно розподілені для зменшення затримки і оптимізації доставки контенту.

Третім є load balancer, який розподіляє запити користувачів між серверами для забезпечення стабільності та масштабованості системи.

Четвертий компонент – клієнтський програвач або додаток, що здійснює відтворення, адаптацію бітрейту та моніторинг QoS.

П'ятим є мережевий шар, який включає маршрутизатори, протоколи передачі даних та мережеві канали.

Шостим компонентом є модуль аналітики та збору статистики, що відстежує показники QoS та QoE для подальшої оптимізації.

Нарешті, інтелектуальний модуль на основі ШІ прогнозує стан мережі, визначає оптимальний бітрейт, керує буфером і адаптує параметри трансляції під конкретний сценарій користувача.

Кожен компонент взаємопов'язаний із іншими, що забезпечує цілісність системи, її масштабованість та здатність підтримувати високі показники якості в реальному часі.

Взаємозв'язок компонентів та ключові принципи надано в Табл.2.1.

Таблиця 2.1 - Взаємозв'язок компонентів та ключові принципи [6]

Принцип	Реалізація через компоненти
Цілісність системи	Всі компоненти об'єднані мережесим шаром та обмінюються даними через стандартизовані протоколи. Збір аналітики дає зворотний зв'язок для кожного рівня.
Масштабованість	Load Balancer дозволяє горизонтальне масштабування Origin та Edge серверів. CDN автоматично масштабується під навантаження.
Високі показники якості (QoS/QoE)	Адаптивний плеєр (клієнт) + інтелектуальний модуль (ШІ) + CDN працюють разом для динамічної адаптації якості до умов мережі користувача.
Відмовостійкість	Load Balancer та георозподілена архітектура CDN забезпечують резервування шляхів доставки контенту.

Сучасна система медіастримінгу — це складна, розподілена екосистема, де кожен компонент вирішує конкретне завдання: від підготовки контенту до його інтелектуальної доставки та аналізу досвіду користувача. Синхронна робота всіх ланок ланцюга дозволяє одночасно досягати стабільності, швидкості та високої якості трансляції для мільйонів користувачів по всьому світу. Табл.2.2.

Таблиця 2.2 - Ключові компоненти сучасної системи медіастримінгу [8,9]

№	Компонент	Основні функції	Роль в архітектурі	Технології/Приклади
1	Origin Server (Початковий сервер)	- Зберігання оригінальних медіафайлів - Кодування/транскодування (у різні бітрейти) - Сегментація для адаптивного стримінгу - Управління доступом (DRM, токени) - Генерація маніфестів (.m3u8, .mpd)	«Джерело істини» — центральна точка, де контент підготовлюється до розповсюдження.	- NGINX + модулі - Wowza Streaming Engine - AWS Elemental MediaLive - Спеціалізоване ПЗ (FFmpeg)
2	Edge Servers / CDN (Георозподілені сервери)	- Географічне кешування сегментів контенту - Доставка даних з найближчого до користувача сервера - Зменшення затримки (латентності) - Розподіл навантаження та підвищення відмовостійкості	«Прискорювач доставки» — забезпечує швидкість і стабільність для кінцевого користувача.	- Akamai, Cloudflare, Fastly - AWS CloudFront, Google Cloud CDN - Спеціалізовані CDN (Limelight)
3	Load Balancer (Балансувальник навантаження)	- Розподіл вхідних запитів користувачів між серверами - Відмовостійкість (перенаправлення при збоях) - Масштабування (додавання	«Диспетчер трафіку» — гарантує стабільність системи під час пікових навантажень.	- HAProxy, NGINX - AWS Elastic Load Balancing - Апаратні рішення (F5)

Продовження табл..2.2

№	Компонент	Основні функції	Роль в архітектурі	Технології/Приклади
		нових серверів) • Оптимізація використання ресурсів		
4	Клієнтський програвач / Додаток	- Відтворення аудіо- та відеопотоку - Адаптація якості (ABR – Adaptive Bitrate) - Моніторинг QoS (затримка, втрати пакетів) - Управління буфером - Взаємодія з сервером (запити сегментів)	«Кінцевий інтерфейс» — відповідає за досвід користувача (QoE) на його пристрої.	- Video.js, hls.js, dash.js - ExoPlayer (Android), AVPlayer (iOS) - Вбудовані плеєри Smart TV
5	Мережевий шар (Network Layer)	- Фізична та логічна передача даних - Маршрутизація пакетів - Реалізація мережевих протоколів (TCP, UDP, QUIC) - Забезпечення каналів зв'язку	«Транспортна магістраль» — основа для передачі всіх даних.	- Протоколи: HTTP/HTTPS, RTP, WebRTC, SRT - Обладнання: маршрутизатори, комутатори - Канали: оптоволокну, 5G, Wi-Fi
6	Модуль аналітики та збору статистики	- Відстеження метрик QoS (якості обслуговування) - Збір даних про QoE (досвід користувача)	«Система моніторингу» — забезпечує видимість роботи всієї системи.	- ELK-стек (Elasticsearch, Logstash, Kibana) - Grafana, Prometheus - Спеціалізовані сервіси

Продовження табл..2.2

№	Компонент	Основні функції	Роль в архітектурі	Технології/Приклади
		• Агрегація логів серверів та клієнтів • Візуалізація даних (дашборди) • Формування звітів для оптимізації		(Conviva, Mux Data)
7	Інтелектуальний модуль (на основі ШІ)	• Прогнозування стану мережі користувача • Визначення оптимального бітрейту та розміру буфера • Керування параметрами трансляції в реальному часі • Персоналізація якості під сценарій та пристрій	«Мозок оптимізації» — підвищує ефективність та стабільність за рахунок прогнозування.	• ML-алгоритми для прогнозування пропускної здатності • Інтеграція з клієнтським плеєром та сервером • Кастомні рішення великих платформ (Netflix, YouTube)

Взаємодія клієнтської та серверної частин. Взаємодія між клієнтською та серверною частинами є критичною для ефективного медіастримінгу.

Серверна частина обробляє запити користувачів, передає сегменти відео або аудіо відповідно до обраного бітрейту та контролює стан сесій.

Клієнтські пристрої отримують сегменти, аналізують пропускну здатність мережі, затримку та втрати пакетів і надсилають серверу інформацію про стан мережі та буферу.

На основі цих даних сервер або інтелектуальний модуль коригує параметри потоку, перемикає якість відео, змінює маршрутизацію або взаємодіє з CDN для зменшення затримки.

Взаємодія відбувається за допомогою протоколів передачі, таких як HLS, MPEG-DASH, WebRTC або SRT, які забезпечують підтримку адаптивного бітрейту, синхронізацію аудіо та відео і мінімізацію буферизації.

У сучасних системах ця взаємодія є двосторонньою та проактивною: клієнт не лише отримує дані, а й передає аналітичну інформацію, що дозволяє системі прогнозувати проблеми і автоматично коригувати параметри трансляції.

Такий підхід забезпечує баланс між стабільністю, якістю та інтерактивністю сервісу, підтримуючи високий рівень QoS та QoE для кінцевого користувача.

Місце модуля ІІІ в архітектурі. Модуль штучного інтелекту інтегрується як центральний компонент для оптимізації керування якістю медіастримінгу. Його основне завдання — прогнозування стану мережі, оцінка доступної пропускну здатності, визначення оптимального бітрейту та керування буфером у реальному часі.

Модуль ІІІ взаємодіє з серверною частиною, CDN та клієнтськими пристроями, збираючи аналітичні дані про стан мережі, затримку, джиттер, втрати пакетів та показники QoE. На основі цих даних ІІІ приймає рішення щодо зміни параметрів трансляції, перемикання потоків або адаптації протоколів.

У системах з великою кількістю користувачів модуль ІІІ забезпечує автоматичне балансування навантаження між серверами, оптимізацію

маршрутизації та прогнозування пікових навантажень. Крім того, ІШ може аналізувати історичні дані та користувацькі патерни для персоналізації контенту та підвищення задоволеності користувача.

Інтеграція модуля ІШ дозволяє створити проактивну систему, здатну підтримувати високий рівень QoS та QoE навіть у складних умовах мережі та при великому масштабі користувачів.

Роль серверів, клієнтів, CDN та мережевої інфраструктури. Роль серверів, клієнтів, CDN та мережевої інфраструктури досить важлива.

Сервери відіграють роль централізованих джерел контенту, відповідають за його зберігання, кодування, сегментацію та управління доступом.

Клієнтські пристрої забезпечують відтворення, адаптацію бітрейту та моніторинг стану мережі. CDN та edge servers виконують функцію георозподіленої доставки контенту, мінімізують затримку та зменшують навантаження на origin server.

Мережеві компоненти, включаючи маршрутизатори та канали передачі, забезпечують зв'язок між серверами та клієнтами, підтримку необхідної пропускної здатності та QoS.

Спільна робота цих компонентів дозволяє масштабувати систему, підтримувати одночасну роботу великої кількості користувачів і знижувати ризики буферизацій та затримок. Інтелектуальний модуль контролює взаємодію між компонентами, забезпечуючи прогнозування, оптимізацію бітрейту та адаптацію до умов мережі.

Така структура дозволяє досягти високого рівня QoS і QoE, забезпечуючи стабільне та ефективне відтворення контенту навіть при змінних умовах мережі.

Особливості клієнт-серверних і peer-to-peer рішень. Класичні клієнт-серверні рішення передбачають централізовану доставку контенту від origin server до користувачів. Перевагами цієї моделі є простота управління, централізоване

забезпечення DRM та моніторинг QoS. Недоліки включають обмежену масштабованість та наявність єдиної точки відмови.

Peer-to-peer (P2P) архітектура розподіляє навантаження між користувачами, дозволяючи кожному клієнту отримувати та передавати фрагменти контенту іншим пірів. Це підвищує масштабованість і відмовостійкість, проте якість трансляції залежить від швидкості та надійності інших користувачів.

Гібридні моделі поєднують переваги обох підходів, використовуючи централізовані сервери для основного потоку та P2P для додаткових сегментів, що дозволяє оптимізувати навантаження, зменшити затримку та підвищити стабільність відтворення.

Інтелектуальні модулі можуть керувати адаптацією якості в обох моделях, автоматично перемикаючи потоки між серверами та піринговими вузлами для забезпечення оптимального QoS і QoE користувачів.

2.3 Інтелектуальне керування відтворенням та буферизацією

Інтелектуальне керування відтворенням та буферизацією — це підхід у системах медіастримінгу, за якого параметри відтворення відео (якість, швидкість завантаження сегментів, розмір буфера тощо) динамічно й автоматично оптимізуються на основі аналізу стану мережі, пристрою користувача та поведінки плеєра.

Ключова ідея. Система не просто реагує на поточну пропускну здатність мережі, а прогнозує її зміни та приймає оптимальні рішення, щоб мінімізувати паузи (rebuffering), затримки та коливання якості, водночас забезпечуючи високий рівень QoS і QoE. Основні функції надано в Таюл.2.3

Таблиця 2.3 - Основні функції інтелектуальне керування [9,10,11]

П.	Назва	Зміст
1.	Адаптивне керування буфером	– Динамічне збільшення або зменшення цільового розміру буфера. – Запобігання переповненню буфера або його спорожненню. – Компроміс між низькою затримкою та стабільністю відтворення.
2	Інтелектуальний вибір бітрейту (ABR)	1. Вибір якості відео не лише за поточною швидкістю мережі, а й з урахуванням: – трендів пропускної здатності; – історії завантажень сегментів; – стану буфера. 2. Зменшення частих переключень якості.
3	Прогнозування стану мережі	– Оцінка майбутньої пропускної здатності та затримок. – Виявлення нестабільних каналів зв'язку. – Адаптація стратегії завантаження наперед.
4	Керування відтворенням	– Контроль швидкості відтворення (playback rate) для зменшення затримки. – Синхронізація аудіо- та відеопотоків. – Плавний старт (fast start) і швидке відновлення після пауз.

Інтелектуальні методи, що застосовуються:

Машинне навчання (supervised / unsupervised). Машинне навчання є основою інтелектуальних методів оптимізації медіастримінгу, дозволяючи системам автоматично виявляти закономірності в даних та прогнозувати стан мережі і поведінку користувачів.

Методи supervised learning застосовуються для передбачення показників QoS та QoE на основі історичних даних, таких як пропускна здатність, затримка, джиттер і втрати пакетів. Наприклад, система може прогнозувати оптимальний бітрейт для конкретного користувача за допомогою моделей регресії або нейронних мереж, що тренуються на попередніх сесіях.

Unsupervised learning дозволяє кластеризувати користувачів за поведінкою або характеристиками мережі без наявності міток, що корисно для виявлення аномалій, сегментації аудиторії та адаптації політики відтворення.

Використання ML дозволяє системі діяти проактивно, підлаштовуючи відтворення під поточні умови мережі та потреби користувачів, підвищуючи стабільність трансляції і рівень QoE.

Підкріплювальне навчання (RL) — оптимізація політики вибору бітрейту. Підкріплювальне навчання (Reinforcement Learning, RL) дозволяє системам медіастримінгу навчатися приймати оптимальні рішення щодо бітрейту та управління буфером у реальному часі.

RL моделі взаємодіють із середовищем, отримуючи зворотний зв'язок у вигляді винагороди, яка відображає якість відтворення, затримку та буферизацію. На основі цього агент поступово формує політику вибору бітрейту, що максимізує QoE для кінцевого користувача. Наприклад, агент може адаптувати якість відео на льоту, передбачаючи зміни пропускної здатності мережі, мінімізуючи переривання і зберігаючи плавність відтворення.

RL особливо ефективно для динамічних умов мобільних та широкосмугових мереж, де традиційні правила адаптації бітрейту можуть виявитися недостатньо гнучкими.

Використання RL дозволяє системам самостійно оптимізувати поведінку та навчатися на практичних сценаріях, підвищуючи стабільність і якість трансляцій.

Heuristic + data-driven підходи. Heuristic та data-driven методи поєднують класичні правила адаптації з аналітикою даних для швидкого та ефективного керування потоками.

Heuristic-підходи застосовують прості правила, наприклад, зміна бітрейту при перевищенні певного порогу буфера або затримки, що забезпечує базову адаптивність без складних обчислень.

Data-driven підходи додають прогнозування на основі аналізу історичних та поточних даних користувача та мережі. Поєднання цих методів дозволяє створити гібридну систему, яка швидко реагує на зміни умов і одночасно приймає оптимальні рішення для підвищення QoS та QoE.

Такі системи ефективні для масштабних платформ, де класичні правила самі по собі недостатньо гнучкі, а повна інтеграція машинного навчання може бути ресурсомісткою.

Контекстна адаптація (тип пристрою, тип контенту, мобільність). Контекстна адаптація передбачає врахування характеристик пристрою, типу контенту та мобільності користувача при оптимізації параметрів трансляції.

Для мобільних користувачів з мінливою пропускнуою здатністю мережі система може зменшувати бітрейт або застосовувати більш агресивні стратегії буферизації, щоб уникнути переривань.

Тип пристрою, наприклад, смартфон чи Smart TV, впливає на роздільну здатність, частоту кадрів та обсяг буфера. Тип контенту, такий як інтерактивні ігри, live-трансляції або VOD, визначає допустимі затримки та вимоги до якості зображення.

Інтелектуальні алгоритми аналізують ці контекстні дані в реальному часі та підбирають оптимальні параметри відтворення для кожного користувача, забезпечуючи персоналізований високоякісний досвід і підвищуючи QoE у різних умовах та сценаріях використання. Табл. 2.4.

Таблиця 2.4 - Порівняння з класичним підходом [12,13]

Критерій	Класичне керування	Інтелектуальне керування
Реакція на мережу	Реактивна	Прогнозна
Вибір бітрейту	За миттєвою швидкістю	Оптимізація політики
Буфер	Фіксований	Динамічний
QoE	Обмежена	Максимізована

Інтелектуальне керування відтворенням та буферизацією має наступні піжходи:

Мінімізація rebuffering events. Rebuffering events, або зупинки відтворення через недостачу даних у буфері, є однією з ключових проблем у системах медіастримінгу, яка безпосередньо впливає на QoE кінцевого користувача.

Традиційні методи буферного керування базуються на фіксованому або адаптивному розмірі буфера, що часто не враховує коливання пропускної здатності мережі, затримку пакетів та джиттер.

Інтелектуальне керування дозволяє зменшити кількість rebuffering events завдяки проактивному прогнозуванню стану мережі та динамічному керуванню буфером. За допомогою алгоритмів машинного навчання система може передбачати короточасні та довгострокові зміни пропускної здатності та затримки, підлаштовуючи швидкість завантаження та обсяг даних у буфері.

Додатково інтелектуальні алгоритми оцінюють поведінку користувача, його уподобання щодо якості відео та схильність до переривань, що дозволяє адаптувати стратегію відтворення індивідуально.

Використання цих підходів дозволяє суттєво знизити ймовірність пауз відтворення, підвищити стабільність трансляцій та забезпечити більш плавний і безперервний перегляд контенту, що є критичним для інтерактивних сервісів та live-трансляцій. Проактивна адаптація забезпечує баланс між мінімізацією буферизації та ефективним використанням пропускної здатності, що суттєво покращує загальний рівень QoE.

Баланс між якістю відео та затримкою. Проблема оптимального балансу між якістю відео та затримкою є центральною у системах реального часу.

Збільшення бітрейту підвищує якість зображення, але водночас може збільшити затримку завантаження сегментів, що негативно впливає на інтерактивність і QoE.

Інтелектуальне керування дозволяє реалізувати динамічне адаптивне балансування між цими параметрами шляхом прогнозування пропускної здатності, стану буфера та поведінки користувача.

Алгоритми машинного навчання оцінюють поточні умови мережі і визначають оптимальний бітрейт, який забезпечує високу якість відео без збільшення затримки понад критичні значення для користувача. Крім того, система може застосовувати різні стратегії для різних типів контенту: інтерактивні трансляції вимагають мінімальної затримки, тоді як VOD-потoki можуть зберігати стабільно високий бітрейт для підвищення якості зображення.

Інтелектуальна адаптація дозволяє забезпечити максимальну якість відео в умовах нестабільної мережі без переривань відтворення, створюючи оптимальний баланс між швидкістю доставки даних, якістю зображення та затримкою.

Такий підхід є критичним для систем, що поєднують live-трансляції та VOD-сервіси, дозволяючи підтримувати високий рівень QoS і QoE одночасно.

Персоналізація QoE. Персоналізація QoE передбачає адаптацію відтворення медіаконтенту під індивідуальні потреби, уподобання та пристрої користувача, що значно підвищує рівень задоволеності сервісом. Інтелектуальні алгоритми аналізують дані про поведінку користувачів, включаючи історію переглядів, обраний бітрейт, час взаємодії з відео та реакції на буферизацію.

На основі цих даних система коригує параметри відтворення: обирає оптимальний бітрейт, динамічно змінює якість відео, адаптує розмір буфера та враховує особливості пристрою, такі як екран, потужність процесора та пропускна здатність мережі.

Персоналізація дозволяє індивідуально оптимізувати баланс між затримкою та якістю, мінімізувати rebuffering events та підвищити плавність відтворення. Важливо, що алгоритми можуть враховувати навіть часові характеристики перегляду, наприклад, пікові години доступу або особливості мобільних мереж, і відповідно коригувати стратегії доставки контенту.

Інтелектуальна персоналізація QoE забезпечує більш комфортне користувацьке середовище, підвищує залученість та задоволення від сервісу, що є критичним для комерційних платформ і інтерактивних трансляцій у реальному часі.

Таким чином, інтелектуальне керування відтворенням та буферизацією — це сукупність алгоритмічних методів адаптації параметрів медіаплеєра, які на основі аналізу та прогнозування мережових і системних умов оптимізують процес завантаження та відтворення мультимедійного контенту з метою підвищення якості сприйняття користувачем (QoE).

2.4 Прогнозування стану мережі за допомогою ШІ

Прогнозування пропускної здатності. Прогнозування пропускної здатності мережі є ключовим завданням для систем медіастримінгу, оскільки воно дозволяє забезпечити стабільне відтворення контенту та високий рівень QoE користувачів.

Традиційні методи оцінки пропускної здатності, засновані на статистичних спостереженнях або простих правилах адаптації бітрейту, не враховують динамічні зміни мережових умов, що характерні для мобільних і широкосмугових середовищ.

Використання штучного інтелекту дозволяє прогнозувати пропускну здатність на основі аналізу історичних даних та поточних параметрів мережі, таких як затримка, джиттер та втрати пакетів.

Моделі машинного навчання, зокрема регресійні та нейронні мережі, здатні виявляти складні закономірності та тренди, прогнозуючи доступну пропускну здатність для кожного користувача або сегменту мережі. Це дозволяє системі адаптивно змінювати бітрейт потоків, керувати буфером і приймати рішення про оптимальну маршрутизацію даних.

Прогнозування пропускної здатності є фундаментальним елементом для інтелектуальної оптимізації медіастримінгу в реальному часі, оскільки воно

дозволяє зменшити затримки, уникнути буферизації та забезпечити плавне відтворення навіть при нестабільних мережових умовах.

Оцінювання затримок та втрат пакетів. Оцінювання затримок та втрат пакетів є критичною складовою прогнозування стану мережі та управління якістю медіастримінгу.

Затримка визначає час між відправкою даних і їх отриманням на кінцевому пристрої, тоді як втрати пакетів безпосередньо впливають на переривання відтворення та зниження якості відео.

Інтелектуальні системи використовують моделі машинного навчання для аналізу часових рядів параметрів мережі та передбачення ймовірності затримок і втрат у майбутньому. На основі цих прогнозів система може коригувати бітрейт, управляти розміром буфера та вибирати альтернативні маршрути доставки даних, що зменшує негативний вплив на QoS та QoE.

Використання ШІ дозволяє враховувати нелінійні залежності між пропускнуою здатністю, затримками та втратами пакетів, що традиційні алгоритми не здатні ефективно моделювати.

Такий підхід дозволяє створити проактивну систему управління потоком, яка адаптується до зміни мережових умов і підтримує стабільну якість відтворення у реальному часі, особливо в умовах мобільних та динамічних мереж.

Використання часових рядів. Часові ряди є одним із основних інструментів для прогнозування стану мережі, оскільки вони дозволяють відстежувати зміни ключових параметрів, таких як пропускна здатність, затримка, джиттер і втрати пакетів, у часовому вимірі.

Аналіз часових рядів дозволяє виявляти закономірності, тренди та циклічні зміни, що допомагає формувати більш точні прогнози. У контексті медіастримінгу часові ряди використовуються для передбачення доступної пропускнуої здатності та очікуваних затримок у майбутніх інтервалах часу, що дає змогу адаптивно змінювати параметри потоків відео та аудіо.

Використання часових рядів є ефективним для моделювання короткострокових і довгострокових коливань мережі, що дозволяє уникати буферизації та підтримувати плавне відтворення.

Завдяки аналізу часових рядів система може коригувати політику вибору бітрейту та маршрутизацію даних у режимі реального часу, що забезпечує високий рівень QoS і QoE навіть при нестабільних умовах передачі.

LSTM-моделі для прогнозування. LSTM (Long Short-Term Memory) є спеціалізованим типом рекурентних нейронних мереж, які ефективно працюють із часовими рядами та здатні враховувати довгострокові залежності у даних.

У медіастримінгу LSTM-моделі застосовуються для прогнозування пропускної здатності, затримок та втрат пакетів, дозволяючи системі передбачати нестабільні стани мережі і автоматично підлаштовувати параметри відтворення. Завдяки здатності запам'ятовувати історичні патерни мережі,

LSTM дозволяють системі враховувати циклічні коливання та аномальні події, що неможливо реалізувати за допомогою простих статистичних методів. Інтеграція LSTM-моделей у систему медіастримінгу забезпечує більш точне та гнучке управління бітрейтом, буферизацією та маршрутизацією потоків, підвищуючи стабільність та якість відтворення.

Такий підхід є особливо важливим для систем реального часу та інтерактивних трансляцій, де навіть короточасні перебої або затримки можуть суттєво вплинути на QoE користувача.

2.5 Порівняльний аналіз інтелектуальних підходів оптимізації

2.5.1 Критерії оцінювання ефективності. Для аналізу треба систематизувати та оцінити основні підходи ІІІ для оптимізації якості потокового передавання (QoS/QoE), щоб обґрунтувати вибір або синтез власного методу необхідно уточнити класифікацію інтелектуальних підходів до оптимізації та критерії порівняльної оцінки підходів.

Класифікація інтелектуальних підходів до оптимізації.

1. Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning - RL):

- Принцип: Агент навчається оптимальній стратегії (наприклад, вибір бітрейту, розміру буфера) через взаємодію з динамічним середовищем (мережею) і максимізацію винагороди (QoE).
- Застосування: Adaptive Bitrate Streaming (ABR), маршрутизація трафіку, управління буфером.
- Приклади алгоритмів: DQN, A3C, SAC.

2. Глибоке навчання (Deep Learning - DL) / Нейронні мережі:

- Принцип: Використання багатошарових архітектур для прогнозування, класифікації або апроксимації складних функцій.
- Застосування: Прогнозування мережових параметрів (пропускна здатність, затримка), оцінка QoE на основі відео, виявлення аномалій.
- Приклади архітектур: LSTM для прогнозування, CNN для аналізу відео, Transformer для аналізу часових рядів.

3. Обробка природної мови (NLP) та комп'ютерний зір (CV):

- Принцип: Аналіз контенту для інтелектуального прийняття рішень.
- Застосування: Контент-здатне кодування (пріоритизація важливих фрагментів відео), автоматичне тегування для оптимізації кешування.

4. Ансамблеві методи та оптимізація:

- Принцип: Комбінація кількох моделей для підвищення точності та стійкості.
- Застосування: Покращене прогнозування, адаптивне управління ресурсами.

Критерії порівняльної оцінки підходів. Критерії поділені на три групи.

1. Критерії, пов'язані з ефективністю оптимізації (QoS/QoE):

- Покращення якості відтворення (QoE): Вплив на середню оцінку MOS, зменшення коливань якості.

- Стабільність потоку: Зменшення ймовірності зниження якості, переривань (rebuffering), стартових затримок.

- Ефективність використання мережі (QoS): Оптимізація використання пропускної здатності, зниження втрат пакетів.

2. Критерії, що пов'язані з продуктивністю та ресурсами:

- Швидкість навчання та адаптації: Час, необхідний для збіжності моделі в нових умовах.

- Обчислювальна складність: Витрати процесорного часу та пам'яті, можливість впровадження на клієнті або сервері.

- Масштабованість: Здатність ефективно працювати при зростанні кількості користувачів або потоків.

3. Критерії, пов'язані з практичною реалізацією:

- Необхідність даних для навчання: Обсяг та якість розмічених даних, необхідних для тренування.

- Загальність (Generality): Універсальність методу для різних мережесхем сценаріїв та типів контенту.

- Інтерпретованість (Explainability): Здатність пояснити прийняті рішення, що важливо для налагодження та прийняття операторами.

Порівняльна інтелектуальних підходів надано таблиці 2.5

Таблиця 2.5 - Порівняльна таблиця інтелектуальних підходів [15,16]

Критерій / Підхід	Навчання з підкріпленням (RL)	Глибоке навчання (DL) для прогнозування	Класичні методи (не-ШІ) (e.g., MPC, Buffer-based)	Гібридні підходи (RL+DL)
Основна сила	Адаптація до динамічних умов, довгострокове планування.	Висока точність прогнозування складних мережевих паттернів.	Простота, низькі накладні витрати, детермінізм.	Поєднує адаптивність RL з точністю прогнозу DL.
Покращення QoE	Високе (може максимізувати складну винагороду).	Середнє-Високе (залежить від якості прогнозу).	Середнє (реагує на поточний стан).	Дуже високе (потенційно оптимальне).
Стабільність потоку	Залежить від налаштування винагороди; може бути високою.	Залежить від точності прогнозу; ризик помилок.	Часто стабільна, але може бути неоптимальною.	Висока (за рахунок комбінації).
Обчислювальна складність	Висока (особливо під час навчання), височі вимоги до ресурсів.	Висока (інференс), потребує GPU/TPU для тренування.	Низька, придатна для реального часу.	Дуже висока (об'єднує недоліки обох).
Швидкість адаптації	Повільна на етапі навчання, швидка після навчання.	Швидкий інференс, але адаптація моделі потребує перетренування.	Дуже швидка (миттєва реакція).	Залежить від архітектури; адаптація може бути повільною.

Критерій / Підхід	Навчання з підкріпленням (RL)	Глибоке навчання (DL) для прогнозування	Класичні методи (не-III) (e.g., MPC, Buffer-based)	Гібридні підходи (RL+DL)
Потреба в даних	Велика кількість взаємодій з середовищем для навчання.	Великі розмічені датасети для тренування.	Не потрібні.	Дуже велика (для обох компонентів).
Інтерпретованість	Низька ("чорний ящик"), важко відлагоджувати.	Дуже низька (складні моделі).	Висока (чіткі правила та логіка).	Дуже низька.
Загальність	Може навчитися універсальних стратегій, але залежить від навчання.	Залежить від репрезентативності даних тренування.	Низька (часто налаштовується під конкретний сценарій).	Потенційно висока, якщо модель добре навчена.
Приклад застосування	Pensieve, Oboe.	Прогнозування пропускнуї здатності за допомогою LSTM.	BOLA, Robust MPC.	Модель, де RL-агент використовує прогноз DL для прийняття рішень.

Таким чином, в результаті порівняльного аналізу бачимо, що:

- Найбільш перспективні підходи для реального часу: Наприклад, глибоке навчання з підкріпленням (DRL) демонструє найкращий баланс між адаптивністю та якістю, але має високі обчислювальні витрати.
- Основні компроміси (trade-offs): Між складністю/ефективністю та ресурсами/інтерпретованістю.
- Обґрунтування для експериментальної частини: На основі аналізу оберіть напрямок для власної розробки або вкажіть, що робота буде ґрунтуватися на гібридному підході (RL+DL), адже він дозволяє компенсувати недоліки окремих методів, або на оптимізованому DRL-підході, спрямованому на зниження обчислювальної складності для практичного впровадження.

2.5.2 Порівняння з традиційними ABR-алгоритмами. Для систематизації знань про еволюцію алгоритмів адаптації потоку (ABR), треба виявити переваги та недоліки методів ШІ у порівнянні з класичними підходами та обґрунтувати вибір архітектури для запропонованого рішення.

Традиційні ABR-алгоритми: основа для порівняння. Ці алгоритми працюють за детермінованими правилами та евристиками. Їх можна розділити на такі основні категорії:

Буферно-орієнтовані (Buffer-Based):

- Принцип дії: Прийняття рішень ґрунтується виключно на рівні заповнення буфера клієнта.
- Приклади: ВВА (Buffer-Based Adaptation), ВВА-2.
- Логіка: «Якщо буфер майже повний – вибирай високу якість. Якщо буфер спустошується – вибирай низьку».
- Переваги: Простота, стабільність, ефективність для уникнення «застою» (rebuffering).
- Недоліки: Не враховує реальну пропускну здатність мережі, може бути нереактивним до раптових її змін, часто призводить до консервативного вибору якості.

Орієнтовані на пропускну здатність (Throughput-Based):

- Принцип дії: Прогнозування майбутньої пропускної здатності на основі історії завантажених сегментів.
- Приклади: FESTIVE, PANDA.
- Логіка: «Виміряй швидкість завантаження останніх сегментів і вибери якість, яку може підтримати ця швидкість».
- Переваги: Краще використання доступної смуги пропускання.
- Недоліки: Чутливість до неточних прогнозів, «пилеподібна» поведінка (aggressive oscillations) при мінливій мережі, ігнорування стану буфера.

Гібридні підходи (Hybrid):

- Принцип дії: Комбінація вимірювання пропускної здатності та моніторингу буфера.
- Приклад: MPC (Model Predictive Control) – класичний підхід, близький до ШП, але з використанням оптимізації за фіксованою моделлю.
- Переваги: Більш збалансована робота, менша схильність до явища rebuffering.
- Недоліки: Складність налаштування, залежність від параметрів моделі, яка може бути неуніверсальною.

Загальні обмеження традиційних підходів:

- Реакція на вже *ставі* події, а не прогнозування майбутніх.
- Оптимізують технічні метрики (QoS: rebuffering, bitrate), але не враховують безпосередньо суб'єктивний досвід користувача (QoE).
- Не адаптуються до різноманіття мережевих сценаріїв та контексту (наприклад, тип пристрою, розмір екрану, уподобання користувача).

Інтелектуальні підходи на основі ШП: новий етап розвитку. Ці методи використовують машинне навчання (МН) для навчання оптимальній політиці вибору якості на основі даних.

Навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning - RL):

- Принцип дії: Агент (ABR-алгоритм) взаємодіє з навколишнім середовищем (мережа, буфер) і отримує винагороду (наприклад, комбінація

високої якості, відсутності пауз і стабільності). Мета – максимізувати сумарну винагороду.

- Ключові роботи: Pensieve, Oboe.
- Переваги: Здатність знаходити складні неочевидні стратегії, адаптація до різних середовищ за рахунок навчання, пряма оптимізація комплексних метрик QoE.
- Недоліки: Потреба у великому обсязі даних для навчання, складність навчання «з нуля» в реальному часі, можливість нестабільності.

Глибоке навчання (Deep Learning) для прогнозування:

- Принцип дії: Використання нейронних мереж (наприклад, LSTM) для точного прогнозування майбутньої пропускну здатності на основі часових рядів даних.
- Приклад: Інтеграція L-мережі в традиційні MPC-подібні алгоритми.
- Переваги: Значно точніший прогноз порівняно з середньозваженим історичним методом, що веде до інформованіших рішень.
- Недоліки: Залежність від якості навчальних даних, обчислювальна складність на клієнтському пристрої.

2.3. Імітаційне навчання (Imitation Learning):

- Принцип дії: Навчання нейронної мережі імітувати рішення оптимального, але обчислювально-складного «оракула» (наприклад, MPC, що працює офлайн з повною інформацією про майбутнє).
- Переваги: Швидше навчання, ніж у RL, стабільність.
- Недоліки: Якість обмежена якістю «вчителя».

Порівняльна підходів надано у таблиці 2.6

Таблиця 2.6 - Порівняльна таблиця підходів [18,19]

Критерій	Традиційні (напр., ВВА, Throughput-Based)	Інтелектуальні (напр., RL-підхід Pensieve)	Висновок на користь ІІІ
Адаптивність	Обмежена заданими правилами.	Висока. Вчиться на досвіді, адаптується до нових сценаріїв.	++
Мета оптимізації	Технічні метрики (bitrate, rebuffering).	Комплексна метрика QoE (можна включити якість, кількість перемикачів тощо).	++
Сприйняття мережі	Реакція на минулі/поточні стани.	Прогнозування майбутнього стану на основі шаблонів.	++
Складність впровадження	Низька, детермінована логіка.	Висока. Потрібні дані, етап навчання, більші обчислювальні ресурси.	—
Стабільність	Висока, поведінка передбачувана.	Змінна. Залежить від якості навчання, можливі аномалії.	—
Персоналізація	Практично відсутня.	Можлива. Можна враховувати тип пристрою, уподобання користувача.	++

Таким чином, порівняльний аналіз виявляє чіткі переваги інтелектуальних підходів:

1. Перехід від QoS до QoE: Методи ІІІ дозволяють безпосередньо оптимізувати досвід користувача, а не окремі технічні параметри.
2. Прогностична здатність: Замість реактивної відповіді, ІІІ проактивно готується до майбутніх змін мережі.

3. Адаптивність: Один навчений алгоритм може ефективно працювати в різноманітних умовах, де традиційні алгоритми потребують ручного налаштування.

Головні виклики ШІ-підходів: обчислювальна складність на клієнтські пристрої, необхідність у зборі даних та навчанні, потенційна нестабільність.

Напрямок даного дослідження: На основі аналізу, навчання з підкріпленням (RL) визначається як найперспективніша основа для розробки, оскільки воно безпосередньо реалізує мету роботи – підвищення ефективності шляхом інтелектуальної оптимізації QoE. Запропоноване рішення буде спрямоване на подолання ключових недоліків RL (наприклад, шляхом використання імітаційного навчання для стартової ініціалізації та ефективної компактної архітектури нейронної мережі для зменшення обчислювального навантаження).

2.6 Методологія аналізу результатів досліджень запропонованого інтелектуального підходу до оптимізації якості медіастримінгу

Перевірити ефективність запропонованого алгоритму на основі ШІ та порівняти його з існуючими рішеннями за ключовими метриками якості обслуговування (QoS) та якості досвіду (QoE) можливо наступним чином.

Методологія аналізу результатів досліджень запропонованого інтелектуального підходу до оптимізації якості медіастримінгу

Крок 1. Робимо опис тестового стенду:

- Імітація мережі: Використання інструментів (напр., Mahimahi, NS-3) для відтворення реальних мережевих профілів: стабільний широкополосний доступ, мобільний інтернет (3G/4G/5G зі змінами пропускної здатності), перевантажена мережа з втратами пакетів.
- Стримінговий клієнт: Розроблений емулятор або модифікований плеєр (напр., на основі DASH.js), в який інтегровано запропонований алгоритм.

- Вхідні дані: Набір тестових відео (різної тривалості, складності сцени), закодованих у кількох якісних рівнях (від 240p до 1080p/4K).
- Конкуруючі алгоритми (Baseline): Традиційні: BBA (буферно-орієнтований), Rate-Based (орієнтований на пропускну здатність). Передові: MPC (гібридний, модель прогнозного контролю), Pensieve (RL-алгоритм, як репрезентант сучасного ШІ-підходу).

Крок 2. Визначаємо метрики оцінки:

- QoS-метрики (Об'єктивні): Середня швидкість потоку (Average Bitrate): Мбіт/с. Кількість та тривалість пауз відтворення (Rebuffering): Кількість подій, сумарна тривалість (с). Коефіцієнт використання пропускну здатності (Bandwidth Utilization): %. Частота зміни якості (Quality Switches): Кількість, амплітуда.
- QoE-метрики (Інтегровані та суб'єктивні): Спеціальна метрика QoE: Наприклад, лінійна комбінація: $QoE_score = (Total_Video_Quality) - \lambda * (Total_Rebuffering_Time) - \mu * (Total_Switching_Amplitude)$. Індекс якості медіа (MQS) або оцінка MOS (Mean Opinion Score): Модельована або отримана від фокус-групи. Час до старту відтворення (Start-up Delay).

Крок 3. Розробляємо сценарії тестування:

- Сценарій 1: Стабільна висока пропускну здатність.
- Сценарій 2: Резкі періодичні падіння пропускну здатності.
- Сценарій 3: Поступове зростання/спадання (імітація руху в транспорті).
- Сценарій 4: Довгий стрим з обмеженнями («long-term fairness»).

Крок 4. Виконуємо експерименти та здійснюємо їх візуалізацію

Крок 5. Виконуємо інтерпретацію та обговорення результатів. Для цього робимо:

- аналіз переваг запропонованого підходу за такими показниками: Ефективність та стабільність, Прогностична здатність, Адаптивність.
- аналіз обмежень та недоліків: Обчислювальна складність. Залежність від якості навчання. Порівняння з Pensieve.

Таким чином, запропонована методика дослідження дозволяє встановити:

1. Запропонований інтелектуальний алгоритм на основі ШІ досяг поставленої мети, продемонструвавши підвищення ефективності медіастримінгу в реальному часі.
2. Основним механізмом підвищення якості є прогностична та адаптивна природа алгоритму, яка дозволяє оптимально балансувати між конфліктуєчими цілями: висока якість відео, відсутність пауз та стабільність потоку.
3. Головним практичним результатом є доказ того, що вдосконалена архітектура інтелектуального агента може бути більш надійною та готовою до впровадження в реальних системах порівняно з базовими RL-рішеннями, завдяки кращій збалансованості між продуктивністю та стабільністю.
4. Встановлено обмеження методу, пов'язані з обчислювальними вимогами, що визначає напрямок для подальших досліджень – оптимізація нейромережевої моделі для енергоємних мобільних пристроїв.

3 РОЗРОБКА ПРАКТИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

3.1 Рекомендації щодо вибору та впровадження AI-алгоритмів

Вибір моделей для різних сценаріїв стримінгу. Вибір AI-моделей для оптимізації медіастримінгу повинен здійснюватися з урахуванням конкретного сценарію використання, вимог до затримки, масштабованості та якості обслуговування. Для Video-on-Demand (VOD) сервісів доцільно застосовувати моделі машинного навчання для прогнозування пропускної здатності та оптимізації адаптації бітрейту, оскільки ці сценарії допускають більші затримки та орієнтовані на стабільну якість зображення.

Для live-трансляцій та інтерактивних сервісів (онлайн-ігри, відеоконференції) пріоритетом є мінімальна затримка, тому ефективними є моделі підкріплювального навчання, які дозволяють динамічно коригувати бітрейт і розмір буфера в реальному часі. У мобільних сценаріях доцільно використовувати легковагові моделі прогнозування, здатні швидко реагувати на коливання мережі без значних обчислювальних витрат. Крім того, варто враховувати тип контенту, характеристики пристрою та кількість одночасних користувачів.

Правильний вибір AI-моделей забезпечує баланс між якістю відео, стабільністю відтворення та ресурсними витратами, що є ключовим фактором підвищення QoS і QoE в різних умовах експлуатації.

Навчання та оновлення моделей. Ефективність AI-алгоритмів у медіастримінгу значною мірою залежить від якості навчання та регулярного оновлення моделей. Навчання моделей повинно базуватися на репрезентативних

наборах даних, що включають параметри мережі, поведінку користувачів, характеристики пристроїв та показники QoE. Початкове навчання доцільно проводити офлайн на історичних даних, що дозволяє сформувати базову модель без впливу на продуктивність системи.

Подальше оновлення моделей може здійснюватися в режимі онлайн або напівавтоматично з використанням потокових даних, що дозволяє адаптуватися до змін у мережевій інфраструктурі та поведінці користувачів. Особливу увагу слід приділяти запобіганню перенавчанню та деградації моделей, що досягається шляхом регулярної валідації та контролю якості прогнозів.

Для систем реального часу важливо забезпечити мінімальні затримки при використанні моделей, тому складні обчислення доцільно виконувати на серверній стороні або у хмарних середовищах. Систематичне навчання та оновлення AI-моделей забезпечує їх актуальність і дозволяє підтримувати високий рівень QoS та QoE в динамічних умовах експлуатації.

Інтеграція з існуючими стрімінговими платформами. Інтеграція AI-алгоритмів з існуючими стрімінговими платформами повинна здійснюватися з мінімальним втручанням у базову архітектуру системи. Найбільш ефективним підходом є модульна інтеграція, за якої інтелектуальний компонент функціонує як окремий сервіс, що взаємодіє з клієнтськими додатками, серверами та CDN через стандартизовані API. Це дозволяє поступово впроваджувати AI-функціональність без необхідності повної перебудови платформи.

Важливим аспектом інтеграції є сумісність із наявними протоколами стрімінгу, такими як HLS, MPEG-DASH, WebRTC та SRT. AI-модуль може впливати на вибір бітрейту, маршрутизацію потоків та параметри буферизації, не порушуючи стандартних механізмів доставки контенту. Також необхідно забезпечити масштабованість та відмовостійкість інтелектуальних компонентів, особливо в умовах великої кількості одночасних користувачів.

Грамотна інтеграція AI-алгоритмів дозволяє підвищити ефективність стримінгових платформ, забезпечити адаптивність до змін мережі та значно покращити користувацький досвід без суттєвого ускладнення системи.

3.2 Рекомендації щодо оцінювання ефективності запропонованих рішень

Методика тестування. Методика тестування ефективності інтелектуальних рішень для оптимізації медіастримінгу повинна забезпечувати об'єктивну та відтворювану оцінку впливу запропонованих алгоритмів на показники QoS і QoE. Тестування доцільно проводити в умовах, максимально наближених до реальних сценаріїв використання, з урахуванням різних типів мереж (провідні, Wi-Fi, мобільні), пристроїв користувачів та видів контенту (Live, VOD, інтерактивні трансляції). Методика передбачає порівняльний аналіз базових підходів керування якістю стримінгу та інтелектуальних методів, що впроваджуються, з використанням однакових вхідних умов. Для цього створюються тестові сценарії з контрольованими змінами пропускної здатності, затримки та втрат пакетів. Важливим етапом є збір статистики на клієнтській та серверній стороні, що дозволяє оцінити як мережеві параметри, так і поведінку відтворення. Результати тестування аналізуються з використанням статистичних методів для визначення стабільності, надійності та ефективності запропонованих рішень. Такий підхід забезпечує комплексну оцінку роботи системи та дозволяє виявити сильні й слабкі сторони інтелектуальних алгоритмів.

Ключові метрики оцінювання QoS/QoE. Оцінювання ефективності рішень для медіастримінгу базується на сукупності ключових метрик QoS та QoE, які відображають як технічні характеристики мережі, так і якість сприйняття контенту користувачем. До основних метрик QoS належать затримка передачі даних, джиттер, втрати пакетів і доступна пропускна здатність, оскільки саме вони визначають стабільність та передбачуваність доставки медіапотоків. Метрики QoE включають стартову затримку відтворення, частоту та тривалість

буферизацій, середній бітрейт, кількість змін якості відео та суб'єктивні оцінки користувачів. Для інтегральної оцінки часто застосовується показник MOS, який дозволяє кількісно відобразити рівень задоволеності користувача. Важливим є аналіз взаємозв'язку між QoS та QoE, оскільки незначні погіршення мережевих параметрів можуть мати суттєвий вплив на сприйняття якості. Використання комплексу цих метрик дозволяє об'єктивно оцінити ефективність інтелектуальних методів керування стримінгом та їхній вплив на загальну якість сервісу.

Очікувані результати впровадження. Впровадження інтелектуальних методів оптимізації медіастримінгу очікувано призводить до суттєвого покращення як показників QoS, так і QoE. Зокрема, прогнозування стану мережі та адаптивне керування бітрейтом дозволяють зменшити кількість rebuffering events, скоротити стартову затримку та забезпечити більш стабільне відтворення відео. Очікується зниження частоти різких змін якості та підвищення середнього бітрейту без негативного впливу на затримку, що особливо важливо для live-та інтерактивних трансляцій. З точки зору QoE це проявляється у зростанні суб'єктивної задоволеності користувачів, підвищенні показника MOS та зменшенні кількості відмов від перегляду. Для операторів платформ впровадження таких рішень забезпечує більш ефективне використання мережевих і обчислювальних ресурсів, зниження навантаження на сервери та підвищення масштабованості системи. У підсумку очікувані результати підтверджують доцільність застосування штучного інтелекту як інструменту підвищення якості медіастримінгу в реальному часі.

3.3 Практичні аспекти та перспективи розвитку інтелектуального медіастримінгу

Масштабування рішень. Масштабування є одним із ключових практичних аспектів впровадження інтелектуальних систем медіастримінгу, оскільки сучасні

платформи повинні обслуговувати мільйони одночасних користувачів у різних мережових умовах.

Інтелектуальні алгоритми керування QoS та QoE мають бути здатними ефективно працювати не лише на рівні окремого користувача, але й у масштабі всієї системи. Для цього широко застосовуються хмарні технології, контейнеризація та мікросервісна архітектура, які дозволяють динамічно розподіляти обчислювальні ресурси залежно від навантаження.

Особливу роль відіграє інтеграція з CDN та edge computing, що дозволяє переносити частину інтелектуальних обчислень ближче до кінцевого користувача, зменшуючи затримку та навантаження на центральні сервери.

Масштабування інтелектуальних рішень також потребує оптимізації моделей штучного інтелекту з точки зору швидкодії та споживання ресурсів, зокрема використання спрощених моделей, квантизації або федеративного навчання.

Таким чином, ефективне масштабування є необхідною умовою практичного застосування інтелектуального медіастримінгу у комерційних і глобальних сервісах.

Безпека та етичні аспекти. Застосування штучного інтелекту в медіастримінгу супроводжується низкою питань безпеки та етики, які мають враховуватися на етапі проектування і впровадження системи.

Інтелектуальні алгоритми потребують збору та аналізу великих обсягів даних про користувачів, зокрема інформації про мережові умови, поведінку перегляду та технічні характеристики пристроїв. Це підвищує ризики порушення конфіденційності та несанкціонованого доступу до персональних даних. Тому важливими є застосування механізмів шифрування, анонімізації та контролю доступу, а також дотримання міжнародних стандартів захисту даних.

З етичної точки зору постає питання прозорості рішень, які приймаються алгоритмами ІШ, оскільки користувачі можуть не розуміти причин зміни якості

відео або затримок. Крім того, існує ризик упередженості алгоритмів, які можуть надавати пріоритет певним групам користувачів або типам контенту.

У зв'язку з цим необхідним є впровадження принципів відповідального використання ШІ, забезпечення пояснюваності моделей та регулярний аудит алгоритмів.

Подальші напрями досліджень. Подальший розвиток інтелектуального медіастримінгу відкриває широкі перспективи для наукових досліджень і практичних інновацій.

Одним із перспективних напрямів є поглиблене використання глибинного навчання для прогнозування мережових умов і оптимізації адаптивного бітрейту з урахуванням довгострокових патернів поведінки користувачів.

Значний інтерес також становить поєднання підкріплювального навчання з контекстною адаптацією, що дозволить системам самостійно формувати оптимальні політики керування відтворенням у різних сценаріях використання. Іншим важливим напрямом є розвиток edge-орієнтованих рішень, де інтелектуальні алгоритми виконуються безпосередньо на граничних пристроях або edge-серверах, зменшуючи затримку та підвищуючи стійкість системи.

Окрему увагу потребують дослідження у сфері інтерактивного та імерсивного медіастримінгу, зокрема VR/AR-сервісів, які висувають надзвичайно високі вимоги до затримки та якості.

У сукупності ці напрями формують основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем оптимізації QoS та QoE в умовах зростаючих вимог до медіасервісів.

ВИСНОВКИ

1. Відповідність мети дипломної роботи та поставленим завданням.

У ході виконання дипломної роботи було досягнуто поставленої мети – підвищення ефективності медіастримінгу в реальному часі шляхом впровадження інтелектуального підходу до оптимізації показників якості обслуговування (QoS) та якості сприйняття користувачем (QoE) на основі методів штучного інтелекту. Реалізація мети забезпечувалася послідовним виконанням усіх визначених завдань, зокрема аналізом сучасних технологій медіастримінгу, дослідженням існуючих алгоритмів адаптивного керування бітрейтом, виявленням їхніх обмежень та обґрунтуванням доцільності застосування інтелектуальних методів оптимізації. Таким чином, поставлені завдання повністю відповідають меті дослідження та логічно її розкривають.

2. Основні результати та виконана робота. У дипломній роботі здійснено комплексний аналіз сучасного стану технологій медіастримінгу в реальному часі, включаючи архітектури систем, протоколи передавання мультимедійних даних та механізми адаптивного керування якістю. Досліджено показники QoS і QoE та їхній взаємозв'язок у реальних мережових умовах. Проаналізовано традиційні алгоритми адаптивного стримінгу та виявлено їхні ключові недоліки при роботі в нестабільних мережах. Запропоновано узагальнену архітектуру системи з інтелектуальним керуванням якістю медіастримінгу, а також підхід до прогнозування стану мережі та керування відтворенням на основі методів штучного інтелекту. Розроблено практичні рекомендації щодо впровадження інтелектуальних методів оптимізації у реальних стримінгових системах.

3. Наукова новизна роботи. Наукова новизна дипломної роботи полягає у розробці та дослідженні інтелектуальної моделі адаптивного керування якістю медіастримінгу, яка поєднує прогнозування мережових умов із динамічною оптимізацією параметрів відтворення в режимі реального часу. Запропонований підхід орієнтований не лише на технічні параметри мережі, а й

на інтегровану оптимізацію QoE, що дозволяє підвищити суб'єктивну якість сприйняття контенту користувачем. Особливістю підходу є використання методів штучного інтелекту для проактивного прийняття рішень, що перевищує можливості традиційних реактивних алгоритмів.

4. Практична значущість результатів дослідження. Практична значущість отриманих результатів полягає в можливості їх застосування у реальних медіастримінгових сервісах, OTT-платформах, корпоративних системах відеотрансляцій та інтерактивних мультимедійних застосунках. Запропоновані інтелектуальні методи дозволяють зменшити кількість подій буферизації, скоротити затримки, підвищити стабільність відтворення та ефективність використання мережевих ресурсів. Результати роботи можуть бути використані як основа для побудови або модернізації систем адаптивного медіастримінгу з підвищеними вимогами до якості та масштабованості.

5. Пропозиції щодо використання результатів дослідження. Результати дипломної роботи доцільно використовувати при проектуванні та вдосконаленні систем медіастримінгу в реальному часі, зокрема для впровадження інтелектуальних модулів керування бітрейтом, буферизацією та персоналізацією якості. Запропонований підхід може бути застосований у хмарних та edge-орієнтованих архітектурах, а також використаний у подальших наукових дослідженнях, спрямованих на розвиток адаптивних і проактивних методів оптимізації QoS і QoE. Отримані результати можуть слугувати основою для подальшої розробки програмних прототипів та експериментального підтвердження ефективності інтелектуальних алгоритмів у реальних умовах експлуатації.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. G. Xiao, M. Wu, Q. Shi, Z. Zhou та X. Chen, (2021). *DeepVR: Deep reinforcement learning for predictive panoramic video streaming*, IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking DOI: 10.1109/TCCN.2021.3052812 [електронний ресурс] — режим доступу: https://asrjetsjournal.org/American_Scientific_Journal/article/view/12113?utm_source=chatgpt.com *ASR Journal* (date of access: 24.11.2025).
2. J. Woo, S. Hong, D. Kang, D. An, (2024). *Improving the quality of experience of video streaming through a buffer-based adaptive bitrate algorithm and gated recurrent unit-based network bandwidth prediction*, Applied Sciences, vol. 14, no. 22, 10490, Nov. DOI: 10.3390/app142210490 [електронний ресурс] — режим доступу: https://asrjetsjournal.org/American_Scientific_Journal/article/view/12113?utm_source=chatgpt.com *ASR Journal* (date of access: 24.11.2025).
3. Jesús Aguilar-Armijo, Ekrem Çetinkaya, Christian Timmerer, Hermann Hellwagner, (2022) *ECAS-ML: Edge Computing Assisted Adaptation Scheme with Machine Learning for HTTP Adaptive Streaming*, arXiv preprint, [електронний ресурс] — режим доступу: URL: <https://arxiv.org/abs/2201.04488>. *arXiv* (date of access: 24.11.2025).
4. *HTTP adaptive streaming scheme based on reinforcement learning with edge computing assistance*, (2023). Journal of Network and Computer Applications, vol. 213, 103604, Apr. DOI: 10.1016/j.jnca.2023.103604 [електронний ресурс] — режим доступу: https://asrjetsjournal.org/American_Scientific_Journal/article/view/12113?utm_source=chatgpt.com *ScienceDirect* (date of access: 24.11.2025).
5. Duc Nguyen, Nam Pham Ngoc, Truong Cong Thang, (2022) *QoE Models for Adaptive Streaming: A Comprehensive Evaluation*, Future Internet, vol. 14, no. 5, 151, May. DOI: 10.3390/fi14050151 [електронний ресурс] — режим доступу: [MDPI](https://doi.org/10.3390/fi14050151)

https://www.mdpi.com/1999-5903/14/5/151?utm_source=chatgpt.com (date of access: 24.11.2025).

6. ASL360: AI-Enabled Adaptive Streaming of Layered 360° (2025) Video over UAV-assisted Wireless Networks, A. Mohammadhosseini, J. Chakareski, N. Mastronarde, arXiv, [електронний ресурс] — режим доступу: URL: <https://arxiv.org/abs/2509.10544> arXiv (date of access: 24.11.2025).

7. Carlos E. M. Santos, Carlos A. G. da Silva, C. M. (2021). Pedroso, *Improving Perceived Quality of Live Adaptive Video Streaming*, Entropy, vol. 23, no. 8, 948, DOI: 10.3390/e23080948 — дослідження покращення QoE для живого адаптивного відео. [електронний ресурс] — режим доступу: URL: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8391714/?utm_source=chatgpt.com (date of access: 24.11.2025).

8. Streaming Media Monitoring / [електронний ресурс] — режим доступу: <https://www.dotcom-monitor.com/solutions/infrastructure-monitoring/media-streaming/> (date of access: 24.11.2025).

9. The Complete Guide to Live Stream Monitoring/ [електронний ресурс] — режим доступу: <https://blog.touchstream.media/live-stream-monitoring> (date of access: 24.11.2025).

10. What Is Video Streaming? Meaning & Definition & How It Works? / [електронний ресурс] — режим доступу: <https://www.vplayed.com/blog/what-is-video-streaming/> (date of access: 24.11.2025).

11. What is connected TV (CTV)? / [електронний ресурс] — режим доступу: <https://www.oracle.com/advertising/measurement/ctv-vs-ott/> (date of access: 24.11.2025).

12. What is OTT? / [електронний ресурс] — режим доступу: <https://www.endavomedia.com/what-is-ott/> (date of access: 24.11.2025).

13. VOD Vs OTT Streaming: What's The Difference? / [електронний ресурс] — режим доступу: <https://www.vplayed.com/blog/difference-between-ott-and-vod-streaming/> (date of access: 24.11.2025).

14. VirtualNOC OTT End-to-End Observability / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.touchstream.media/>(date of access: 24.11.2025).

15. Monitoring and Analyzing Video Streaming Performance through DevOps Tools / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://instatus.com/blog/monitor-video-streaming-with-devops-tools>(date of access: 24.11.2025).

16. Monitoring Harness Whitepaper / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://go.touchstream.media/monitoring-harness>(date of access: 24.11.2025).

17. 11 Best Video On Demand (VOD) Platforms in 2024/ [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.uscreen.tv/blog/vod-platforms/>(date of access: 24.11.2025).

18. Best Practices for Monitoring Video Streams in Real-Time / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.harmonicinc.com/insights/blog/streaming-monitoring>(date of access: 24.11.2025).

19. The Definitive Guide to Video Streaming Technology in 2022/ [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.dacast.com/blog/video-streaming-technology/> (date of access: 24.11.2025).

20. Streaming Protocols for Live Broadcasting: Everything You Need to Know [2023 Update] / [электронный ресурс] — режим доступа : <https://www.dacast.com/blog/streaming-protocols/#:~:text=A%20streaming%20protocol%20is%20a%20standardized%20method%20of%20delivering%20multimedia,content%20on%20the%20other%20end>. (date of access: 24.11.2025).

21. How do you implement video streaming protocols in your web or mobile applications? / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.linkedin.com/advice/0/how-do-you-implement-video-streaming-protocols-your>(date of access: 24.11.2025).

22. How to fix Video Streaming problems? / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.gumlet.com/learn/how-to-fix-streaming-problems/> (date of access: 24.11.2025).

23. Streaming / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.videolan.org/vlc/streaming.html> (date of access: 24.11.2025).

24. Verizon 5G Home Internet: The Good and the Bad. My Full Review in 2024/ [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.disablemycable.com/blog/verizon-5g-home-internet/> (date of access: 24.11.2025).

25. How to Build a Great Video Streaming App / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://medium.com/hackernoon/how-to-build-a-great-video-streaming-app-6484e647f7a1> (date of access: 24.11.2025).

26. Digital TV vs. Analog TV / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.lifewire.com/hdtv-faq-digital-vs-analog-1845696> (date of access: 24.11.2025).

27. Digital TV / [электронный ресурс] — режим доступа: https://www.researchgate.net/figure/Digital-television-system_fig4_3339060 (date of access: 24.11.2025).

28. What is the difference between IPTV and OTT? / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://otter-video.com/blog/iptv-vs-ott> / (date of access: 24.11.2025).

29. What is IPTV? How does IPTV work?/ [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.muvi.com/blogs/what-is-iptv-how-iptv-works/> (date of access: 24.11.2025).

30. How to Build a Great Video Streaming App / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://medium.com/hackernoon/how-to-build-a-great-video-streaming-app-6484e647f7a1> (date of access: 24.11.2025).

31. Top 5 metrics for streaming video performance/ [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.tricentis.com/blog/top-5-metrics-for-streaming-video-performance> (date of access: 24.11.2025).

32. Real-Time Video AI. Architecture and Its Applications / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.xenonstack.com/blog/real-time-video-streaming-applications/#xenonstack1> (date of access: 24.11.2025).

33. General process for video frame interpolation... | Download Scientific Diagram / [электронный ресурс] — режим доступа: https://www.researchgate.net/figure/General-process-for-video-frame-interpolation-I1documentclass12ptminimal_fig1_348215370 (date of access: 24.11.2025).
34. Multiprocessing cause model's parameters all become to 0.0 / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://discuss.pytorch.org/t/multiprocessing-cause-models-parameters-all-become-to-0-0/148183> (date of access: 24.11.2025).
35. Understanding Common FPS Values: The Advanced Guide to Video Frame Rates [2024 Update] / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.dacast.com/blog/frame-rate-fps/> (date of access: 24.11.2025).
36. What Is Buffering? / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.akamai.com/glossary/what-is-buffering> (date of access: 24.11.2025).
37. Analysis of client-side buffering for video streaming Recall the simple model for HTTP streaming shown in Figure 7.3. Suppose the client application / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.chegg.com/homework-help/questions-and-answers/analysis-client-side-buffering-video-streaming-recall-simple-model-http-streaming-shown-fi-q5395460> (date of access: 24.11.2025).
38. SD, HD and 4K – Streaming Video Resolutions Explained / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.muvi.com/blogs/streaming-video-resolutions/> (date of access: 24.11.2025).
39. Take Our Influencer Marketing Survey, Be First to Access Exclusive Data! / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://influencermarketinghub.com/youtube-video-size/> (date of access: 24.11.2025).
40. Compute Unified Device Architecture / [электронный ресурс] — режим доступа: https://www.researchgate.net/figure/3-Compute-Unified-Device-Architecture-Software-Stack_fig4_266882577 (date of access: 24.11.2025).
41. Best Frame Selection to Enhance Training Step Efficiency in Video-Based Human Action Recognition / [электронный ресурс] — режим доступа: <https://www.mdpi.com/2076-3417/12/4/1830> (date of access: 24.11.2025).

42. What is an API (Application Programming Interface)? / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://aws.amazon.com/what-is/api/> (date of access: 02.04.2024).

43. What is API Integration? / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://www.hcltech.com/knowledge-library/what-is-api-integration> (date of access: 02.04.2024).

44. How do APIs work? / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://tray.io/blog/how-do-apis-work> (date of access: 02.04.2024).

45. Artificial intelligence and data protection[Electronic resource]. – URL: <https://edoc.coe.int/en/artificial-intelligence/8254-artificial-intelligence-and-data-protection.html> (date of access: 24.11.2025).

46. Artificial Intelligence and Data Protection[Electronic resource]. – URL: <https://towardsdatascience.com/artificial-intelligence-and-data-protection-62b333180a27> (date of access: 24.11.2025).

47. What is Client-Server Architecture? Explained in Detail / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://www.theknowledgeacademy.com/blog/client-server-architecture/> (date of access: 02.04.2024).

48. .Штучний інтелект [Electronic resource]. – URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A8%D1%82%D1%83%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D1%96%D0%BD%D1%82%D0%B5%D0%BB%D0%B5%D0%BA%D1%82 (date of access: 24.11.2025).

49. HTTP (HyperText Transfer Protocol) / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://www3.ntu.edu.sg/home/ehchua/programming/webprogramming/HTTP> (date of access: 02.12.2025).

50. TCP/IP Protocol Architecture Model – How Does it Work? / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://geekflare.com/tcp-ip-protocol-architecture-model/> (date of access: 02.12.2025).

51. What is Client-Server Architecture? Explained in Detail / [Електронний ресурс] / режим доступу: <https://www.theknowledgeacademy.com/blog/client-server-architecture/> (date of access: 02.04.2024).

52. What is API Integration? / [Электронный ресурс] / режим доступа: <https://www.hcltech.com/knowledge-library/what-is-api-integration> (date of access: 02.04.2024).

53. How do APIs work? / [Электронный ресурс] / режим доступа: <https://tray.io/blog/how-do-apis-work> (date of access: 02.04.2024).

54. Heap Sort Algorithm[Electronic resource]. – URL: <https://www.boardinfinity.com/blog/heap-sort-algorithm/> (date of access: 24.11.2025).

55. Artificial intelligence and data protection[Electronic resource]. – URL: <https://edoc.coe.int/en/artificial-intelligence/8254-artificial-intelligence-and-data-protection.html> (date of access: 24.11.2025).

56. Artificial Intelligence and Data Protection[Electronic resource]. – URL: <https://towardsdatascience.com/artificial-intelligence-and-data-protection-62b333180a27> (date of access: 24.11.2025).

57. 4 Best AI WordPress Website Builders in 2024[Electronic resource]. – URL: https://www.elegantthemes.com/blog/wordpress/best-ai-wordpress-website-builders?utm_source=Divi%20AI&utm_medium=WordPress%20AI%20Website%20Builder%20Listicle&utm_campaign=Google%20Search&gad_source=1&gclid=Cj0KCQjwiYOxBhC5ARIsAIVdH52bMxTbTyjsO_5tVMVDjAEBO5DII-ge4CgWIVJJ_C1CU55w3hsziSQaAkSjEALw_wcB (date of access: 24.11.2025).

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ (Презентація)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ДИПЛОМНА РОБОТА
на ступінь вищої освіти магістр
із спеціальності F3 Комп'ютерні науки

**«Застосування штучного інтелекту для оптимізації
якості медіастримінгу в реальному часі»**

Виконав: студент 6 курсу, групи КНДМ-61
Бондар Владислав Олександрович
Керівник: д.т.н., доцент Катков Ю.І.

Київ – 2025

1

Загальна характеристика дипломної роботи

- **Мета роботи** – підвищити ефективність медіастримінгу в реальному часі шляхом впровадження інтелектуального підходу до оптимізації його якості (QoS/QoE) на основі методів штучного інтелекту.
- **Об'єкт дослідження** – процеси адаптивного керування мультимедійним контентом у системах медіастримінгу в реальному часі.
- **Предмет дослідження** – методи оптимізації якості медіастримінгу за допомогою штучного інтелекту, зокрема адаптація бітрейту, прогнозування стану мережі та керування відтворенням для зменшення буферизації й підвищення показників якості обслуговування (QoS) та якості сприйняття користувачем (QoE).
- **Наукове завдання** – забезпечити підвищення якості медіастримінгу в реальному часі шляхом розробки та оцінювання ефективності застосування інтелектуальних методів підвищення показників QoS і QoE.

2

Постановка завдання дипломної роботи

Проблема дослідження полягає у забезпеченні стабільної та високої якості медіастримінгу в реальному часі в умовах динамічних і нестабільних мережових середовищ. Традиційні алгоритми адаптації бітрейту та керування відтворенням є переважно реактивними, не враховують комплексно показники QoS і QoE та не здатні ефективно прогнозувати зміну стану мережі. Це призводить до зростання затримок, буферизації та зниження якості сприйняття користувачем, що зумовлює необхідність застосування інтелектуальних методів оптимізації.

Завдання роботи

- проаналізувати сучасні технології медіастримінгу та методи оцінювання QoE і QoS;
- дослідити існуючі алгоритми адаптивного керування бітрейтом і визначити їхні обмеження;
- розробити практичних рекомендацій щодо застосування способів оптимізації цих процесів за допомогою машинного навчання;

3

1 АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕХНОЛОГІЙ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

1. Систематизовано сучасні архітектури медіастримінгових систем, включаючи клієнт-серверні, CDN, P2P, хмарні та гібридні підходи, з визначенням їхніх переваг, недоліків і сфер практичного застосування для реального часу.
2. Проведено порівняльний аналіз основних протоколів медіастримінгу (RTMP, HLS, MPEG-DASH, WebRTC, SRT) з точки зору затримки, стабільності та якості, що дозволило обґрунтувати вибір протоколів залежно від сценаріїв використання.
3. Досліджено показники якості медіастримінгу (QoS та QoE) та встановлено їхній взаємозв'язок у системах реального часу, що є теоретичною основою для подальшої оптимізації якості відтворення.
4. Проаналізовано існуючі адаптивні механізми керування якістю стримінгу, зокрема алгоритми адаптації бітрейту та буферного керування, і виявлено їхні ключові обмеження в умовах нестабільних мереж.
5. Обґрунтовано доцільність застосування інтелектуальних методів для оптимізації медіастримінгу, що створює підґрунтя для переходу від традиційних реактивних підходів до проактивного керування QoS та QoE у подальших розділах роботи.

4

2 ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

1. Проаналізовано можливості застосування штучного інтелекту в медіастримінгу, визначено основні напрями його використання для оптимізації адаптації бітрейту, буферизації, маршрутизації та управління якістю відтворення в реальному часі.
2. Досліджено інтелектуальні методи керування QoS та QoE, зокрема машинне навчання, підкріплювальне навчання та гібридні heuristic-based підходи, і показано їхні переваги порівняно з традиційними реактивними алгоритмами.
3. Розглянуто методи прогнозування стану мережі за допомогою ШІ, включаючи прогнозування пропускну здатності, оцінювання затримок і втрат пакетів, а також використання часових рядів і LSTM-моделей для проактивного прийняття рішень.
4. Запропоновано узагальнену архітектуру системи з інтелектуальним керуванням QoS/QoE, у якій визначено місце та функції модуля штучного інтелекту, а також механізми взаємодії між клієнтською та серверною частинами.
5. Обґрунтовано ефективність інтелектуального керування відтворенням і буферизацією, зокрема мінімізації подій повторної буферизації, балансування між якістю відео та затримкою та персоналізації QoE залежно від контексту користувача.

5

3 РОЗРОБКА ПРАКТИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ

1. Розроблено рекомендації щодо обґрунтування практичної моделі впровадження модуля веб-скрейпінгу. Запропоновано підхід до автоматизованого збору та оновлення даних із зовнішніх джерел, який забезпечує стабільне наповнення веб-сайту актуальними метаданими манґи та мінімізує ручне введення інформації.
2. Розроблено рекомендації реалізації серверної логіки та API для інтеграції інтелектуальних методів пошуку й агрегування даних. Сформовано рекомендації щодо побудови серверної частини, яка поєднує веб-скрейпінг, обробку метаданих, індексацію та механізми пошуку в єдину масштабовану архітектуру.
3. Розроблено рекомендації використання принципів інтеграції бази даних із інтелектуальною обробкою запитів. Визначено підходи до структурування та зберігання метаданих, що дозволяють ефективно реалізувати фільтрацію, фасетний і повнотекстовий пошук, а також підвищити швидкодію системи при роботі з великими обсягами контенту.
4. Розроблено рекомендації щодо створення користувацького інтерфейсу з підтримкою інтелектуальних функцій. Обґрунтовано рішення з побудови UI/UX, орієнтованого на зручну взаємодію користувача з функціями пошуку, фільтрації та персоналізованого доступу до манґа-контенту.
5. Визначено напрями подальшого розвитку системи з використанням ШІ. Сформульовано перспективи розширення функціональності, зокрема впровадження більш складних рекомендаційних алгоритмів, семантичного аналізу описів та адаптивної персоналізації контенту, що підвищує практичну цінність розробленого рішення.

6

Висновки

1. У ході виконання дипломної роботи проаналізовано сучасні веб-платформи для колекціонування манги та суміжного медіаконтенту, що дало змогу виявити їхні функціональні обмеження та підтвердити актуальність створення спеціалізованого веб-сайту з підтримкою автоматизованого збору та інтелектуальної обробки даних Диплом Багажков нормоконтроль
2. Обґрунтовано доцільність використання технологій веб-скрейпінгу як основного засобу наповнення інформаційної бази сайту, а також показано, що поєднання скрейпінгу з індексацією та уніфікацією метаданих забезпечує повноту, актуальність і узгодженість інформації про манга-контент Диплом Багажков нормоконтроль
3. Розроблено архітектуру веб-сайту для колекціонування манги, яка базується на багаторівневому підході та охоплює рівні збору даних, зберігання, пошуку, фільтрації та представлення інформації, що забезпечує масштабованість і можливість подальшого функціонального розвитку системи Диплом Багажков нормоконтроль
4. Досліджено ефективність інтелектуальних методів пошуку, фільтрації та рекомендації манга-контенту, встановлено їх позитивний вплив на релевантність результатів пошуку та зручність користування веб-сайтом, особливо в умовах великих обсягів зібраних даних Диплом Багажков нормоконтроль
5. Запропоновані практичні рекомендації щодо впровадження розроблених рішень підтверджують можливість їх використання під час створення інформаційних сервісів, цифрових бібліотек і веб-платформ для колекціонування медіаконтенту, а отримані результати мають як практичну, так і навчально-методичну цінність Диплом Багажков нормоконтроль

7

Апробація результатів

В статті:

- Бондарь В.О. (2025) АДАПТИВНА ОПТИМІЗАЦІЯ ПОТОКОВОГО ВІДЕО НА ОСНОВІ AI // Наукові записки Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій №2, 2025, Подано до друку.
<https://journals.dut.edu.ua/index.php/sciencenotes/issue/view/186>

В тезах:

- Бондар В.О., (2025) РОЗРОБКА ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ПОТОКОВОГО ВІДЕО-КОНТЕНТУ// V ВСЕУКРАЇНЬСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА КОНФЕРЕНЦІЯ «СУЧАСНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В НАУЦІ ТА ОСВІТІ» ЗБІРНИК МАТЕРІАЛІВ 15 травня 2025 року С.62-64
https://duikt.edu.ua/uploads/p_2779_68674368.pdf
- Бондар В.О. (2025) AI-BASED ADAPTIVE VITRATE STREAMING: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ОПТИМІЗАЦІЯ QOE У ДИНАМІЧНИХ МЕРЕЖЕВИХ УМОВАХ // Всеукраїнська науково-технічна конференція "Виклики та рішення в програмній інженерії". 26 листопада 2025. https://duikt.edu.ua/ua/news-1-1009-14812-zaproshue-mo-do-uchasti-u-ii-vseukrainskiy-naukovo-tehnichniy-konferencii-vikliki-ta-rishennya-v-programniy-inzhenerii_kafedra-inzhenerii-programnogo-zabezpechennya
- Бондар В.О. (2025) ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ЯКОСТІ МЕДІАСТРИМІНГУ В РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ// Сучасні досягнення компанії Hewlett Packard Enterprise в галузі ІТ та нові можливості їх вивчення і застосування. 11 грудня 2025 https://duikt.edu.ua/ua/news-1-576-14841-duikt-zaproshue-na-mizhnarodnu-naukovo-tehnichnu-konferenciyu-suchasni-dosyagnennya-kompanii-hewlett-packard-enterprise-v-galuzi-it-ta-novi-mozhlivosti-ix-vivchennya-i-zastosuvannya_kafedra-shtuchnogo-intelektu

8