

ДОДАТОК А

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи

Харківський національний університет радіоелектроніки
Кафедра ЕОМ

Кваліфікаційна робота
Другий (магістерський) рівень

Аналіз даних та машинне навчання у хмарних та туманних платформах для ефективної передачі даних

Автор:
Микола Зимогляд
студ. гр. СПм-23-3

Керівниця:
Ірина Ільїна
доц. каф. ЕОМ

Актуальність теми

Проблеми сучасних IoT-систем:

- Ріст обсягів даних (до 1 ТБ/добу для розумних міст)
- Вразливість класичної криптографії до квантових атак
- Високі затримки в критичних сценаріях (телемедицина >60 мс)
- CO₂-викиди ЦОД (1% світового споживання енергії)

Наукова новизна:

- Інтеграція квантово-стійкого шифрування (Kyber) та стиснення даних (TinyML)
- Модель розрахунку вуглецевого сліду за ISO 14064

Мета та задачі

Мета:

Розробити оптимізовану архітектуру хмарно-туманних обчислень для IoT із балансом енергоефективності, низьких затримок та квантової безпеки.

Задачі:

- Аналіз існуючих архітектур (AWS Greengrass, Azure IoT Edge)
- Розробка гібридної моделі шифрування (ECDH + Kyber-512)
- Оптимізація ML-моделей для периферійних пристроїв (TinyML)
- Експериментальна валідація у сценаріях: телемедицина, розумне місто.



Обґрунтування методів

Криптографія:

Алгоритм	Переваги	Обмеження
Kyber-512	Квантова стійкість, малий ключ (800 Б)	+18% до часу шифрування
SPHINCS+	Підписи на основі хешів	Високі вимоги до пам'яті
Гібрид ECDH+Kyber	CPU load ↓45% vs PQC	Потрібен TPM 2.0

Висновок: Гібридний підхід оптимальний для ресурсообмежених пристроїв.

Обґрунтування методів

Оптимізація ML:

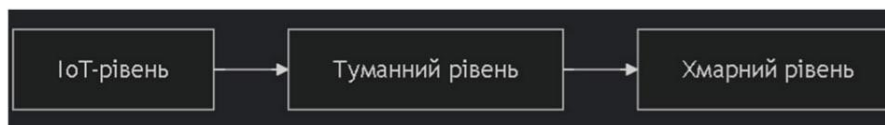
- Стиснення моделей: Квантування TensorFlow Lite → розмір ↓80% (15.3 МБ → 0.8 МБ)
- Федеративне навчання: Обмін градієнтами замість даних → трафік ↓89%
- Алгоритми: Delta-encoding + ковзне середнє → обсяг передач ↓70%

Інструменти:

- Апаратна платформа: Raspberry Pi 4 + TPM 2.0
- Протоколи: MQTT-SN (пакет 30 Б) для датчиків, CoAP для батарейних пристроїв.

Архітектура EcoFog+ (схема)

3-рівнева модель:



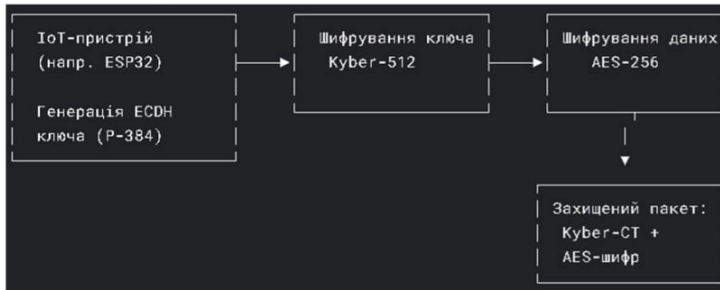
Ключові компоненти:

- IoT: ESP32, LoRaWAN, адаптивне керування потужністю
- Туманний: Docker мікросервіси (CryptoEngine, CompressionService)
- Хмарний: Блокчейн-аудит (Hyperledger), аналітика CO₂

Інновація: Подієво-орієнтована шина даних (Apache Kafka).

Особистий внесок (архітектура)

Схема гібридного шифрування:



Переваги:

- Час шифрування: 6.7 мс (RPi 4)
- Захист від квантових атак + зниження навантаження на CPU.

Особистий внесок (оптимізація ML)

Етапи оптимізації моделі:

- Квантування ваг (32-біт → 8-біт)
- Зменшення кількості шарів
- Апаратне прискорення на RPi

Результати для медичних зображень:

Параметр	Початкова	Оптимізована
Розмір моделі	15.3 МБ	0.8 МБ
Час обробки	210 мс	65 мс
Енергоспоживання	0.9 Вт	0.3 Вт
Точність	92.1%	89.7%

Особистий внесок (екологічна модель)

Ключові параметри:

- 1 ТБ даних = 120 кг CO₂
- Похибка прогнозу: < 3%
- Інтеграція з API енергопостачальників

Ефективність у розумному місті:

- Щоденне зниження викидів: 57%
- Економія енергії: 8.2 МВт·год/міс

Формула розрахунку:

$$CO_{2\text{загальний}} = (V_{\text{даних}} \times 0.12) + (E_{\text{обробки}} \times \text{Індекс}_{\text{регіону}})$$

Апробація (телемедицина)

Порівняння систем (середні значення):

Параметр	EcoFog+	AWS Greengrass	Azure IoT Edge
Затримка	28.3 мс	60.7 мс	70.2 мс
Енергія/скан	0.18 Вт·год	0.52 Вт·год	0.61 Вт·год
Якість стиснення (PSNR)	42.6 dB	39.8 dB	38.5 dB

Апробація (розумне місто)

Екологічний вплив (10 000 сенсорів):

Показник	EcoFog+	Традиційна система
CO ₂ /добу	90 кг	210 кг
Передані дані	18 ТБ	100 ТБ
Час відновлення	137 сек	8.3 хв

Ключові переваги:

- Децентралізоване сховище (IPFS)
- Гео-фільтрація трафіку
- Автоматичне переключення на LoRaWAN

Висновки

Що було зроблено:

Розроблено архітектуру EcoFog+

- 3-рівнева модель (IoT → туманний рівень → хмара)
- Інтеграція квантово-стійкого шифрування (ECDH + Kyber-512)
- Оптимізація ML-моделей для периферії (TinyML, федеративне навчання)

Створено екологічну модель

- Розрахунок CO₂-викидів за ISO 14064: $CO_2 = 0.12 \times V_{\text{даних}} + 0.28 \times E_{\text{обробки}}$
- Інтеграція з API енергопостачальників

Проведено апробацію

- Телемедицина: передача МРТ-зображень
- Розумне місто: 10 000 IoT-пристроїв
- Промисловість: моніторинг вібрації обладнання

Висновки

Отримані результати:

Напрямок	Показник	Результат vs конкурентів
Продуктивність	Затримка в телемедицині	28.3 мс vs 60.7 мс (AWS)
	Час відновлення системи	137 сек vs 8.3 хв
Енергоефективність	Енергоспоживання/скан (МРТ)	0.18 Вт·год vs 0.52 Вт·год
	Економія енергії (розумне місто)	8.2 МВт·год/міс (-44%)
Екологія	Зниження CO ₂ -викидів	57% (90 кг/добу vs 210 кг)
	Кореляція: 1 ТБ даних = 120 кг CO ₂	R ² =0.93
Економіка	Економія експлуатаційних витрат	€2.1 млн/рік (-37%)

Висновки

Ключові переваги системи:

Квантова стійкість - Гібридне шифрування без втрати продуктивності

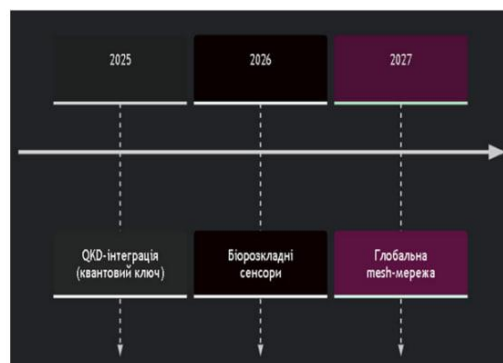
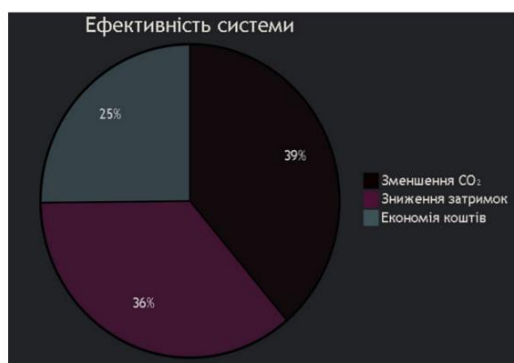
Низькі затримки - До 28.3 мс для критичних застосувань

Екологічна відповідальність - Науково підтверджена модель CO₂

Надійність - Робота в екстремальних умовах (-35°C...+75°C)

Перспективи

Мапа розвитку:



Результати дослідження опубліковані у науковій статті:

Ільїна І. В., Зимогляд М. М. Аналіз даних та машинне навчання у хмарних та туманних платформах для ефективної передачі даних. // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Полтава: ПНТУ, 2025. Т. 2 (80). С. 133–138.