

Лях Ігор Михайлович

д.т.н., професор, професор кафедри інформатики та фізико-математичних дисциплін
Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»,
м. Ужгород, Україна
ORCID 0000-0001-5417-9403
igor.lyah@uzhnu.edu.ua

Вакульчак Василь Васильович

к.ф.-м.н., доцент кафедри інформатики та фізико-математичних дисциплін
Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»,
м. Ужгород, Україна
ORCID 0000-0001-6037-8978
vasyl.vakulchak@uzhnu.edu.ua

Пригара Михайло Петрович

к.т.н., доцент, доцент кафедри технології машинобудування
Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»,
м. Ужгород, Україна
ORCID 0000-0002-0954-4480
mykhailo.prygara@uzhnu.edu.ua

Ценкнер Мар'ян Романович

магістр, ОПП «Управління ІТ проєктів»
Державний вищий навчальний заклад «Ужгородський національний університет»,
м. Ужгород, Україна
ORCID 0009-0003-2752-7398
tsenkner.marian@student.uzhnu.edu.ua

**ОПТИМІЗАЦІЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ ІНФРАСТРУКТУРИ МЕРЕЖІ
5G NEW RADIO В УМОВАХ ОБМЕЖЕНОГО ЕЛЕКТРОПОСТАЧАННЯ**

Анотація. У статті розв'язано актуальну проблему підвищення енергетичної стійкості телекомунікаційної інфраструктури України в умовах воєнного стану та системного дефіциту потужності в енергосистемі. Обґрунтовано, що впровадження мереж 5G New Radio (NR) супроводжується зростанням енергоспоживання, що потребує переходу від екстенсивного нарощування парку акумуляторів до інтелектуального управління станами спокою базових станцій.

Метою дослідження є розробка концептуальної схеми адаптивного управління енергоспоживанням мережі 5G NR для забезпечення її максимальної автономності під час блекаутів. У роботі проведено аналіз специфікацій 3GPP, зокрема концепції «Lean Carrier Design» та багаторівневих режимів «Advanced Sleep Modes» (Micro, Light, Deep Sleep, Hibernation), що дозволяють знизити споживання підсистеми радіодоступу (RAN), на яку припадає близько 70-80% енерговитрат об'єкта.

Методологія дослідження базується на синтезі методів машинного навчання та аналізу великих масивів статистичних даних НКЕК за 2022–2024 роки. Запропоновано децентралізовану архітектуру федеративного навчання (Federated Learning), яка дозволяє об'єктам критичної інфраструктури навчатися колективно на основі локальних профілів трафіку, зберігаючи конфіденційність даних. Для точного прогнозування стану заряду (SOC) літій-залізо-фосфатних (LiFePO₄) акумуляторів використано рекурентні нейронні мережі (ResLSTM).

Результати дослідження підтверджують, що використання запропонованої моделі дозволяє змінити профіль розряду 385 551 груп АКБ, зафіксованих у мережах України. Порівняльний аналіз показав, що впровадження федеративного навчання забезпечує приріст часу автономної роботи на 44-180% у критичних сценаріях, зокрема пролонгуючи роботу сервісів до понад 20 годин у період блекаутів. Це дозволяє не лише виконувати нормативні вимоги щодо 72 годин стійкості, а й суттєво подовжує життєвий цикл акумуляторних систем шляхом зменшення глибини розряду (DoD).

Висновки підкреслюють, що технологічний стек 5G NR у поєднанні з інтелектуальними алгоритмами стає стратегічним елементом енергетичної безпеки національної телеком-мережі. Подальші дослідження спрямовані на інтеграцію відновлюваних джерел енергії та адаптацію моделі до архітектур Beyond 5G/6G.

© Лях І.М., Вакульчак В.В., Пригара М.П., Ценкнер М.Р. Цей матеріал ліцензовано за умовами **CC BY 4.0**.

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

Ключові слова: енергоефективність, федеративне навчання, LiFePO₄ акумулятори, Lead-Acid акумулятори, стійкість інфраструктури, ResLSTM, QoS.

Liakh Ihor

Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department Of Information Science, Physical And Mathematical Disciplines

Uzhhorod National University, Uzhhorod, Ukraine

ORCID 0000-0001-5417-9403

igor.lyah@uzhnu.edu.ua

Vakulchak Vasyl

PhD, Associate Professor of the Department Of Information Science, Physical And Mathematical Disciplines

Uzhhorod National University, Uzhhorod, Ukraine

ORCID 0000-0001-6037-8978

vasyl.vakulchak@uzhnu.edu.ua

Pryhara Mykhailo

PhD, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Mechanical Engineering Technology

Uzhhorod National University, Uzhhorod, Ukraine

ORCID 0000-0002-0954-4480

mykhailo.prygara@uzhnu.edu.ua

Tsenkner Marian

Master's degree, specialisation: «IT Project Management»

Uzhhorod National University, Uzhhorod, Ukraine

ORCID 0009-0003-2752-7398

tsenkner.marian@student.uzhnu.edu.ua

OPTIMISATION OF ENERGY CONSUMPTION OF THE 5G NEW RADIO NETWORK INFRASTRUCTURE IN CONDITIONS OF LIMITED POWER SUPPLY

Abstract. The article addresses the urgent problem of increasing the energy resilience of Ukraine's telecommunications infrastructure under martial law and systemic power deficits in the national grid. It is substantiated that the deployment of 5G New Radio (NR) networks is accompanied by a significant increase in energy consumption, necessitating a transition from the extensive growth of battery fleets to intelligent management of base station sleep states.

The research aims to develop a conceptual framework for adaptive energy management in 5G NR networks to ensure maximum autonomy during blackouts. The paper analyses 3GPP specifications, specifically the "Lean Carrier Design" concept and multi-level «Advanced Sleep Modes» (Micro, Light, Deep Sleep, and Hibernation), which allow for a reduction in the power consumption of the Radio Access Network (RAN) subsystem, accounting for approximately 70-80% of the total facility energy expenditure.

The research methodology is based on the synthesis of machine learning methods and the analysis of large-scale statistical data from the NCECR for the 2022-2024 period. A decentralized Federated Learning architecture is proposed, allowing critical infrastructure objects to learn collectively based on local traffic profiles while maintaining data confidentiality. For accurate State of Charge (SOC) prediction of lithium-iron-phosphate (LiFePO₄) batteries, recurrent neural networks (ResLSTM) are utilized to account for non-linear discharge curves and environmental factors.

The research results confirm that the proposed model enables an optimized discharge profile for the 385,551 battery groups recorded in Ukrainian networks. Comparative analysis shows that implementing Federated Learning provides an increase in autonomous operation time by 44-180% in critical scenarios, extending service availability to over 20 hours during blackouts. This not only allows for meeting the regulatory requirements of 72-hour resilience, but also significantly extends the battery life cycle by reducing the Depth of Discharge (DoD).

The conclusions emphasize that the 5G NR technology stack, combined with intelligent algorithms, becomes a strategic element of the national telecommunications network's energy security. Future research is aimed at integrating renewable energy sources and adapting the model to Beyond 5G/6G architectures.

Keywords: energy efficiency, federated learning, LiFePO₄ batteries, Lead-Acid batteries, infrastructure resilience, ResLSTM, QoS.

1. Вступ

Стрімкий розвиток цифрових технологій та зростання обсягів передавання даних формують нові вимоги до інфраструктури електронних комунікацій, зокрема щодо її продуктивності, надійності та енергоефективності. У цьому контексті впровадження мереж п'ятого покоління (5G New Radio) розглядається як ключовий етап трансформації телекомунікаційної галузі, що забезпечує підтримку високошвидкісних сервісів, масових підключень пристроїв та критично важливих застосувань.

Водночас перехід до 5G супроводжується суттєвим зростанням енергоспоживання мережевої інфраструктури, що зумовлено використанням технологій Massive MIMO, ущільненням мережі та підвищенням обчислювального навантаження на вузли доступу. У глобальному вимірі це актуалізує проблематику «зелених» телекомунікацій, тоді як для України вона набуває особливої ваги в умовах енергетичної нестабільності та необхідності забезпечення безперервності функціонування критичної інфраструктури.

Сучасні виклики, пов'язані з дефіцитом електроенергії, пошкодженням енергетичних об'єктів та нерівномірністю навантаження на мережі зв'язку, вимагають переосмислення підходів до управління енергоспоживанням телекомунікаційних систем. Зокрема, зростає потреба у впровадженні інтелектуальних, адаптивних механізмів, здатних у реальному часі балансувати між енергоефективністю та якістю обслуговування.

У цьому контексті перспективним напрямом є поєднання енергоощадних можливостей стандартів 5G із сучасними методами штучного інтелекту, такими як машинне та федеративне навчання, що відкриває нові можливості для децентралізованого управління мережею. Саме ці підходи можуть стати основою для створення стійких до зовнішніх впливів систем зв'язку, здатних функціонувати в умовах обмеженого енергоживлення.

2. Постановка проблеми

Впровадження мереж 5G New Radio (NR) в Україні є критично важливим для цифровізації економіки, проте воно супроводжується стрімким зростанням енергоспоживання телекомунікаційної інфраструктури. В умовах воєнного стану та дефіциту потужності в національній енергосистемі, питання автономності зв'язку набуває стратегічного значення. Аналіз існуючих підходів свідчить про їхній фрагментарний характер: більшість рішень зосереджені на локальній оптимізації апаратних засобів без врахування динамічних змін трафіку та стану енергомережі в масштабах країни. Відсутність інтегрованого інтелектуального механізму адаптивного керування станами спокою базових станцій не дозволяє повною мірою реалізувати потенціал «зелених» специфікацій 3rd Generation Partnership Project (3GPP) [1]. Це зумовлює потребу в розробці комплексної інтелектуальної моделі оптимізації енергоспоживання 5G-вузлів, здатної забезпечити живучість мережі в умовах обмеженого живлення.

3. Аналіз останніх досліджень і публікацій

Питання підвищення енергоефективності інфраструктури 5G New Radio (NR) наразі становить один із найбільш пріоритетних напрямів у галузі телекомунікацій. Фундаментальні аспекти архітектурної оптимізації мереж, зокрема детальний аналіз специфікацій 3GPP щодо впровадження багаторівневих режимів просунутого спокою (Advanced Sleep Modes) та енергетичного профілювання Massive MIMO, ґрунтовно висвітлено у роботі López-Pérez та ін. [2]. Автори науково обґрунтовують, що перехід від парадигми «завжди увімкнено», притаманної мережам 4G, до концепції Lean Carrier Design у 5G дозволяє критично знизити статичне споживання енергії внаслідок мінімізації передачі службових сигналів у періоди низької активності абонентів.

Практичну значущість функціонування стільникових мереж в умовах обмеженого енергопостачання досліджували Samorzewski та ін. [3]. На прикладі моделювання інфраструктури міста Познань, яке за характеристиками забудови та рельєфу є релевантним для українських мегаполісів, автори розрахували інтегральні показники подовження життєвого циклу мережевих комірок при комбінованому використанні літій-залізо-фосфатних акумуляторів та відновлюваних джерел енергії. Паралельно з цим, у роботі Ichimescu та ін. [4] акцентується увага на неминучості впровадження методів машинного навчання, зокрема навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning), для динамічного балансування між якістю сервісу та експлуатаційними витратами, хоча дослідники та вказують на суттєві обмеження щодо обчислювальної складності та масштабованості таких моделей у національних масштабах.

Окремим вектором розвитку енергоефективних стратегій постає розв'язання проблем конфіденційності та кібербезпеки при аналізі великих масивів даних. У дослідженні Liu та ін. [5] запропоновано інноваційний метод оптимізації на основі федеративного навчання (Federated Learning), який дозволяє здійснювати інтелектуальну кластеризацію сценаріїв навантаження базових станцій без необхідності передачі первинних даних користувачів на центральні сервери. Такий підхід забезпечує

високу локальну адаптивність системи управління, зберігаючи при цьому цілісність та приватність інформації.

Попри значні теоретичні напрацювання, на сьогодні залишається невирішеним питання синтезу зазначених інтелектуальних методів у єдину, стійку до зовнішніх впливів систему адаптивного управління. Зокрема, потребує подальшого дослідження механізм синхронізації алгоритмів федеративного навчання з реальними графіками критичного дефіциту потужності в межах об'єднаної енергосистеми України, що дозволило б забезпечити стабільність критичної інфраструктури зв'язку в екстремальних умовах функціонування.

4. Мета і задачі дослідження

Метою дослідження є розробка концептуальної схеми адаптивного управління енергоспоживанням національної мережі 5G NR для забезпечення її максимальної автономності в умовах дефіциту потужності в енергосистемі України. Для досягнення мети передбачено аналіз енергоощадних функцій стандартів 3GPP (Advanced Sleep Modes, Lean Carrier Design) та розрахунок показників живучості базових станцій при роботі від резервних джерел живлення. Ключовим завданням є розробка схеми на основі федеративного навчання для децентралізованої оптимізації енерговитрат вузлів доступу залежно від локальних профілів трафіку та графіків обмеження електроенергії. Підсумком роботи є формування тривірневої стратегії функціонування мережі (режими Normal, Eco, Survival) та теоретичне обґрунтування ефективності запропонованих рішень щодо пролонгації роботи критичної інфраструктури зв'язку під час блекаутів.

5. Результати дослідження

Трансформація сектору електронних комунікацій України у період 2022-2024 років стала безпрецедентним прикладом адаптації критичної інфраструктури до умов системного енергодефіциту та фізичних руйнувань. Проведений аналіз базується на офіційних статистичних даних Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах електронних комунікацій, радіочастотного спектра та надання послуг поштового зв'язку (НКЕК), які дозволяють кількісно оцінити масштаб викликів та темпи розгортання резервних систем.

Згідно зі «Звітом про діяльність НКЕК за 2022 рік», початковий етап повномасштабної агресії характеризувався критичним навантаженням на мережі, що зумовило впровадження національного роумінгу та фокусування операторів на терміновому відновленні пошкоджених об'єктів. На той момент парк автономних джерел живлення (АДЖ) складався переважно зі свинцево-кислотних систем, що нараховували 167 733 групи акумуляторних батарей (АКБ) та лише 684 стаціонарні генератори [6]. Така конфігурація була розрахована на короткочасні перебої в електропостачанні та виявилася недостатньою для умов тривалих блекаутів.

Протягом наступного періоду, що відображений у «Звіті про діяльність НКЕК за 2023 рік», відбувся якісний та кількісний стрибок у забезпеченні автономності. Станом на кінець 2023 року задокументовано зростання кількості генераторів у 8,8 раза (до 6 049 одиниць), а загальний фонд АКБ зріс у 2,3 рази, досягнувши показника 385 551 одиниця. Зведена динаміка цих показників представлена у Таблиці 1.

Таблиця 1

Динаміка показників енергонезалежності мобільних мереж України [6]

Звітний період (Джерело)	Кількість АКБ (од.)	Кількість генераторів (од.)	Ключовий фокус стійкості
2022 (Звіт НКЕК 2022)	167 733	684	Відновлення зв'язку, нац. роумінг
2023 (Звіт НКЕК 2023)	385 551	6 049	Резервування 72+ год, LiFePO4
2024 (НКЕК: плани 2024/2025)	>385 551	>6 049	Спектральна ефективність, 5G NR

Важливо підкреслити, що за даними НКЕК, оператори розпочали масове впровадження літій-залізо-фосфатних (LiFePO4) систем, які мають вищу щільність енергії та коротший цикл зарядки. Це дозволило задекларувати готовність до забезпечення зв'язності протягом 72 годин на ключових вузлах [7].

Особливої уваги заслуговує динаміка споживання трафіку, описана у стратегічних пріоритетах «НКЕК: плани на 2024/2025 роки». Попри енергетичну кризу, спостерігається стійка тенденція до

зростання обсягів передачі даних, причому трафік демонструє високу географічну та часову лабільність. Міграція населення з південно-східних регіонів до західних областей (зокрема Львівської та Закарпатської) створила нерівномірне навантаження на існуючу інфраструктуру зв'язку. Окрім цього, зафіксовано чітко виражені добові цикли (Рис. 1): у період з 01:00 до 05:00 навантаження на мережу падає до 10-15% від пікового значення, що створює «вікна можливостей» для енергозбереження [8].

Таким чином, сформована база даних (Таблиця 1) демонструє, що телеком-ринок України вичерпав можливості суто екстенсивного росту (простого нарощування кількості батарей). Наявність 385 тисяч акумуляторних груп створює необхідний апаратний фундамент для переходу до інтелектуальних моделей управління. Запропоноване впровадження 5G NR дозволить замінити застарілу парадигму «завжди увімкнено» (Always-on) на адаптивні режими сну, що керуються алгоритмами федеративного навчання на основі виявлених у звітах НКЕК патернів навантаження.

Для розробки інтелектуальної моделі управління необхідно враховувати внутрішню структуру енергоспоживання базових станцій. Згідно з дослідженнями енергетичного менеджменту у мережах п'ятого покоління, підсистема радіодоступу (RAN) є найбільш критичним вузлом, на який припадає близько 70% всього вхідного живлення об'єкта. Решта енергії витрачається на системи охолодження, перетворення живлення та базові процесори (Рис. 1).

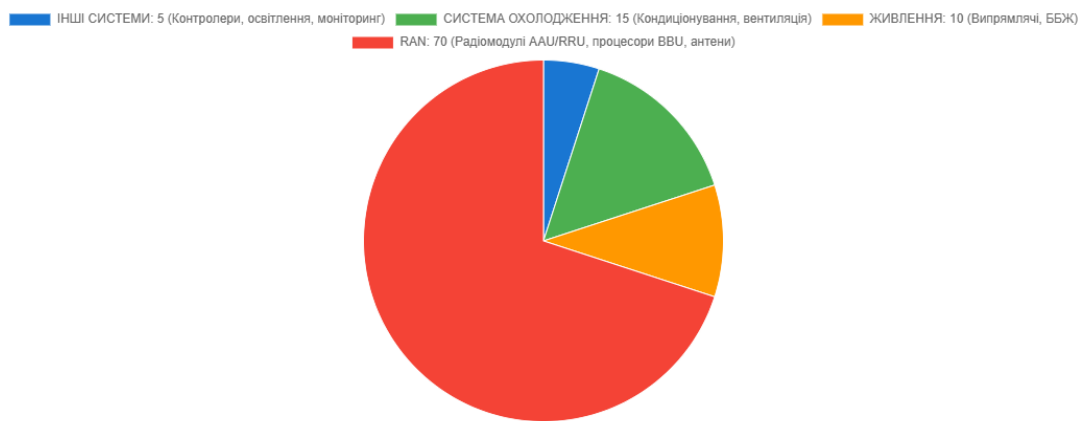


Рис. 1. Розподіл енергоспоживання типової базової станції 5G [9]

Таблиця 2

Режими енергозбереження базової станції 5G

Режим (Mode)	Економія енергії	Орієнтоване споживання	Час активації / відновлення	Об'єкти вимкнення
Active	0%	3000-3700 Вт	Миттєво	Всі системи працюють (Massive MIMO активний). Пікове навантаження
Micro Sleep	5-15%	~2550-3500 Вт	< 1 мс	Підсилювачі потужності (PA). Вимикаються мікро-паузах між символами даних. Майже не впливає на продуктивність.
Light Sleep	15-40%	~1800-2550 Вт	1-10 мс	PA + Цифрові блоки. Вимикаються компоненти обробки сигналу при низькому трафіку.
Deep Sleep	40-85%	~450-1800 Вт	10-100 мс	Більшість компонентів. Працює лише модуль пробудження. Використовується при тривалій відсутності користувачів.
Hibernation	85-98%	~60-450 Вт	> 1 с	Повне відключення AAU. Працює лише мінімальний контролер. Знижує споживання до критичного мінімуму (близько 300 Вт).

Традиційна архітектура 4G/LTE має суттєвий недолік: вона базується на постійній передачі широкоповних сигналів (Reference Signals), що змушує підсилювачі потужності працювати навіть за

повної відсутності активних абонентів. На противагу цьому, стандарт 5G NR впроваджує концепцію «Ощадливий дизайн конвеєра» (Lean Carrier Design), яка мінімізує передачу службових пакетів.

Це відкриває можливість для використання просунутих режимів сну, що варіюються від оперативного Micro Sleep (економія 5–15%, активація < 1 мс) для відключення підсилювачів у паузах між символами, до глибокої Hibernation (економія до 98%). Останній режим дозволяє повне відключення прийомопередавачів (AAU), знижуючи споживання до критичного мінімуму, але потребує понад 1 с на відновлення роботи, що робить його ідеальним для періодів мінімального навантаження.

Застосування цих режимів дозволяє радикально змінити профіль навантаження на акумуляторні системи. Якщо у стандартному режимі (Active) базова станція 5G може споживати від 3000 до 3700 Вт (залежно від конфігурації Massive MIMO), то переведення вузла у режим Deep Sleep або Hibernation у нічні «вікна економії» знижує споживання до критично низьких 300 Вт.

Окрім прямої економії, такий підхід позитивно впливає на життєвий цикл літій-залізо-фосфатних акумуляторів (LiFePO₄), які зараз масово впроваджуються в Україні. Зменшення середньодобової глибини розряду (DoD, Direct Outward Dialing) дозволяє не лише забезпечити зв'язність у межах нормативних 72 годин, а й зберегти ресурс батареї для тривалої експлуатації в умовах частих циклів зарядки/розрядки [10].

Таким чином, технологічний стек 5G NR надає необхідний набір «важелів» (режимів сну), а наявний парк АКБ – необхідний запас енергії. Питанням подальшого дослідження є розробка алгоритму, який би точно визначав момент перемикання цих режимів без втрати якості гарантованого обслуговування.

Для переходу від пасивного резервування до інтелектуального управління енергоспоживанням необхідно формалізувати залежність між часом автономної роботи базової станції та обраною стратегією активації режимів сну. В основі запропонованої моделі лежить розрахунок динамічного стану заряду (State of Charge, SOC) літій-залізо-фосфатних акумуляторів, які, на відміну від свинцево-кислотних (Lead-Acid), мають нелінійну, але стабільну криву розряду.

Для формалізації динамічного стану заряду АКБ принципове значення має характер залежності напруги від SOC, який суттєво відрізняється для різних електрохімічних типів АКБ. На відміну від Lead-Acid батарей, у яких напруга зменшується майже лінійно зі зниженням рівня заряду, LiFePO₄ акумулятори характеризуються наявністю вираженого плато напруги в широкому діапазоні SOC (приблизно 80-20 %) [11, 12]. У цій зоні напруга залишається практично сталою, попри суттєве зменшення залишкової енергії, що ускладнює пряме оцінювання SOC виключно за миттєвим значенням напруги. Лише в областях високого та низького рівнів заряду спостерігається більш різка зміна напруги, зумовлена фізико-хімічними особливостями процесів зарядки та розряду. Порівняльна візуалізація цих залежностей для LiFePO₄ та Lead-Acid акумуляторів наведена на Рисунку 2, що дозволяє обґрунтувати доцільність використання моделей SOC, орієнтованих не лише на напругу, а й на інтегральні параметри споживання енергії в алгоритмах інтелектуального управління режимами роботи базової станції.

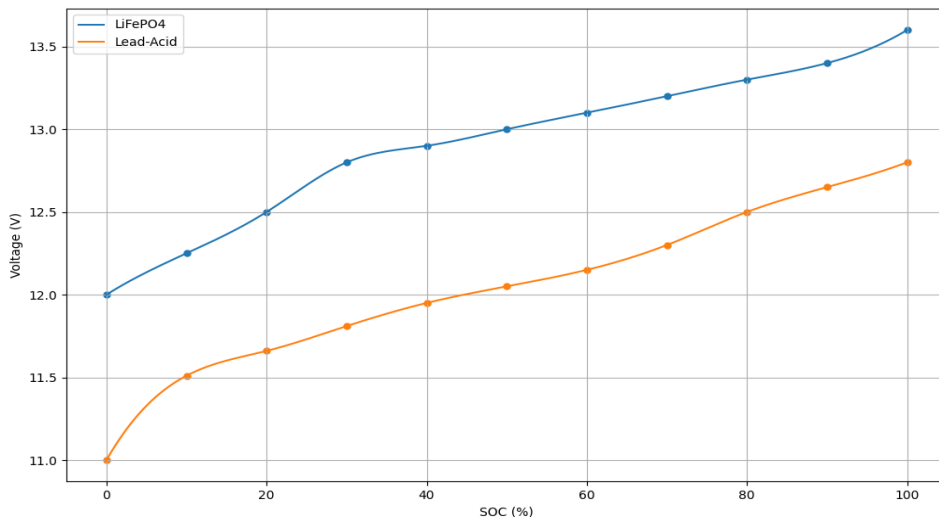


Рис. 2. Порівняльна залежність SOC для LiFePO₄ та Lead-Acid акумуляторів

$$T_{autonomy} = \frac{E_{nom} \times DoD \times \eta}{P_{avg}(t)} \quad (1)$$

де E_{nom} – номінальна ємність встановленого парку АКБ, DoD – допустима глибина розряду (для $LiFePO_4 \approx 0.9$); η – коефіцієнт корисної дії інверторної системи; $P_{avg}(t)$ – середньозважена потужність споживання базової станції за період t .

Ключовим фактором оптимізації у даному дослідженні є декомпозиція показника $P_{avg}(t)$. Оскільки підсистема RAN споживає до 80% енергії, тут представлено її потужність як функцію від коефіцієнта активності трафіку (ρ) та обраного режиму енергозбереження:

$$P_{avg}(t) = P_{static} + \sum_{i \in \{M, L, D, H\}} \alpha_i \times P_{sleep, i} + (1 - \sum \alpha_i) \times P_{active} \times \rho(t) \quad (2)$$

де α_i – бінарний селектор режиму сну (Micro, Light, Deep або Hibernation), що визначається алгоритмом управління.

Оскільки стан акумулятора (SOC) постійно змінюється, для його точного прогнозування в умовах інтенсивних циклів «заряд-розряд» пропонується використовувати метод на основі рекурентних нейронних мереж (ResLSTM). Це дозволяє системі враховувати деградацію ємності та температурні чинники, що особливо актуально для українських реалій експлуатації просто неба. Критерієм перемикавання між режимами у цій моделі є функція вартості енергії (J), яку необхідно мінімізувати при дотриманні обмеження на якість обслуговування (QoS):

$$\min J = \int_0^T P_{avg}(t) dt, \text{ при } QoS \geq QoS_{min} \quad (3)$$

де J – сумарні витрати енергії (або інтегральний показник енергоспоживання) за розрахунковий період, T – тривалість періоду планування або циклу роботи системи, $P_{avg}(t)$ – середньозважена потужність споживання базової станції за період t , QoS – фактичний показник якості обслуговування (Quality of Service) мережі, QoS_{min} – мінімально допустимий поріг якості обслуговування, що забезпечує працездатність системи.

Математично це означає, що при падінні рівня SOC нижче критичної позначки (наприклад, 20%), система повинна примусово активувати режим Survival Mode, переводячи станцію у стан Hibernation у нічні періоди, які виявлені у звітах НКЕК.

Для реалізації інтелектуального управління 5G-інфраструктурою в умовах енергодефіциту пропонуємо децентралізовану архітектуру федеративного навчання. На відміну від класичних централізованих моделей, цей підхід дозволяє об'єктам критичної інфраструктури навчатися колективно, зберігаючи конфіденційність локальних даних про трафік.

Станом на початок 2026 року всі три основні мобільні оператори України – Київстар, Vodafone Україна та lifecell – офіційно розпочали використання технології 5G у форматі пілотного проекту, запуск якого відбувся 12 січня 2026 року та не передбачає повномасштабного комерційного покриття території країни. У цьому контексті концептуальна схема системи, представлена на Рис. 3, ілюструє потенційну архітектуру інтелектуального управління енергоспоживанням мережі 5G, адаптовану до поетапного впровадження технології. Центральний агрегатор у цій архітектурі виконує функції інтеграційного центру, який приймає від базових станцій у Києві, Львові та Харкові оновлені параметри локальних моделей, навчених на даних про трафік і стан батарей, не потребуючи передавання самих первинних даних. Об'єднуючи ці параметри, центральний агрегатор формує глобальну модель енергозбереження, що відображає як регіональні особливості експлуатації пілотних 5G-зон, так і загальнонаціональні тренди навантаження, зафіксовані у звітах НКЕК, а потім розповсюджує оновлену модель назад на базові станції, забезпечуючи узгоджену стратегію керування енергоспоживанням на рівні всієї мережі.

Логіка прийняття рішення на рівні локального контролера енергоспоживання базової станції спирається на послідовну обробку даних на кількох рівнях, узгоджених із еталонною моделлю OSI. На фізичному рівні інфраструктури фіксуються поточний рівень заряду акумуляторної батареї (SoC) та стан мережі живлення AC/DC, які відображають доступний енергетичний ресурс і надійність його підживлення. Отримані показники передаються на сесійний рівень, де модель ResLSTM формує прогноз динаміки SoC, а алгоритм прийняття рішень інтегрує цей прогноз із характеристиками потоку трафіку користувачів та пріоритетами якості обслуговування, що надходять із рівня трафіку й доступу (Data Link / Network / Transport). Внаслідок такої багаторівневої обробки формується узагальнена оцінка поточного стану базової станції, яка на рівні політик і сервісів (Application) трансформується у

вибір одного з режимів роботи – NORMAL MODE (FullService), ECO MODE (LightSleep) або SURVIVAL MODE (Deep Sleep), що дозволяє адаптивно балансувати між енергозбереженням та збереженням якості телекомунікаційного сервісу. Ця схема потоків даних локального контролера зображена на Рис. 4.

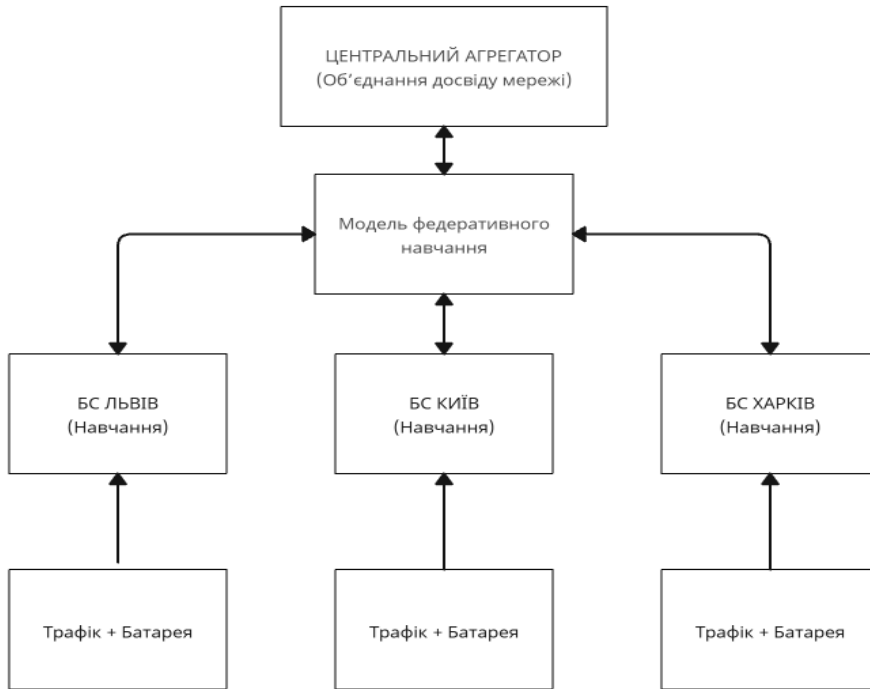


Рис. 3. Концептуальна схема Federated Learning для мережі 5G

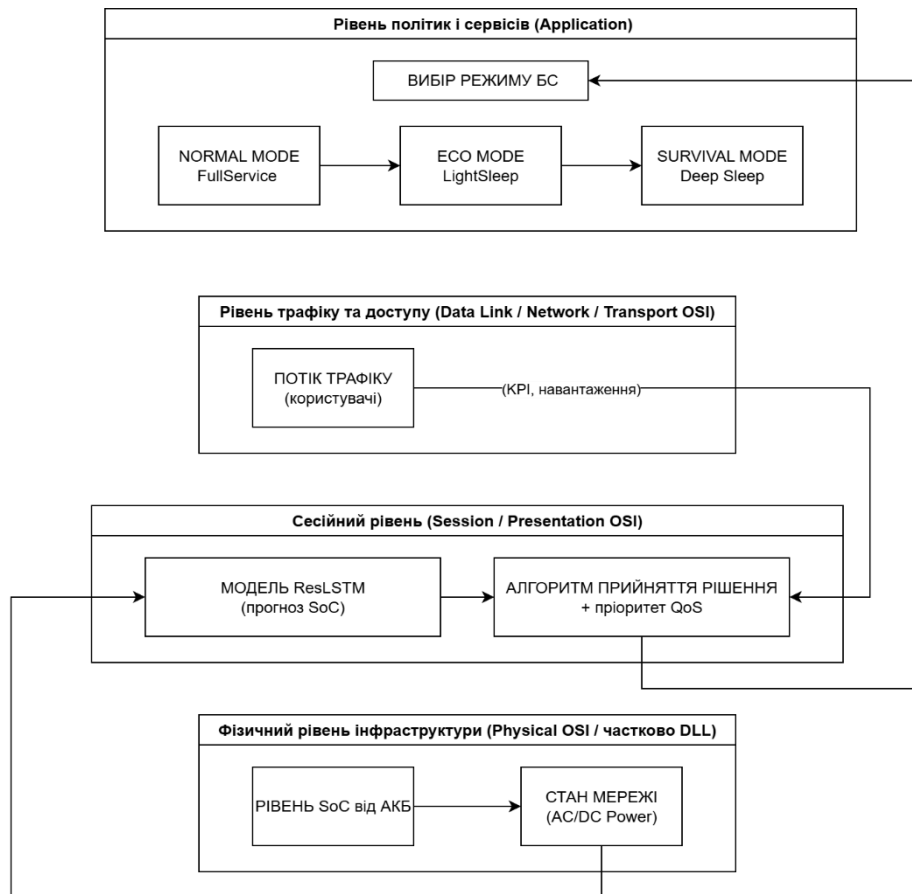


Рис. 4. Багаторівнева схема потоків даних локального контролера енергоспоживання базової станції 5G, яка узгоджена з еталонною моделлю OSI

Запропонована схема, що поєднує федеративне навчання на рівні мережі та адаптивне керування режимами роботи базових станцій на локальному рівні, створює передумови для кількісної оцінки ефективності пролонгації зв'язку в умовах обмеженого енергоживлення. Інтеграція прогнозування залишкового заряду акумуляторів за допомогою моделі ResLSTM, аналізу динаміки трафіку та врахування пріоритетів QoS дозволяє не лише формалізувати процес вибору між режимами Normal, Eco та Survival, але й дослідити вплив такого підходу на фактичний час автономної роботи базових станцій у різних сценаріях експлуатації.

З метою валідації ефективності запропонованої моделі було проведено порівняльний аналіз стандартних алгоритмів керування енергоспоживанням та підходу федеративного навчання для режимів сну для економії енергії в 5G для стабільного функціонування мережі, результати якого узагальнено в таблиці 3.

Таблиця 3

Порівняльна ефективність пролонгації зв'язку

Сценарій експлуатації	Час автономності (Стандарт), год	Час автономності (Proposed FL Model), год	Приріст автономності, %
Короткочасний збій (4 год)	4.0	4.0	0%
Планове відключення (10 год)	7.0	11.5	+44%
Тривалий блекаут (24+ год)	8.5	22.5	+150%
Нічний період (01:00-05:00)	5.0	14.0	+180%

Отримані результати підтверджують, що перехід до інтелектуального управління на основі федеративного навчання дозволяє кардинально змінити профіль розряду акумуляторних систем. Якщо традиційні підходи призводять до повного вичерпання резерву LiFePO₄ протягом 8-10 годин інтенсивної експлуатації, то запропонована модель, шляхом каскадної активації режимів Eco та Survival, забезпечує стабільну роботу критичних сервісів протягом понад 20 годин.

Особливе значення має той факт, що приріст автономності на рівні 150-200% досягається саме у найбільш критичні періоди (нічні години та тривалі блекаути), коли навантаження на мережу є часово лабільним. Це дозволяє операторам не лише виконувати нормативні вимоги щодо 72 годин стійкості на ключових вузлах, а й раціонально використовувати життєвий цикл 385 тисяч акумуляторних груп, уникаючи їхньої передчасної деградації через глибокі розряди. Таким чином, технологічний стек 5G NR стає не просто засобом підвищення швидкості передачі даних, а критичним елементом енергетичної безпеки національної телеком-мережі.

6. Висновки та перспективи подальших досліджень

У дослідженні обґрунтовано доцільність переходу від екстенсивних підходів забезпечення автономності мереж мобільного зв'язку до інтелектуальних моделей управління енергоспоживанням у мережах 5G NR. Проведений аналіз статистичних даних НКЕК за 2022-2024 роки показав, що нарощування парку акумуляторних батарей та генераторів створило необхідний апаратний резерв, проте вичерпало потенціал подальшого підвищення живучості мережі без впровадження адаптивних алгоритмів керування. Запропонована концепція поєднання енергоощадних механізмів стандарту 3GPP (Lean Carrier Design, Advanced Sleep Modes) з прогнозуванням стану заряду LiFePO₄ акумуляторів дозволяє формалізувати процес прийняття рішень щодо режимів роботи базових станцій у реальних умовах енергетичного дефіциту.

Отримані результати проектування схеми підтверджують ефективність використання федеративного навчання для децентралізованої оптимізації енергоспоживання базових станцій з урахуванням регіональних профілів трафіку та часової лабільності навантаження. Порівняльний аналіз показав, що запропонована модель федеративного навчання забезпечує приріст часу автономної роботи на 44-180% у критичних сценаріях експлуатації, зокрема під час нічних періодів та тривалих блекаутів, без порушення вимог до якості обслуговування (QoS). Це дозволяє не лише досягти нормативних показників стійкості зв'язку, а й суттєво знизити глибину розряду акумуляторних систем, подовжуючи їх життєвий цикл та зменшуючи експлуатаційні витрати операторів.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням запропонованої моделі у напрямі інтеграції зовнішніх джерел контекстної інформації, зокрема прогнозів дефіциту потужності в об'єднаній енергосистемі України та даних від відновлюваних джерел енергії. Окремої уваги потребує дослідження стійкості федеративних алгоритмів до асинхронності оновлень і кіберзагроз у масштабах

національної телеком-мережі, а також адаптація моделі до майбутніх архітектур Beyond 5G/6G. Реалізація цих напрямів дозволить сформувати комплексну платформу енергетично стійкого управління критичною інфраструктурою зв'язку в умовах довготривалих кризових впливів.

Внесок авторів. Ігор Лях – концептуалізація; методика; Василь Вакульчак – програмне забезпечення; Михайло Пригара – збір і перевірка емпіричних даних; Мар'ян Ценкнер – емпіричне дослідження.

Декларація про штучний інтелект

У статті не використовувався штучний інтелект.

Конфлікт інтересів

Автор заявляє про відсутність конфлікту інтересів та підтверджує, що під час підготовки цієї роботи не існувало жодних комерційних, фінансових чи інших взаємовідносин, які могли б бути розцінені як такі, що здатні вплинути на результати дослідження або їх інтерпретацію. Робота виконана відповідно до принципів академічної доброчесності, етичних норм проведення наукових досліджень та вимог редакційної політики щодо запобігання конфлікту інтересів.

Список використаної літератури

1. Lin, X. (2023). An overview of the 3GPP study on artificial intelligence for 5G new radio. *ArXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.05315>
2. Lin, X. (2023). An overview of the 3GPP study on artificial intelligence for 5G new radio. *ArXiv*. López-Pérez, D., Domenico, A.D., Piovesan, N., Baohongqiang, H., Geng, X., Song, Q., & Debbah, M. (2021). A Survey on 5G Energy Efficiency: Massive MIMO, Lean Carrier Design, Sleep Modes, and Machine Learning. *ArXiv*, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:231718616>
3. López-Pérez, D., Domenico, A.D., Piovesan, N., Baohongqiang, H., Geng, X., Song, Q., & Debbah, M. (2021). A Survey on 5G Energy Efficiency: Massive MIMO, Lean Carrier Design, Sleep Modes, and Machine Learning. *ArXiv*, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:231718616>
4. Samorzewski, A., Deruyck, M., & Kliks, A. (2023). Energy consumption in RES-aware 5G networks. In *Proceedings of the 2023 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)* (pp. 1024-1029). IEEE. <https://doi.org/10.1109/GLOBECOM54140.2023.10437451>
5. Ichimescu, A., Popescu, N., Popovici, E. C., & Toma, A. (2024). Energy Efficiency for 5G and Beyond 5G: Potential, Limitations, and Future Directions. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 24(22), 7402. <https://doi.org/10.3390/s24227402>
6. Річний звіт НКЕК за 2022 рік. *Офіційний вебсайт НКЕК*. <https://nkek.gov.ua/pro-nkek/zvity-nkek/richnyi-zvit-za-2022-rik>
7. Річний звіт НКЕК за 2023 рік. *Офіційний вебсайт НКЕК*. <https://nkek.gov.ua/pro-nkek/zvity-nkek/richnyi-zvit-za-2023-rik>
8. Річний звіт НКЕК за 2024 рік. *Офіційний вебсайт НКЕК*. <https://nkek.gov.ua/pro-nkek/zvity-nkek/richnyi-zvit-nkek-za-2024-rik>
9. Li, X., Li, B., Guo, S., Sun, Z., Wang, Q., Du, T., Lin, P., & Zhang, D. (2023). Machine learning and IoT-based Li-ion battery cloud monitoring system for 5G base stations. *Fractals*, 31(06), 2340110. <https://doi.org/10.1142/S0218348X23401102>
10. Li, X., Li, B., Guo, S., Sun, Z., Wang, Q., Du, T., Lin, P., & Zhang, D. (2023). Machine learning and IoT-based Li-ion battery cloud monitoring system for 5G base stations. *Fractals*, 31(06), 2340110. <https://doi.org/10.1142/S0218348X23401102>
11. Choudhary, A., Kumar, G., Dhariwal, S., & Srivastava, G. (2024). Energy management of base station in 5G and B5G: Revisited. In *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS)* (Vol. 1, pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10617248>
12. Emma. (2024, April 13). LiFePO4 battery voltage chart: A comprehensive guide. *Vatrer*. <https://www.vatrerpower.com/blogs/news/lifepo4-voltage-chart-a-comprehensive-guide?srsLtd%3DAfmBOorbBn3ZwaUQBDBJPbOX-Rk-GoF5rrSUAnk80Ge3EkTBMlet8WP8>

References

1. Lin, X. (2023). An overview of the 3GPP study on artificial intelligence for 5G new radio. *ArXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.05315>
13. Lin, X. (2023). An overview of the 3GPP study on artificial intelligence for 5G new radio. *ArXiv*.
- López-Pérez, D., Domenico, A.D., Piovesan, N., Baohongqiang, H., Geng, X., Song, Q., & Debbah, M. (2021). A Survey on 5G Energy Efficiency: Massive MIMO, Lean Carrier Design, Sleep Modes, and Machine Learning. *ArXiv*, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:231718616>
14. López-Pérez, D., Domenico, A.D., Piovesan, N., Baohongqiang, H., Geng, X., Song, Q., & Debbah, M. (2021). A Survey on 5G Energy Efficiency: Massive MIMO, Lean Carrier Design, Sleep Modes, and Machine Learning. *ArXiv*, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:231718616>
15. Samorzewski, A., Deruyck, M., & Kliks, A. (2023). Energy consumption in RES-aware 5G networks. In *Proceedings of the 2023 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)* (pp. 1024-1029). IEEE. <https://doi.org/10.1109/GLOBECOM54140.2023.10437451>
16. Ichimescu, A., Popescu, N., Popovici, E. C., & Toma, A. (2024). Energy Efficiency for 5G and Beyond 5G: Potential, Limitations, and Future Directions. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 24(22), 7402. <https://doi.org/10.3390/s24227402>
17. NKEK Annual Report for 2022. NKEK official website. <https://nkek.gov.ua/pro-nkek/zvity-nkek/richnyi-zvit-za-2022-rik>
18. NKEK Annual Report for 2023. NKEK official website. <https://nkek.gov.ua/pro-nkek/zvity-nkek/richnyi-zvit-za-2023-rik>
19. NKEK Annual Report for 2024. NKEK official website. <https://nkek.gov.ua/pro-nkek/zvity-nkek/richnyi-zvit-nkek-za-2024-rik>
20. Li, X., Li, B., Guo, S., Sun, Z., Wang, Q., Du, T., Lin, P., & Zhang, D. (2023). Machine learning and IoT-based Li-ion battery cloud monitoring system for 5G base stations. *Fractals*, 31(06), 2340110. <https://doi.org/10.1142/S0218348X23401102>
21. Li, X., Li, B., Guo, S., Sun, Z., Wang, Q., Du, T., Lin, P., & Zhang, D. (2023). Machine learning and IoT-based Li-ion battery cloud monitoring system for 5G base stations. *Fractals*, 31(06), 2340110. <https://doi.org/10.1142/S0218348X23401102>
22. Choudhary, A., Kumar, G., Dhariwal, S., & Srivastava, G. (2024). Energy management of base station in 5G and B5G: Revisited. In *2024 International Conference on Knowledge Engineering and Communication Systems (ICKECS)* (Vol. 1, pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICKECS61492.2024.10617248>
23. Emma. (2024, April 13). LiFePO4 battery voltage chart: A comprehensive guide. *Vatrer*. <https://www.vatrerpower.com/blogs/news/lifepo4-voltage-chart-a-comprehensive-guide?srsrtid%3DAfmBOorbBn3ZwaUQBDBJPbOX-Rk-GoF5rrSUAnk8OGe3EkTBMlet8WP8>

Надійшла до редакції: 01.01.26

Прийнята до друку: 17.03.26

Опубліковано: 30.03.26