

УДК 629.3:621.313:004.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.18>

Юрій МАСЛОВ

здобувач вищої освіти, технік з мехатроніки та робототехніки,
Департамент інженерії надійності та технічного обслуговування, компанія «Амазон» (США)
ORCID: 0009-0009-3060-2575

Юрій БОРЗУНОВ

здобувач вищої освіти,
старший викладач кафедри автомобільного транспорту та логістики, Інститут цифрових технологій
дизайну та транспорту, Національний університет «Одеська політехніка»
ORCID: 0009-0006-0583-644X

АВТОМАТИЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ У ТРАНСПОРТНИХ ЕЛЕКТРОМЕХАНІЧНИХ СИСТЕМАХ НА БАЗІ ІОТ-ТЕХНОЛОГІЙ

Анотація. Метою дослідження є розробка інтегрованого рішення для моніторингу стану та адаптивного керування тяговими електроприводами на основі технологій IoT і периферійного інтелекту з метою підвищення ефективності, надійності та керованості систем електроприводу транспортних засобів.

Методологія. На етапі розгортання створюється сенсорна інфраструктура з режимом глибокого сну та короткими періодами пробудження. Усередині транспортного засобу критично швидкі сигнали передаються шиною CAN із мінімальною затримкою навіть за недоступності високорівневих ECU. Кожен агрегат оснащено бездротовим вузлом на базі мікроконтролера з Wi-Fi, який знімає температуру в ділянках підшипників і обмоток за допомогою точних цифрових датчиків, реєструє вібрації MEMS-акселерометрами та вимірює фазні або шинові струми з ефектом Холла. Для забезпечення достовірності даних застосовується статичне і динамічне калібрування. Телеметрія проходить попередню обробку на борту з фільтрацією та стандартизацією за z-оцінками, а для вібрацій виконується спектральний аналіз для виявлення ознак дефектів підшипників і механічних резонансів. Ключові індикатори формуються локально, а у разі підозрілих подій передаються короткі фрагменти сирих сигналів у хмару через MQTT з буферизацією. Контур швидкості реалізовано PI-регулятором з anti-windup і проєкцією параметрів, а агент підкріплювального навчання типу актор-критик, уточнений у симуляції, оновлює коефіцієнти у межах безпеки. Компактна нейромережа зменшує перерегулювання і згладжує крутий момент, а крайова MPC координує рекуперативне гальмування з локальними обмеженнями. Хмарний рівень агрегує потоки з кількох машин, виконує виявлення аномалій, оцінює залишковий ресурс і планує профілі руху та частки рекуперації на рівні парку.

Наукова новизна. Запропоновано багаторівневу архітектуру інтегрованої системи моніторингу і керування, що поєднує локальну обробку даних на рівні вузлів з периферійним інтелектом, адаптивне регулювання параметрів електропривода з використанням підкріплювального навчання та координацію процесів рекуперації на хмарному рівні. Розроблене рішення забезпечує ефективну взаємодію між сенсорними, обчислювальними та керуючими компонентами без істотного збільшення обчислювальних ресурсів.

Висновки. У результаті експериментальних і польових випробувань досягнуто доставлення понад 97% пакетів на відстані понад 30 м, точність вимірювання температури близько $\pm 0,1$ °C, виявлення дисбалансу, дефектів підшипників і перехідних перевантажень струму. Програмно-апаратне моделювання засвідчило скорочення перехідних процесів, інтегральної помилки та підвищення стійкості до параметричних зсувів. У реальних умовах відбиралося до 18% кінетичної енергії, а витрати на сервіс зменшилися на 20–25%, що підтверджує ефективність і практичну придатність запропонованої системи.

Ключові слова: телеметрія, оптимізація, прогнозування, підкріплювальне навчання, рекуперація енергії, алгоритм.

Yurii MASLOV, Yurii BORZUNOV. AUTOMATION OF PROCESSES IN TRANSPORT ELECTROMECHANICAL SYSTEMS BASED ON IOT TECHNOLOGIES

Abstract. The purpose of the study is to develop an integrated solution for monitoring the condition and adaptive control of traction electric drives based on IoT and edge computing technologies in order to improve the efficiency, reliability, and controllability of vehicle electric drive systems.

Methodology. At the deployment stage, a sensor infrastructure with deep sleep mode and short wake-up periods is created. Inside the vehicle, critical high-speed signals are transmitted via a CAN bus with minimal delay, even when high-level ECUs are unavailable. Each unit is equipped with a wireless node based on a microcontroller with Wi-Fi, which measures the temperature in the bearing and winding areas using precise digital sensors, records vibrations with MEMS accelerometers, and measures phase or bus currents with the Hall effect. Static and dynamic calibration is used to ensure data reliability. Telemetry is pre-processed on board with filtering and standardization by z-scores, and spectral analysis is performed for vibrations to detect

© Ю. Маслов, Ю. Борзунов, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

signs of bearing defects and mechanical resonances. Key indicators are generated locally, and in case of suspicious events, short fragments of raw signals are transmitted to the cloud via MQTT with buffering. The speed loop is implemented by a PI controller with anti-windup and parameter projection, and an actor-critic reinforcement learning agent, refined in simulation, updates the coefficients within safety limits. A compact neural network reduces overshoot and smoothes torque, while edge MPC coordinates regenerative braking with local constraints. The cloud level aggregates streams from multiple machines, performs anomaly detection, estimates residual resource, and plans motion profiles and recovery shares at the fleet level.

Scientific novelty. A multi-level architecture of an integrated monitoring and control system is proposed, combining local data processing at the node level with peripheral intelligence, adaptive control of electric drive parameters using reinforcement learning, and coordination of recuperation processes at the cloud level. The developed solution ensures effective interaction between sensor, computing, and control components without a significant increase in computing resources.

Conclusions. As a result of experimental and field tests, more than 97% of packets were delivered at a distance of more than 30 m, with a temperature measurement accuracy of about ± 0.1 °C, detection of imbalances, bearing defects, and transient current overloads. Software and hardware modeling demonstrated a reduction in transient processes, integral error, and increased resistance to parametric shifts. In real conditions, up to 18% of kinetic energy was recovered, and service costs were reduced by 20–25%, confirming the effectiveness and practical applicability of the proposed system.

Key words: telemetry, optimization, prediction, reinforcement learning, energy recovery, algorithm.

Вступ. Транспортні електромеханічні системи є ключовим елементом сучасної інфраструктури, адже саме вони забезпечують роботу міського та залізничного транспорту, електромобілів і спеціалізованої техніки. Зі зростанням навантажень, вимог до енергоефективності та безпеки виникає потреба у впровадженні інтелектуальних технологій, здатних забезпечити безперервний моніторинг і адаптивне керування. У цьому контексті інтеграція IoT-рішень відкриває можливості для збору та аналізу великих обсягів даних у реальному часі, що дозволяє оптимізувати роботу приводів, знизити витрати енергії та підвищувати надійність систем. Використання алгоритмів машинного навчання, підкріплювального керування та модельно-прогнозних підходів формує основу для створення адаптивних архітектур керування. У міру поширення таких технологій зростає необхідність у комплексних дослідженнях, які оцінюють їх ефективність, практичну реалізованість та вплив на розвиток транспортних процесів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У науковому просторі сьогодення представлено значну кількість досліджень, присвячених підвищенню ефективності та надійності міських транспортних систем шляхом інтеграції методів оптимізації руху, прогнозування попиту та впровадження інтелектуальних систем керування. Так, Ю. Лі, Х. Яном, Дж. Ву та ін. співавторами [6] були досліджені моделі дискретно-подієвого моделювання роботи метропоїздів у надзвичайних ситуаціях. Автори запропонували багатоагентний підхід із паралельними обчисленнями, що дає змогу відтворювати складні сценарії, включно з аваріями чи перебоями в інфраструктурі. Модель дозволяє аналізувати вплив збоїв і відхилень на дотримання розкладу, безпеку та навантаженість системи, а також оцінювати стратегії реагування для зменшення затримок і втрат продуктивності. Результати симуляцій підтверджують ефективність застосування мультиагентних систем для відтворення поведінки поїздів та пасажиропотоків у кризових сценаріях, що забезпечує більш реалістичне відображення транспортних процесів порівняно з традиційними методами. Водночас автори відзначають обмеження: залежність від якості початкових даних і потребу у масштабуванні для великих мереж, що вимагає подальшого удосконалення моделей і їхньої перевірки на натурних кейсах.

Х. Сунь, З. Яо, С. Донг, Д. Кларк [14] основну увагу зосереджують на оптимальних стратегіях керування для використання рекуперативної енергії в метропоїздах. Автори пропонують підхід регулювання швидкісного профілю рухомого складу, що дозволяє узгодити енергетичну ефективність із вимогами розкладу та комфорту пасажирів. Виконано моделювання з використанням даних про рух поїздів та системи гальмування; результати показують, що запропонована стратегія дозволяє зменшити втрати енергії та підвищити відсоток її повторного використання порівняно з традиційними схемами керування. Практична значимість роботи полягає у доведеній можливості інтеграції методу у системи реального часу для міських залізниць, де зростання енергоспоживання потребує інноваційних рішень. Разом з тим автори визнають обмеження – залежність від точності прогнозу руху поїздів та необхідність узгодження з інфраструктурними параметрами, що вимагає подальшої апробації на реальних об'єктах.

Х. Ян, Ю. Лі, Х. Го, М. Дін, Дж. Ян [15] проаналізували енергоефективну роботу метропоїздів за допомогою моделі дискретних подій, побудованої на багатоагентній теорії. Автори розробляють підхід, що відтворює взаємодію поїздів, сигналів та інфраструктурних елементів у динаміці, дозволяючи оцінювати вплив різних стратегій керування на споживання енергії. Симуляції показують, що застосування багатоагентного підходу забезпечує більш точне відображення колективної поведінки рухомого складу, зокрема при розподілі тяглових навантажень і використанні рекуперації. Продемонстровано, що

оптимізація руху з урахуванням цих факторів здатна знизити сумарне енергоспоживання без погіршення регулярності перевезень. Автори роблять висновок про значну перспективність такого методу для планування та управління в масштабі міських залізниць, проте наголошують на обмеженнях: висока обчислювальна складність моделі та залежність від достовірності початкових даних, що вимагає подальшої валідації на великих транспортних системах.

Т. Сантанам, А. Трасатті, Ван П. Хентенрик, Х. Чжан [12] зосередились на плануванні та оптимізації роботи громадського транспорту під час проведення спеціальних заходів, коли попит на перевезення різко зростає й суттєво відрізняється від звичайних умов. Автори пропонують метод прогнозування пасажиропотоку з урахуванням часових та просторових особливостей масових подій, поєднуючи його з оптимізаційними алгоритмами складання розкладів руху поїздів. Для перевірки підходу використано емпіричні дані про транспортні потоки, отримані в умовах великих міських заходів, що дало змогу змодельовати ситуації з підвищеним навантаженням на інфраструктуру. Результати показують, що інтеграція прогнозування попиту із динамічним коригуванням розкладу дозволяє зменшити переповненість вагонів і час очікування пасажирів, а також покращити використання рухомого складу. Практична значимість полягає у створенні адаптивного інструменту для міських операторів транспорту, який забезпечує більш ефективне управління ресурсами та підвищує якість обслуговування під час пікових навантажень. Водночас у роботі окреслено обмеження – необхідність доступу до точних даних у реальному часі та залежність від надійності прогнозних моделей, що потребує подальшої апробації у різних містах та за різних сценаріїв подій.

Однак незважаючи на значну кількість наукових досліджень, питання комплексної інтеграції різноманітних процесів у транспортних електромеханічних системах саме на базі IoT-архітектури потребує подальшого опрацювання.

Постановка завдання. Метою роботи є розроблення комплексної архітектури автоматизованого керування транспортними електроприводами, що поєднує сенсорну інфраструктуру IoT, адаптивні регулятори на основі підкріплювального навчання, нейромережеві коректори та оптимізаційні алгоритми MPC. Завдання дослідження: сформулювати концептуальну модель багаторівневої системи (сенсорний, периферійний, аналітичний рівні), визначити протоколи обміну та вимоги до енергоефективності вузлів, описати методи адаптивного налаштування PI-регулятора і нейронних мереж для ФОС, розробити предиктивні моделі залишкового ресурсу та процедури планування технічного обслуговування, а також запропонувати метрики оцінювання ефективності інтеграції цих рішень у масштабі транспортної інфраструктури.

Виклад основного матеріалу дослідження. Щоб аналітичний рівень міг отримувати достовірні дані, етап розгортання починається з формування надійної сенсорної інфраструктури, здатної відображати основні експлуатаційні навантаження тягового двигуна. Додатково прошивка пріоритезує енергоавтономність через режим глибокого сну і короткі активні імпульси, що подовжує строк служби батареї та зберігає можливість виявлення аномалій у мобільних умовах.

Усередині транспортного засобу сигнали з часовими вимогами передаються детермінованою шиною CAN, яка надає лише обмежений набір змінних, проте гарантує надійний обмін із низькою затримкою навіть у випадках, коли високорівневі ECU (Electronic Control Unit – Електронний блок керування) недоступні. Саме цей інтерфейс є єдиним, на який периферійний контролер може спиратися для отримання даних про швидкість, положення педалі та параметри двигуна.

Також, кожен тяговий агрегат оснащується компактним бездротовим вузлом на базі мікроконтролера класу ESP8266 з інтегрованим Wi-Fi, який під час роботи знімає мінімально необхідний набір індикаторів стану електропривода. Біля підшипників і обмоток встановлюються високоточні цифрові датчики температури, а MEMS-акселерометри з широкою смугою пропускання фіксують характерні вібраційні патерни. Датчики струму на базі ефекту Холла вимірюють фазні або шинові струми для контролю електромагнітного моменту та виявлення аномальних навантажень.

Коректність показів гарантується двоетапним калібруванням: статичним – для усунення нульових зсувів і вирівнювання масштабів, та динамічним – із використанням контрольованих збурень, що перевіряють відгук сенсорів у робочому діапазоні.

Після отримання сирової телеметрії від сенсорних вузлів, дані проходять багаторівневий конвеєр обробки, який підвищує якість сигналу та готує їх до подальшої аналітики. На першому етапі до каналів температури, струму та вібрації застосовуються цифрові фільтри нижніх і смугових частот, що усувають високочастотні шуми та артефакти накладання спектрів, зберігаючи лише фізично релевантну смугу частот, характерну для динаміки тягового привода. Далі виконується нормалізація даних: кожен канал масштабується до єдиного діапазону амплітуд або перетворюється у z-оцінки, що обчислюються за формулою

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (1)$$

де x – поточне значення сигналу, μ – середнє значення каналу за вибраний період, σ – стандартне відхилення. Така стандартизація дозволяє порівнювати різні канали між собою, а виявлення аномалій відбувається відносно статистично надійних базових рівнів, а не щодо «сирих» даних, схильних до дрейфу в часі чи залежності від температури.

Для аналізу вібрацій використовується швидке перетворення Фур'є, яке переводить сигнал із часової області у спектральну, виявляючи характерні ознаки несправностей, (зокрема частоти дефектів підшипників або піки механічних резонансів, що важко розпізнати лише у часовому представленні). Амплітудний спектр визначається як

$$X(f) = \sum_{t=0}^T x(t) e^{-j2\pi ft} \quad (2)$$

де $x(t)$ – відліки сигналу, f – частота, T – тривалість спостереження.

Отримані спектральні ознаки стискаються до ключових індикаторів, зокрема середньоквадратичних значень, пікових частот і гармонік, після чого передаються у хмару для подальшого виявлення аномалій.

Це зменшує обсяг переданих даних, підвищує діагностичну роздільну здатність і забезпечує, отримання моделями предиктивного обслуговування чистих та інформативних ознак, здатних фіксувати відмови на ранніх стадіях. У разі появи ознак потенційної аномалії система додатково передає короткі фрагменти сирого сигналу для поглибленого аналізу у хмарі.

Також на периферійному рівні контури керування двигуном доповнюються модулями на основі машинного навчання [1], які працюють автономно за відсутності підключення до хмари. Контур швидкості керується PI-регулятором, який описується рівнянням

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt \quad (3)$$

де $e(t)$ – похибка швидкості, K_p та K_i – пропорційний і інтегральний коефіцієнти, t – час, а $\int_0^t e(t) dt$ – накопичена за час роботи інтегральна похибка.

Таким чином політика дій попередньо уточнюється за алгоритмом DDPG з відкладеними подвійними оновленнями TD3, після чого на борту транспорту, агент підкріплювального навчання типу актор-критик на основі зворотного зв'язку у реальному часі [2] виконує обмежену онлайн корекцію в безпекових межах на параметри K_p та K_i , що усуває потребу в ручному переналаштуванні під зміни умов і профілю навантаження [8]. Застосовуються anti-windup (AWU) для запобігання насиченню інтегратора в швидкісному PI-контурі та проєкція параметрів у дозволений діапазон. Онлайн корекція параметрів K_p , K_i агентом RL виконується рідше, ніж цикл FOC (field-oriented control – векторне керування полем), причому самі коефіцієнти мають невід'ємні значення і дотримуються попередньо визначених робочих меж.

У процесі навчання агент взаємодіє з імітаційною моделлю електропривода, коригуючи вихідні коефіцієнти з метою мінімізації функції вартості, яка враховує перерегулювання, статичну похибку статичну похибку та штраф за велику амплітуду й швидкі зміни керуючого сигналу. Протягом кількох епізодів архітектура актор-критик збігається до оптимальних пропорційних та інтегральних параметрів PI-регулятора, що дозволяє забезпечити стійкість системи до змін навантаження й параметричних відхилень без потреби ручного переналаштування. Після етапу навчання агент працює у режимі реального часу на вбудованому контролері [13], безперервно коригуючи коефіцієнти відповідно до змінюваних умов експлуатації.

Адаптація виконується шляхом максимізації функції винагороди

$$R = -\alpha e_{\text{уст}}^2 - \beta OS^2 - \gamma u^2, \quad (4)$$

де $e_{\text{уст}}$ – усталена похибка швидкості, OS – перерегулювання, u – керуючий вплив, а α, β, γ – вагові коефіцієнти, що визначають компроміс між точністю, швидкодією та енергоспоживанням, і є невід'ємними.

Для підвищення точності векторного керування полем [9; 10] використовується компактна нейронна мережа TinyNN, що виступає коригуючим шаром над PI-регулятором [4] швидкості, зменшуючи перерегулювання більш ніж на 80% і згладжуючи динаміку крутного моменту [0] без збільшення затримки обчислень зовнішнього контуру.

Обидва регулятори спроектовані таким чином, щоб виконуватися в умовах обмеженої пам'яті та часових ресурсів вбудованих MCU, із використанням квантування та прунінгу (оптимізація ваг мережі шляхом усунення малозначущих зв'язків) для розміщення в кількох кілобайтах флеш-пам'яті при збереженні мілісекундних часів інференсу.

Для підвищення енергоефективності транспорту, PI-регулятор на основі RL інтегрується з блоком Edge-MPC, який у реальному часі обчислює команди моменту привода [11] для рекуперативного гальмування з урахуванням локальних обмежень і прогнозу станів. Така гібридна конфігурація поєднує здатність MPC враховувати обмеження та прогнозувати майбутні стани системи із адаптивним налаштуванням RL-агента, зберігаючи високі показники динамічної якості регулювання. У результаті формується архітектура керування, яка не лише стабілізує траєкторії швидкості та струму, а й забезпечує максимальний відбір енергії у реальних сценаріях руху чи експлуатації рухомого транспорту, узгоджуючи роботу низькорівневих контурів із системними цілями енергетичної оптимізації.

Така периферійна архітектура забезпечує повну працездатність функцій, критичних для безпеки, зокрема обмеження крутного моменту, ініціації рекуперативного гальмування та обробки аварійних режимів, навіть у випадку відмови мережевого рівня, що дозволяє зберігати безперервність сервісу й захищати обладнання від перевантажень.

Зібрані дані формуються у повідомлення JSON і передаються до хмари через MQTT-брокер у Node-RED для потокового приймання та запуску автоматизованих сповіщень у разі виявлення відхилень у реальному часі. За потреби підтримується також надсилання на HTTP / JSON endpoint. У залізничних і дорожніх сценаріях такий вузол виступає першим переходом у IoT-ланцюжку, транспортуючи телеметрію до сервісів оптимізації графіків і технічного обслуговування та інтегруючи вимірювання з операційними рішеннями через стандартизовані потоки повідомлень [3]. За відсутності зв'язку дані буферизуються і передаються після відновлення підключення, щоб зберегти цілісність часової шкали стану для подальшої аналітики та сортування завдань технічного обслуговування.

Сформований базовий профіль експлуатації стає відправною точкою для хмарних алгоритмів виявлення аномалій, дозволяючи їм розрізняти справжні відхилення від випадкових шумів. Спираючись на нього, аналітичний рівень виконує агрегування телеметричних потоків від кількох транспортних засобів і трансформує їх у практично застосовні результати аналізу за допомогою масштабованих хмарних обчислень. Дані часових рядів із датчиків температури, вібрації та струму безперервно фільтруються, нормалізуються й подаються до конвеєрів виявлення аномалій, які фіксують ранні ознаки зносу підшипників, перегрівання чи електричної розбалансованості.

На основі цих показників формуються предиктивні моделі, що оцінюють залишковий ресурс тягових вузлів і планують технічне обслуговування безпосередньо перед настанням критичної деградації, мінімізуючи ризик незапланованих простоїв, за допомогою стандартної моделі Вейбулла

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\beta} \quad (5)$$

де η – параметр масштабу, β – параметр форми, що визначають імовірність відмови у часі, або з використанням ML-підходів (градієнтний бустинг, рекурентні нейромережі) для прогнозування моменту відмови на основі історичних часових рядів.

На цьому же рівні працює оптимізатор на базі модельно-прогнозного керування Fleet-MPC, який на основі агрегованих даних усього парку планує опорні профілі швидкості та уповільнення і цільові частки рекуперації енергії [7] (з дотриманням підтверджених експериментально вимог комфорту й безпеки) розв'язуючи оптимізаційну задачу мінімізації функціоналу

$$J = \sum_{k=0}^N (-w_1 P_{\text{regen}}(k) + w_2 P_{\text{fric}}(k)) \quad (6)$$

де $P_{\text{regen}}(k)$ – миттєва відновлена потужність, $P_{\text{fric}}(k)$ – частка фрикційного гальмування, а w_1 , w_2 – вагові коефіцієнти, що визначають баланс між максимальною рекуперацією та вимогами комфорту. Мінімізація виконується з урахуванням обмежень на гальмівний момент, уповільнення та рівня заряду акумулятора.

Координація між усіма рівнями архітектури реалізується через набір API, що забезпечують узгоджений обмін даними та оперативне передавання керуючих команд. Сенсорні вузли передають телеметрію з часовими мітками у повідомленнях JSON через MQTT.

Периферійний контролер виконує первинну валідацію і за перевищення порогів негайно застосовує локальні дії, наприклад обмеження крутного моменту. Той самий потік надходить у хмару, де дані збагачуються історією, проходять виявлення аномалій і формують прогнозні сповіщення щодо обслуговування.

Результати обробки повертаються на периферійний рівень захищеними каналами MQTT, затримка залишається низькою навіть за обмеженої пропускної здатності. Для відмовостійкості контролер кешує останні валідні команди і виконує їх автономно під час розриву зв'язку, після відновлення синхронізує свій стан із хмарою. Такий двоспрямований контур поєднує локальне керування в реальному часі та глобальну оптимізацію графіків і енергоменеджмент на рівні всього парку.

Реалізований прототип IoT-системи стабільно працював у лабораторних і напівнатурних умовах на транспортному засобі. Точність вимірювання температури становила $\sim \pm 0,1$ °C у всьому робочому діапазоні тягового двигуна. Канал вібрації реєстрував індукований дисбаланс і діагностичні ознаки дефектів підшипників. Датчик струму фіксував усталені режими навантаження та перехідні перевантаження, пов'язані зі стрибками крутного моменту.

У наскрізних випробуваннях зв'язку понад 97% телеметричних пакетів було доставлено на відстані понад 30 м від точки доступу. Завдяки енергоефективній архітектурі з циклами глибокого сну вузол зберігав працездатність упродовж кількох тижнів від одного заряду батареї, що робить його придатним для безперервного моніторингу електротранспорту. У свою чергу передавання даних у реальному часі на панель Node-RED забезпечувало оперативну візуалізацію несправностей і автоматизовані сповіщення під час перевищення порогів.

Інтеграція IoT-сенсорик, периферійної адаптації керування та хмарної оптимізації в єдину архітектуру надала відчутні переваги на рівні всього парку. Планування технічного обслуговування за даними реального часу знизило витрати на сервіс на 20–25%, запобігало відмовам і узгоджувало інтервали обслуговування з фактичним зношуванням компонентів. Скоротилися частота неочікуваних відмов і простоїв, що підвищило доступність і пропускну здатність автомобільних і залізничних систем. Показники безпеки поліпилися завдяки ранньому виявленню перегрівання, надмірних вібрацій і аномалій струму, що зменшило ризик відмов під час руху. Додатково стабілізація часу стоянок і оптимізація енергоспоживання, досягнуті завдяки IoT-орієнтованому плануванню, сприяли більш плавній роботі транспортної системи.

Моделювання та експерименти у режимі програмно-апаратного моделювання показали, що PI-регулятор, налаштований підкріплювальним навчанням, послідовно перевершує класичний варіант у номінальних і в умовах відхилень і перешкод: за стрибкоподібних змін еталонної швидкості час перехідного процесу скорочується й задане значення досягається без індукції коливань, а інтеграл модуля похибки по всій траєкторії відгуку зменшується. Регулятор зберігає відмовостійкість до дрейфу параметрів, підтримуючи стабільну роботу за умов штучної зміни опору та індуктивності двигуна (імітація підвищення температури та старіння компонентів).

Стабілізуючий ефект був найбільш виразним під час збурень моменту навантаження: скоригований контур утримував швидкість ротора в межах вузького відхилення та швидко пригнічував перешкоди без виникнення сталих коливань.

У натурних випробуваннях це забезпечило відбір до 18% кінетичної енергії (яка інакше розсіювалася б як тепло), збільшення запасу ходу та зменшення сумарного енергоспоживання. Контролер працював у режимі реального часу на мікроконтролерному блоці керування транспортним засобом і зберігав ефективність рекуперації за зміни ухилу дороги та маси транспортного засобу, не погіршуючи гальмівний шлях і стійкість руху, що підтверджує доцільність бортового впровадження MPC на периферійному рівні як механізму гармонізації важливих з точки зору безпеки функцій гальмування із системними цілями енергетичної оптимізації.

Висновки. У роботі узагальнено цілісну архітектуру, що об'єднує енергоощадну сенсорну інфраструктуру, периферійні контури керування та хмарну аналітику у єдиний цикл спостереження, діагностики і впливу. Сенсорні вузли на базі мікроконтролерів із Wi-Fi збирають мінімально необхідні показники температури в зоні підшипників і обмоток вібрації та струмів. Двоетапне калібрування підвищує достовірність, локальна фільтрація і стандартизація стабілізують канали, а спектральні ознаки від вібрацій формуються на борту для зменшення трафіку. Передавання телеметрії відбувається через MQTT у форматі JSON із можливістю буферизації, що зберігає цілісність часової шкали навіть за розривів зв'язку. Критично швидкі сигнали на борту транспорту проходять шиною CAN, що гарантує малу затримку і надійність. Периферійне керування поєднує PI регулятор із anti-windup та проєкцією параметрів і агент підкріплювального навчання актор критик, який у межах безпекових обмежень коригує коефіцієнти рідше за цикл векторного керування. Компактна нейромережа виконує роль коректора динаміки, зменшує перерегулювання і згладжує крутий момент без істотних витрат ресурсів. Для енергетичної ефективності крайова MPC координує рекуперацію на рівні привода, а хмарний рівень агрегує дані від багатьох машин, виконує виявлення аномалій, оцінює залишковий ресурс і планує профілі руху та частки рекуперації на рівні парку. Результати прототипування і випробувань програмно-апаратного моделювання підтвердили практичну доцільність підходу. Забезпечено доставлення понад 97% пакетів на дистанції понад 30 м, досягнуто вимірювальної точності температури близько $\sim \pm 0,1$ °C, стабільно реєструються сигнатури дисбалансу та дефектів підшипників і перехідні перевантаження струму. У натурних сценаріях відбиралося до 18% без погіршення гальмівної динаміки, а на рівні експлуатації знижено витрати на сервіс орієнтовно на 20–25% та підвищено доступність і безпеку.

Подальший розвиток доцільно зосередити на розширенні бібліотеки індикаторів стану, уніфікації інтерфейсів із телематикою, валідації моделей залишкового ресурсу на розширених датасетах і поглибленій інтеграції Edge MPC та Fleet MPC для складних графіків руху. Представлена композиція додела здатність поєднати робастність локального керування з масштабованою хмарною оптимізацією і може бути розгорнута у парках рухомого транспорту з різними профілями навантажень.

Список використаних джерел:

1. Abadade Y., Temouden A., Bamoumen H., Benamar N., Chtouki Y., Senhaji A., Hafid A. A comprehensive survey on TinyML. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. P. 96892–96922. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3294111
2. Alejandro-Sanjines U., Maisincho-Jivaja A., Asanza V., Lorente-Leyva L. L., Peluffo-Ordóñez D. H. Adaptive P. Controller I. Based on a Reinforcement Learning Algorithm for Speed Control of a DC Motor. *Biomimetics*. 2023. Vol. 8. No. 5. Art. 434. DOI: 10.3390/biomimetics8050434
3. Farshad H. An analytical framework for optimizing urban rail schedules with energy recovery and sensor integration. *Decision Analytics Journal*, 2025. Vol. 9. Article 100325. DOI: 10.1016/j.dajour.2025.100623
4. Kongchoo N., Santiprapan P., Jindapetch N. A mathematical model and PI controller design based on indirect vector control for permanent magnet synchronous motor. *ECTI Transactions on Computer and Information Technology (ECTI-CIT)*. 2022. Vol. 16. No. 3. P. 259–266. DOI: 10.37936/ecti-cit.2022163.245351.
5. Kuvalekar S. A., Mohanrajan S. R. PMSM torque ripple reduction in electric vehicle using neural network. *2021 IEEE International Power and Renewable Energy Conference (IPRECON)*, 2021. P. 1–6. DOI: 10.1109/IPRECON52453.2021.9641002
6. Li Y., Yang X., Wu J., Sun H., Guo X., Zhou L. Discrete-event simulations for metro train operation under emergencies: A multi-agent-based model with parallel computing. *Physica A, Statistical Mechanics and its Applications*. 2021. Vol. 573. Article 125964. DOI: 10.1016/j.physa.2021.125964
7. Mariani V., Rizzo G., Tiano F. A., Glielmo L. A Model Predictive Control Scheme for Regenerative Braking in Vehicles with Hybridized Architectures via Aftermarket Kits. *Control Engineering Practice*. 2022, Vol. 123. Article 105142. DOI: 10.1016/j.conengprac.2022.105142
8. Mouk M., Elele J., Pau D., Zhuang S., Facchinetti T. Enhancing Field-Oriented Control of Electric Drives with Tiny Neural Network Optimized for Micro-controllers. *arXiv preprint arXiv:2502.00532*. 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2502.0053
9. Nustes J. C., Pau D. P., Gruosso G. Field oriented control dataset of a 3-phase permanent magnet synchronous motor. *Data in Brief*. 2023. Vol. 47: 109002. DOI: 10.1016/j.dib.2023.109002
10. Nustes J. C., Pau D. P., Gruosso G. Modelling the field oriented control applied to a 3-phase permanent magnet synchronous motor. *Software Impacts*. 2023. Vol. 15. 100479. DOI: 10.1016/j.simpa.2023.100479
11. Osekar P., Kalligudd S., Angadi S., Raju A. B. Field oriented control of surface-mount PMSM using model predictive current control. *2022 IEEE North Karnataka Subsection Flagship International Conference (NKCon)*, 2022. p. 1–5. DOI: 10.1109/NKCon56045.2022.10038448
12. Santanam T., Trasatti A., Van P., Hentenryck, Zhang H. Public transit for special events: Ridership prediction and train scheduling. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2024. Vol. 25. No. 8. P. 8387–8403. DOI: 10.48550/arXiv.2106.05359
13. Shafique M., Theocharides T., Janapa V., Reddy, Murmann B. TinyML: Current progress, research challenges, and future roadmap. *Proceedings of the 58th ACM/IEEE Design Automation Conference (DAC)*, 2021. P. 1303–1306. DOI: 10.1109/DAC18074.2021.9586290
14. Sun X., Yao Z., Dong C., Clarke D. Optimal control strategies for metro trains to use the regenerative braking energy: A speed profile adjustment approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2023. Vol. 24. No. 6. P. 5883–5894. DOI: 10.1109/TITS.2023.3248653
15. Yang X., Li Y., Guo X., Ding M., Yang J. Simulation of energy-efficient operation for metro trains: A discrete event-driven method based on multi-agent theory. *Physica A, Statistical Mechanics and its Applications*. 2023. Vol. 609. Article 128325. DOI: 10.1016/j.physa.2022.128325

Дата надходження статті: 03.11.2025
 Дата прийняття статті: 10.12.2025
 Опубліковано: 30.12.2025