

Б. В. ПАСЄКА, аспірант

КОНТЕКСТНО-ЗАЛЕЖНА АДАПТИВНА РЕДУКЦІЯ ТА ЕКВІВАЛЕНТУВАННЯ МОДЕЛІ ЕЛЕКТРОМОБІЛЯ З ПЕРЕМИКАННЯМ РЕЖИМІВ РУХУ ДЛЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Резюме. У статті розглянуто проблему практичної реалізації математичних моделей оптимального руху електромобіля з тяговим електроприводом змінного струму в системах підтримки прийняття рішень водієм. Обґрунтовано необхідність еквівалентування складних динамічних моделей для забезпечення обчислень у реальному часі. Запропоновано метод контекстно-залежної адаптивної редукції моделей, що передбачає автоматичне перемикання між спрощеними еквівалентними моделями залежно від поточного режиму руху транспортного засобу: горизонтальна ділянка, підйом, спуск, поворот. Сформульовано критерії еквівалентності редукованих моделей на основі мінімізації інтегральної похибки траєкторії швидкості та енергоспоживання. Розроблено структуру гібридної моделі з перемикальною логікою, що забезпечує безперервність траєкторії руху під час зміни режимів. Виконано комп'ютерне моделювання в середовищі MATLAB/Simulink для порівняння обчислювальної складності повної та еквівалентних моделей. Результати моделювання підтверджують зменшення часу обчислень у 4–6 разів за умови збереження точності прогнозування параметрів руху на рівні 2–5 % відносної похибки. Визначено умови застосування кожної з еквівалентних моделей залежно від профілю дороги та динамічних характеристик руху. Запропоновано алгоритм інтеграції еквівалентних моделей у програмний застосунок системи підтримки прийняття рішень з можливістю подальшого розширення функціональності завдяки інтелектуальним алгоритмам прогнозування. Окреслено перспективи застосування розроблених моделей для створення адаптивних систем керування електромобілем на основі методів штучного інтелекту. Отримані результати можуть бути використані під час проектування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень водієм електромобіля, спрямованих на підвищення енергоефективності, безпеки та адаптивності руху в реальних умовах експлуатації.

Ключові слова: електромобіль, еквівалентна модель, система підтримки прийняття рішень, адаптивна редукція, перемикання режимів, оптимальний рух, тяговий електропривод.

ВСТУП

Глобальний ринок електромобілів швидко зростає, водночас обсяги продажів зростають більш ніж на 55 % щороку. Зокрема у 2022 р. було продано понад 10 млн електромобілів [1]. Це означає, що технології управління енергією та системи підтримки водія мають бути досконалішими, ніж будь-коли. Ефективність цих систем залежить від низки чинників, що охоплюють конструкцію силового агрегату та алгоритми керування [2]. Сучасні методи управління енергією в гібридних та електричних транспортних засобах використовують комбінацію найефективніших методів контролю, методів машинного навчання та адаптивних алгоритмів [3]. Головні ідеї, що становлять основу цих методів, детально обговорюються в праці [4], автори якої зазначають, наскільки важливо збалансувати енергоефективність з операційною продуктивністю. Системи підтримки прийняття рішень

водія стають дедалі важливішими, оскільки вони можуть надавати рекомендації щодо найкращої швидкості для транспортного засобу, часу перемикання між режимами роботи і дистанції, яку транспортний засіб може проїхати в поточних дорожніх умовах [5]. Це висуває високі вимоги до математичних моделей, які використовуються, зокрема щодо їхньої ефективності. Існує чимало наукових праць, які окреслюють математичні моделі електромобілів. У деяких із них розглянуто енергетичні моделі, які враховують рекуперативне гальмування [6], методи оптимізації профілів швидкості на основі динамічного програмування для зменшення споживання енергії [7], алгоритми прогнозування споживання енергії, які враховують особливості рельєфу [8], методи зменшення порядку моделі на основі збалансованого усічення та проєкції підпростору Крилова [9], підходи до управління енергією гідравлічних гібридних систем із

використанням нейронних мереж [10], технології цифрових двійників і методи глибокого навчання для оцінювання стану батареї [11], а також методи стохастичного оптимального керування для паралельних гібридних електромобілів [12]. Однак тему адаптивного зменшення моделі для електромобілів із контекстно-залежним перемиканням режимів — з урахуванням динамічних коливань умов руху та спрощенням автоматичних коригувань рівня деталізації моделі на основі поточних вимог до точності та доступних обчислювальних ресурсів — не було ретельно розглянуто в науковій літературі, що вимагає формулювання нових методологічних засад.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Стрімке зростання глобального ринку електромобілів, що характеризується понад 55-відсотковим щорічним приростом продажів і досягненням позначки в 10 млн проданих одиниць у 2022 р., детермінує критичну потребу в розробленні високоефективних систем управління енергією та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень водія, ефективність яких фундаментально залежить від точності математичних моделей силового агрегату та обчислювальної складності алгоритмів керування в режимі реального часу. Наявні в науковій літературі підходи до моделювання електромобілів охоплюють широкий методологічний спектр — від енергетичних моделей із рекуперативним гальмуванням і динамічного програмування для оптимізації швидкісних профілів до технік редуцції порядку моделей на основі збалансованого усічення, проекції підпростору Крилова, застосування нейронних мереж для управління гібридними системами та використання технологій цифрових двійників для оцінювання стану акумуляторних батарей. Водночас у сучасних дослідженнях залишається невирішеною фундаментальна проблема створення адаптивних методів редуцції моделей електромобілів, здатних до контекстно-залежного перемикання між режимами різної деталізації з урахуванням динамічно змінюваних умов експлуатації, поточних вимог до точності прогнозування та наявних обчислювальних ресурсів бортової електроніки.

Наукова проблема полягає в необхідності забезпечення балансу між суперечливими вимогами систем підтримки водія. З одного боку, потреба у високоточних прогнозах енергоспоживання, оптимальних швидкісних режимах і запасі ходу в реальному часі вимагає деталізованих моделей із високою обчислювальною складністю, а з іншого — обмежені бортові обчислювальні потужності та жорсткі часові об-

меження на прийняття рішень у динамічних дорожніх умовах вимагають спрощених моделей із прийнятною точністю. Відсутність методологічного апарату для автоматичного адаптивного коригування рівня деталізації математичних моделей залежно від поточного експлуатаційного контексту створює критичний розрив між теоретичними можливостями систем управління енергією та їхньою практичною реалізацією в серійних електромобілях, що зумовлює актуальність розроблення нових методологічних засад адаптивної редуцції моделей з інтелектуальним перемиканням режимів для підвищення енергоефективності електротранспорту, збільшення запасу ходу та прискорення комерціалізації електромобілів як ключового елемента декарбонізації транспортного сектору.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Упровадження сучасних технологій електромобілів вимагає розроблення вдосконалених систем підтримки прийняття рішень, здатних розв'язувати складні задачі управління енергією за умови збереження придатності до функціонування в режимі реального часу. Глобальні кліматичні зобов'язання та стрімке поширення електрифікації транспорту зумовлюють необхідність пошуку нових підходів до поєднання методів редуцції моделей з адаптивними стратегіями управління [1; 2]. Перед науковою спільнотою постає суттєва проблема щодо узгодження точності моделей з обчислювальними обмеженнями, притаманними вбудованим автомобільним системам, особливо для багаторежимних силових установок, що демонструють нелінійну перемикальну динаміку в різних експлуатаційних режимах [3; 4].

Для створення ефективних систем підтримки прийняття рішень щодо управління енергією електромобілів необхідно системно інтегрувати низку різних напрямів досліджень:

1) проаналізувати комплексні архітектури електричних і гібридних електричних транспортних засобів для визначення фундаментальних вимог до керування та обчислювальних обмежень, специфічних для реалізації вбудованих систем реального часу [2; 6];

2) імплементувати системи редуцції порядку моделей, що зберігають суттєву нелінійну динаміку за одночасного зменшення обчислювальної складності, непотрібної для цілей керування, зокрема враховуючи поведінку перемикання режимів, характерну для сучасних силових установок [9];

3) розробити адаптивні стратегії еквівалентування, що динамічно коригують складність

моделі залежно від операційного контексту, вимог до горизонту прогнозування та миттєвої доступності обчислювальних ресурсів;

4) застосувати алгоритми машинного навчання для покращення прогностичних можливостей управління енергією шляхом виявлення закономірностей в історичних експлуатаційних даних та оцінювання умов руху в режимі реального часу [7; 8];

5) створити контекстно-залежні архітектури підтримки прийняття рішень, здатні інтелектуально обирати моделі відповідно до різних експлуатаційних ситуацій — від міських режимів “стоп-старт” до тривалого руху на автомагістралях [5];

6) верифікувати методи редукції через комплексні імітаційні дослідження, що порівнюють продуктивність моделей повного та зниженого порядку на репрезентативних їздових циклах із вимірюванням компромісів між точністю та ефективністю [11];

7) використати формулювання стохастичної оптимізації, що враховують невизначеність патернів руху та умов навколишнього середовища, для створення робастних стратегій, які підтримують гарантії продуктивності навіть за мінливих умов [12].

Значний обсяг досліджень присвячено методам керування гібридними електричними транспортними засобами, які заклали фундамент для оптимізації розподілу потужності. Зокрема A. Sciarretta та L. Guzzella представили вичерпний аналіз архітектур керування з акцентом на систематичному виборі режимів між двигунами внутрішнього згоряння та електродвигунами, що підвищує паливну ефективність завдяки процедурам на основі правил та оптимізаційним методам [4]. Реалізації еволюційних алгоритмів продемонстрували можливість застосування для створення онлайн-систем управління енергією для підзаряджуваних конфігурацій. Зокрема X. Qi та співавтори досягли показників, близьких до оптимальних, за допомогою налаштування параметрів відповідно до стилю водіння [5]. Праця T. Liu та співавторів, присвячена оптимізації алгоритмів випереджального перегляду на основі навчання з підкріпленням, продемонструвала позитивні результати в паралельних гібридних конфігураціях. Вони використовували прогнозовані умови руху для завчасного прийняття рішень щодо розподілу потужності [7]. Інтеграція глибокого навчання з підкріпленням із системами модельно-прогнозного керування додатково продемонструвала синергетичний потенціал, поєднуючи строгість оптимізації з адаптацією на основі навчання в різноманітних сценаріях [8].

Аналіз сучасної літератури виявляє суттєві дослідницькі прогалини, що потребують систематичного вивчення для вдосконалення систем підтримки прийняття рішень для контекстно-залежного управління енергією:

1) недостатнє дослідження нелінійної редукції моделей, спеціально зорієнтованої на динаміку перемикавання режимів, притаманну багаторежимним електричним силовим установкам, оскільки поточні методології переважно зосереджені на лінійних системних апроксимаціях, які можуть неефективно представляти складну перехідну поведінку;

2) недостатній обсяг праць з адаптивних процедур редукції, що змінюють складність моделей залежно від ситуації, попри їхній потенціал у досягненні оптимального балансу між точністю та ефективністю за обмежених обчислювальних ресурсів;

3) відсутність комплексних систем, що інтегрують адаптивну редукцію моделей із системами підтримки прийняття рішень у режимі реального часу, здатних інтелектуально обирати моделі для ситуацій зі значною варіабельністю;

4) недостатнє вивчення контекстно-залежних методологій еквівалентування, що використовують ідентифікацію експлуатаційного режиму для забезпечення належного спрощення моделі за збереження точності прогнозування, необхідної для оптимальної продуктивності управління енергією;

5) недостатня кількість валідаційних досліджень, що кількісно оцінюють вплив різних методів редукції на продуктивність у реальних умовах руху, що ускладнює надання практичних рекомендацій розробникам вбудованих систем щодо застосування цих методів.

Для заповнення виявлених прогалин необхідно створити інтегровані методологічні системи, що охоплюють адаптивну редукцію моделей, контекстно-залежну підтримку прийняття рішень і відтворення динаміки перемикавання режимів. Запропоновані напрями досліджень наголошують на потребі в інтелектуальних архітектурах, здатних змінювати складність моделей у відповідь на зміну експлуатаційних умов, доступних обчислювальних ресурсів і вимог до точності прогнозування. Для розвитку галузі необхідно систематично дослідити стратегії еквівалентування, розроблені спеціально для багаторежимних електричних силових установок, встановити теоретичні засади для гарантованих меж продуктивності за редукції моделей і провести ретельне тестування в різноманітних реальних умовах. Поєднання машинного навчання з фізично обґрунтованим моделюванням є надзвичайно перспективною стратегією для

підвищення ефективності систем управління енергією наступного покоління за умови збереження їхньої придатності до практичного застосування в автомобільній галузі.

МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ

Розроблення контекстно-залежної адаптивної методології редукції моделей електромобілів потребує системної інтеграції математичного моделювання, обчислювальної оптимізації та принципів проектування систем підтримки прийняття рішень. Дослідницький підхід передбачає формулювання комплексних математичних описів, встановлення критеріїв еквівалентності, розроблення архітектур перемикання режимів, а також ретельну валідацію шляхом обчислювального моделювання. Методологічна система спрямована на розв'язання фундаментальної проблеми балансування точності прогнозування з вимогами до обчислювальної ефективності, притаманними застосункам підтримки прийняття рішень у режимі реального часу, що їх впроваджують на вбудованих автомобільних платформах з обмеженими ресурсами.

У формулюванні математичної моделі повного порядку встановлено базове представлення динаміки електромобіля, що містить механічну та електричну підсистеми. Рівняння поступального руху описує поведінку транспортного засобу через другий закон Ньютона з урахуванням інерційних ефектів, тягових сил і елементів опору:

$$m \frac{dv}{dt} = F_T - F_R - F_G - F_A, \quad (1)$$

де m — еквівалентна маса транспортного засобу з урахуванням обертальних інерцій [кг], v — швидкість [м/с], F_T — тягова сила на колесах [Н], F_R — сила опору кочення [Н], F_G — складова сили тяжіння, спрямована вздовж напрямку руху [Н], F_A — сила аеродинамічного опору [Н].

Формулювання опору кочення містить коефіцієнт тертя та зміну нормальної сили залежно від нахилу дороги:

$$F_R = f \cdot m \cdot g \cdot \cos \alpha, \quad (2)$$

де f — коефіцієнт опору кочення, g — прискорення вільного падіння [м/с²], α — кут нахилу дороги [рад].

Складова сили тяжіння відображає вплив перепаду висот рельєфу:

$$F_G = m \cdot g \cdot \sin \alpha, \quad (3)$$

Аеродинамічний опір підпорядковується квадратичній залежності від швидкості, характерній для турбулентних режимів течії:

$$F_A = 0.5 \cdot C_x \cdot \rho \cdot S \cdot v^2, \quad (4)$$

де C_x — коефіцієнт аеродинамічного опору, ρ — густина повітря [кг/м³], S — площа лобового поперечного перерізу [м²].

Генерування тягової сили через систему електроприводу змінного струму передбачає врахування моментних характеристик двигуна, передавального числа трансмісії, радіуса колеса та коефіцієнта корисної дії в межах робочого діапазону. Динаміка стану заряду акумуляторної батареї враховує споживання струму з урахуванням електричних характеристик двигуна, втрат у силовій електроніці та споживання допоміжних систем. Повна модель сьомого порядку охоплює механічну динаміку, електричні перехідні процеси двигуна, теплові ефекти та електрохімічні процеси батареї, що призводить до надмірної обчислювальної складності, неприйнятної для реалізації в режимі реального часу на стандартних автомобільних мікроконтролерах, що працюють в умовах жорстких часових обмежень.

Методологія редукції порядку моделі застосовує систематичні методи спрощення, що зберігають суттєву динаміку за умови усунення обчислювальних надлишкових затрат. Стратегія редукції ідентифікує домінуючі характеристики поведінки системи через аналіз чутливості, декомпозицію в частотній області та фізичне розуміння експлуатаційних режимів. Швидкі електричні перехідні процеси, що демонструють сталі часу, на порядки менші за механічну динаміку, дають змогу використовувати квазістаціонарні апроксимації з заміною диференціальних рівнянь алгебраїчними співвідношеннями. Теплова динаміка, що демонструє повільну зміну відносно періодів оновлення керування, дає змогу знехтувати температурними перехідними процесами протягом коротких горизонтів прогнозування, типових для застосунків підтримки прийняття рішень. Електрохімічні процеси батареї, що демонструють нелінійні характеристики, придатні до кусково-лінійної апроксимації навколо робочих точок, що зменшує обчислювальне навантаження за збереження належної точності. Отримані моделі зниженого порядку досягають другого чи третього порядку, що суттєво зменшує кроки інтегрування та забезпечує виконання в режимі реального часу на вбудованих платформах.

Встановлення критеріїв еквівалентності означає кількісні метрики, що забезпечують збереження редукованими моделями прийнятної точності для цілей підтримки прийняття рішень. Інтегральний функціонал похибки об'єднує відхилення траєкторії швидкості та розбіжність споживання енергії:

$$J = w_v \int_0^T |v(t) - v_{ref}(t)|^2 dt + w_e |E_{consumed} - E_{ref}| \quad (5)$$

де W_v та W_e — вагові коефіцієнти, що балансують точність відстеження швидкості з точністю прогнозування енергії, $v(t)$ — траєкторія швидкості редукованої моделі, $v_{ref}(t)$ — еталонна траєкторія моделі повного порядку, $E_{consumed}$ — споживання енергії, прогнозоване редукованою моделлю, E_{ref} — еталонна енергія з моделювання повного порядку.

Вибір вагових коефіцієнтів враховує специфічні пріоритети застосування, акцентуючи на точності швидкості для оптимізації траєкторії в режимі реального часу та надаючи пріоритет точності енергоспоживання для задач прогнозування запасу ходу. Специфікація порогу еквівалентності встановлює максимально допустиму інтегральну похибку, що визначає прийнятну продуктивність редукованої моделі, зазвичай обмежуючи відхилення швидкості рівнем нижче за 3 % та похибку енергії нижче ніж 5 % для практичних застосувань підтримки прийняття рішень.

Стратегія контекстно-залежного вибору моделі розробляє інтелектуальну логіку перемикавання, що активує відповідні редуковані моделі на основі класифікації експлуатаційного режиму. Аналізатор профілю дороги обробляє дані про рельєф, враховуючи градієнт висоти, кривизну та характеристики поверхні, генеруючи сигнал класифікації режиму.

Режим горизонтального рельєфу, що характеризується величиною нахилу нижче порогового значення $|\alpha| < \alpha_{threshold}$, активує спрощену модель із нехтуванням складової сили тяжіння, що забезпечує максимальну обчислювальну ефективність. Режим підйому, ідентифікований позитивним нахилом $\alpha > \alpha_{threshold}$, активує модель з акцентом на гравітаційному опорі, що відображає характеристики підвищеної потреби в потужності. Розпізнавання режиму спуску через негативний нахил $\alpha < -\alpha_{threshold}$ активує модель, що охоплює можливості рекуперативного гальмування, точно прогножуючи потенціал рекуперативної енергії. Виявлення руху на поворотах через аналіз радіуса кривизни запускає модель, що враховує вплив бокової динаміки на опір кочення та визначає оптимальну швидкість проходження повороту.

Проектування архітектури гібридної моделі інтегрує множинні моделі зниженого порядку з можливістю плавного перемикавання, що підтримує неперервність траєкторії. Дискретно-подійний супервізор реалізує скінченний автомат, що керує переходами між режимами

на основі класифікованого експлуатаційного режиму. Інтерполятор стану забезпечує плавні переходи між моделями, запобігаючи розривам швидкості, що потенційно спричиняють числову нестійкість або нереалістичні прогнози прискорення. Стратегія інтерполяції застосовує зважене усереднення протягом перехідних періодів, поступово зміщуючись від прогнозів вихідної моделі до виходів вхідної моделі протягом визначеного часового вікна. Захисні умови запобігають надмірній частоті перемикавання через реалізацію гістерезису, що вимагає стабільності класифікації режиму перед ініціюванням переходів. Логіка пріоритетів розв'язує одночасні умови режимів, наприклад, розрізняючи сегменти підйому на повороті, що потребують комбінованого моделювання гравітаційних і бокових ефектів.

Конфігурація середовища обчислювального моделювання здійснюється на платформі MATLAB/Simulink, що забезпечує можливості чисельного інтегрування, засоби візуалізації та автоматизовані дослідження варіації параметрів. Розв'язувач звичайних диференціальних рівнянь зі змінним кроком, що застосовує адаптивну дискретизацію часу, забезпечує чисельну точність під час оптимізації обчислювальної ефективності. Стенд для моделювання охоплює реалістичні профілі їздових циклів, що представляють різноманітні експлуатаційні сценарії, зокрема міські режими "стоп-старт", рух на автомагістралях та навігацію гірською місцевістю.

Специфікація параметрів транспортного засобу відображає характеристики сучасних електромобілів: маса — 1800 кг, коефіцієнт опору кочення — 0,012, коефіцієнт аеродинамічного опору — 0,28, лобова площа — 2,3 м², максимальна потужність двигуна — 150 кВт, ємність батареї — 75 кВт·год. Бібліотека їздових циклів охоплює стандартизовані регуляторні цикли, доповнені користувацькими маршрутами з різноманітними профілями висот, обмеженнями швидкості та умовами дорожнього руху, що забезпечує комплексну валідацію моделі в межах репрезентативного експлуатаційного діапазону.

Протокол оцінювання метрик продуктивності встановлює систематичні процедури кількісного визначення ефективності редукованих моделей. Оцінювання обчислювальної ефективності вимірює час виконання для моделювання маршруту завдовжки 50 км, порівнюючи модель повного порядку з окремими редукованими моделями та гібридною адаптивною архітектурою. Для вимірювання часу застосовують високоточні лічильники продуктивності, що фіксують процесорні цикли, необхідні для чисельного інтегрування, оновлення стану та виконання логіки перемикавання.

Кількісне визначення точності прогнозування передбачає обчислення відносних похибок для траєкторії швидкості та кумулятивного споживання енергії щодо еталонних результатів моделі повного порядку. Статистичний аналіз визначає середню абсолютну відсоткову похибку, середньоквадратичне відхилення та максимальну миттєву похибку протягом усього періоду моделювання. Аналіз чутливості досліджує погіршення продуктивності редукованих моделей за умов невизначеності параметрів, враховуючи варіації маси, флуктуації опору кочення та допуски аеродинамічних коефіцієнтів, встановлюючи запаси робастності для практичної реалізації.

Система методології валідації застосовує багатоетапний процес верифікації, що забезпечує коректність математичних формулювань, чисельних реалізацій та інтерпретації результатів моделювання. Верифікація моделі підтверджує правильність трансляції математичних рівнянь в обчислювальний код через модульне тестування окремих компонентів, порівнюючи аналітичні розв'язки для спрощених сценаріїв із результатами моделювання. Валідація чисельної точності досліджує ефекти дискретизації через дослідження подібнення кроку, підтверджуючи збіжність до розв'язків у неперервному часі.

Верифікація критеріїв еквівалентності забезпечує відповідність редукованих моделей встановленим порогам похибки в різних експлуатаційних сценаріях через вичерпне дослідження простору параметрів. Валідація логіки перемикавання перевіряє ефективність інтерполятора стану в підтриманні неперервності траєкторії під час переходів між режимами, запобігаючи числовим артефактам і фізичним неузгодженостям. Бенчмаркінг обчислювальної ефективності встановлює досяжні коефіцієнти реального часу на цільових вбудованих апаратних платформах, кількісно визначаючи запас між доступними обчислювальними ресурсами та необхідною обчислювальною потужністю.

Архітектура інтеграції системи підтримки прийняття рішень визначає шлях реалізації, що транслює валідовані моделі в практичну функціональність допомоги водієві. Структура програмного забезпечення застосовує модульний дизайн, що розділяє компоненти інтерфейсу датчиків, оцінювання стану, виконання моделі, оптимізації та людино-машинного інтерфейсу. Інтеграція операційної системи реального часу забезпечує детермінований час виконання, що відповідає жорстким дедлайнам оновлення керування.

Стратегія управління пам'яттю оптимізує структури даних, мінімізуючи промахи кешу та

затримку доступу до пам'яті, які є критичними для продуктивності вбудованих систем. Реалізація комунікаційного протоколу забезпечує обмін телеметричними даними, підтримуючи віддалений моніторинг, реєстрацію продуктивності та оновлення моделей через бездротові мережі. Положення щодо масштабованості враховують майбутні розширення функціональності, зокрема оптимізацію маршруту з прогнозуванням, рекомендації щодо стратегії заряджання та адаптацію патернів водіння на основі машинного навчання. Механізми розширюваності підтримують інтеграцію провідних алгоритмів, зокрема предикторів на нейронних мережах, методів генетичної оптимізації та колаборативного обміну інформацією "транспортний засіб — інфраструктура", що розширює можливості підтримки прийняття рішень за межі базової функціональності на основі моделей.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Комплексне математичне представлення руху електромобіля з тяговим електроприводом змінного струму охоплює систему диференціальних рівнянь, що враховує динаміку механічної та електричної підсистем. Рівняння поступального руху, що описує поведінку транспортного засобу, має такий вигляд:

$$m \frac{dv}{dt} = F_T - F_R - F_G - F_A \quad (6)$$

де m — еквівалентна маса транспортного засобу з урахуванням обертальних інерцій [кг], v — швидкість [м/с], F_T — тягова сила на колесах [Н], F_R — сила опору кочення [Н], F_G — складова сили тяжіння вздовж напрямку руху [Н], F_A — сила аеродинамічного опору [Н].

Складові сил опору визначено відповідно до співвідношень (2) — (4), наведених у розділі "Методика дослідження". Зазначені залежності враховують опір кочення, гравітаційну складову та аеродинамічний опір, що формують результуюче навантаження на транспортний засіб у різних режимах руху.

Структурну організацію запропонованої архітектури гібридної моделі з логікою перемикавання режимів проілюстровано на **рис. 1**.

Детектор режиму аналізує поточні параметри дороги та активує відповідну еквівалентну модель на основі класифікації експлуатаційного режиму. Інтерполятор стану забезпечує неперервність траєкторії під час перехідних перемикань між експлуатаційними режимами, запобігаючи розривам, що потенційно погіршують продуктивність системи підтримки прийняття рішень.

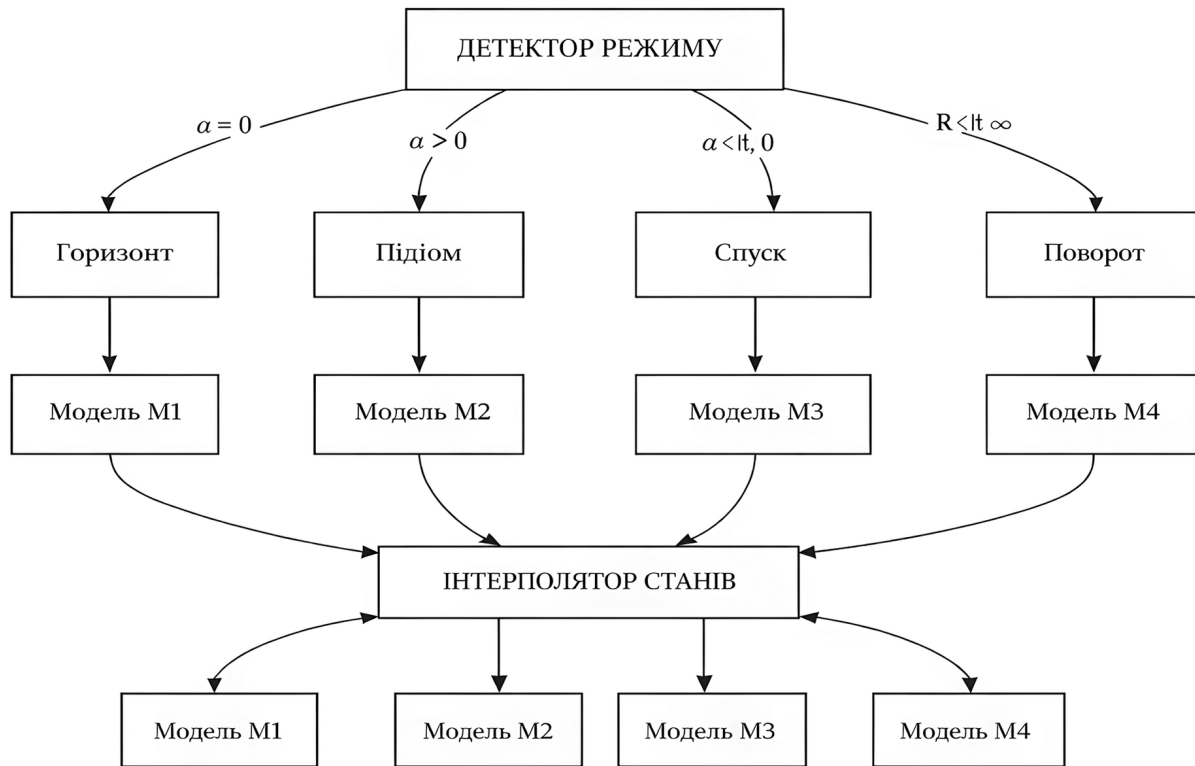


Рис. 1. Структура гібридної моделі з перемикальною логікою

На рис. 1 показано, що детектор режиму аналізує поточні параметри дороги та активує відповідну еквівалентну модель, а інтерполятор стану забезпечує неперервність траєкторії під час перемикання.

Параметри електромобіля, що використовуються для моделювання, наведено в табл. 1.

Для верифікації запропонованого методу розроблено візуалізацію в середовищі MATLAB (рис. 2). Дані, подані на рис. 2, засвідчують, що еквівалентна модель адекватно відтворює динаміку розгону електромобіля.

Максимальне відхилення швидкості не перевищує 3 км/год у перехідних режимах. Порівняльний аналіз часу обчислень виконано для

маршруту завдовжки 50 км зі змінним профілем дороги. Результати наведено в табл. 2.

З рис. 3 видно, що похибка зменшується зі зростанням швидкості, що пояснюється домінуванням аеродинамічного опору, який однаково враховується в обох моделях.

ВИСНОВКИ

У статті розроблено метод контекстно-залежної адаптивної редукції математичних моделей оптимального руху електромобіля з тяговим електроприводом змінного струму для застосування в системах підтримки прийняття рішень водієм. Нижче наведено головні результати дослідження.

Таблиця 1

Параметри електромобіля для моделювання

Параметр	Позначення	Значення	Одиниця
Маса	m	1800	кг
Коефіцієнт опору кочення	f	0,012	–
Коефіцієнт аеродинамічного опору	C_x	0,28	–
Площа лобового перерізу	S	2,3	м ²
Максимальна потужність двигуна	P_{max}	150	кВт
Ємність батареї	E_b	75	кВт·год

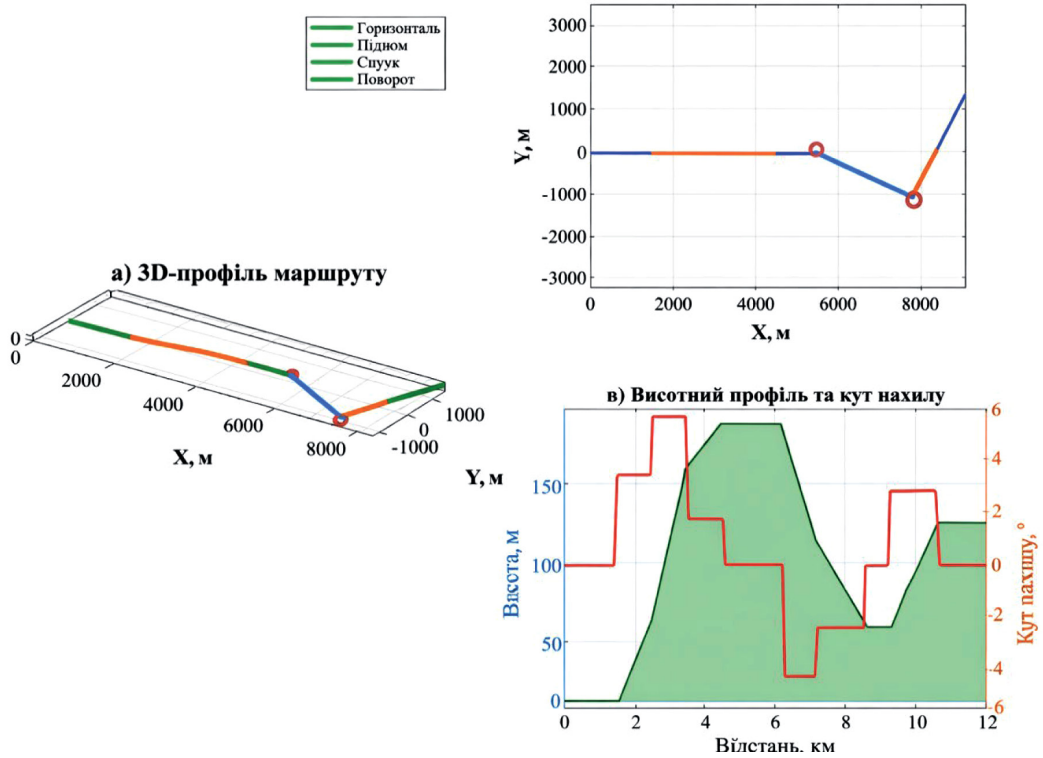


Рис. 2. Результати моделювання швидкісних профілів

Таблиця 2

Порівняння обчислювальної складності моделей

Модель	Час обчислення, мс	Відносна похибка швидкості, %	Відносна похибка енергії, %	Модель
Повна (сьомого порядку)	847			
Еквівалентна М1 (горизонт)	156	2,1	2,8	Еквівалентна М1 (горизонт)
Еквівалентна М2 (підйом)	189	3,4	4,2	Еквівалентна М2 (підйом)
Еквівалентна М3 (спуск)	178	2,9	3,1	Еквівалентна М3 (спуск)
Гібридна адаптивна	203	2,7	3,5	Гібридна адаптивна

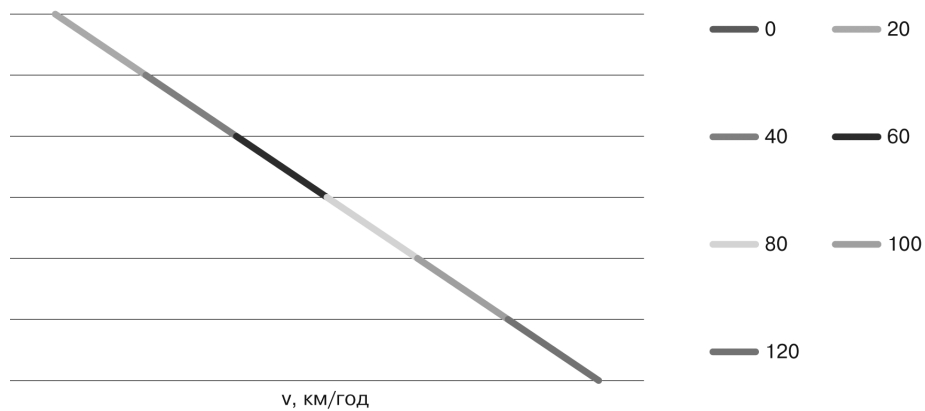


Рис. 3. Залежність відносної похибки еквівалентної моделі від швидкості

Сформульовано критерії еквівалентності редукованих моделей на основі мінімізації інтегрального функціонала похибки, що враховує відхилення траєкторії швидкості та енергоспоживання від значень, отриманих за допомогою повної моделі. Застосування вагових коефіцієнтів у функціоналі дає змогу налаштувати баланс між точністю відтворення швидкісного профілю та точністю прогнозування енерговитрат залежно від пріоритетів конкретного застосування.

Запропоновано структуру гібридної моделі з перемикальною логікою, що забезпечує автоматичний вибір відповідної еквівалентної моделі залежно від поточного режиму руху: горизонтальна ділянка, підйом, спуск або поворот. Розроблений інтерполятор станів гарантує неперервність траєкторії руху під час перемикання між еквівалентними моделями, що є критично важливим для практичного застосування в бортових системах.

Результати комп'ютерного моделювання в середовищі MATLAB підтверджують ефективність запропонованого підходу. Застосування гібридної адаптивної моделі забезпечує зменшення часу обчислень у 4,2 раза в порівнянні з повною моделлю сьомого порядку. Водночас відносна похибка прогнозування швидкості не перевищує 2,7 %, а похибка оцінювання енергоспоживання становить 3,5 %, що є прийнятним для задач підтримки прийняття рішень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- Global EV Outlook 2023: Catching up with climate ambitions [Electronic resource] / International Energy Agency. — Paris : IEA, 2023. — Access mode: <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2023>.
- Emadi A. Advanced electric drive vehicles [Electronic resource] / A. Emadi. — Boca Raton, FL : CRC Press, 2014. — 61 p. — Access mode: https://api.pageplace.de/preview/DT0400_9781466597709_A38205355/preview-9781466597709_A38205355.pdf.
- Yang S. Energy management of hybrid electric propulsion system: Recent progress and a flying car perspective under three-dimensional transportation networks / S. Yang, Z. Lu, W. Wang et al. // *Green Energy and Intelligent Transportation*. — 2023. — Vol. 2. — No. 1. — Article 100061. DOI: 10.1016/j.geits.2022.100061.
- Sciarretta A. Control of hybrid electric vehicles / A. Sciarretta, L. Guzzella // *IEEE Control Systems Magazine*. — 2007. — Vol. 27. — No. 2. — P. 60–70. DOI: 10.1109/MCS.2007.338280.
- Qi X. Development and evaluation of an evolutionary algorithm-based online energy management system for plug-in hybrid electric vehicles / X. Qi, G. Wu, K. Boriboonsomsin, M. J. Barth // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. — 2017. — Vol. 18. — No. 8. — P. 2181–2191. — DOI: 10.1109/TITS.2016.2633542.
- Ehsani M. Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles / M. Ehsani, Y. Gao, S. Longo, K. Ebrahimi; 3rd ed. — Boca Raton, FL : CRC Press, 2018.
- Liu T. Reinforcement learning optimized look-ahead energy management of a parallel hybrid electric vehicle / T. Liu, X. Hu, S. E. Li, D. Cao // *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*. — 2017. — Vol. 22. — No. 4. — P. 1497–1507. DOI: 10.1109/TMECH.2017.2707338.
- Zhang C. Energy management of hybrid electric vehicles based on model predictive control and deep reinforcement learning / C. Zhang, W. Cui, Y. Du, T. Li, N. Cui // 2022 41st Chinese Control Conference (CCC). — IEEE, 2022. — P. 5441–5446. DOI: 10.23919/CCC55666.2022.9902409.
- Schilders W. H. Model order reduction: Theory, research aspects and applications / W. H. Schilders, H. A. van der Vorst, J. Rommes. — Berlin : Springer, 2008. — DOI: 10.1007/978-3-540-78841-6.
- Raduenz H. Energy management based on neural networks for a hydraulic hybrid wheel loader / H. Raduenz, L. Ericson, K. Uebel, K. Heybroek, P. Krus, V. J. D. Negri // *International Journal of Fluid Power*. — 2022. — Vol. 23, No. 3. — P. 411–432. DOI: 10.13052/ijfp1439-9776.2338.
- Zhao K. Digital twin-supported battery state estimation based on TCN-LSTM neural networks and transfer learning / K. Zhao, Y. Liu, Y. Zhou, Y. Wang, X. Li, Z. Chen // *CSEE Journal of Power and Energy Systems*. — 2025. — Vol. 11. — No. 2. — P. 567–579. DOI: 10.17775/CSEEJES.2024.00900.
- Qin F. Stochastic optimal control of parallel hybrid electric vehicles / F. Qin, G. Xu, Y. Hu, K. Xu, W. Li // *Energies*. — 2017. — Vol. 10. — No. 2. — Article 214. DOI: 10.3390/en10020214.

REFERENCES

- (2023). Global EV Outlook 2023: Catching up with climate ambitions. International Energy Agency. Paris: IEA. Access mode: <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2023>.
- Emadi A. (2014). Advanced electric drive vehicles. Boca Raton, FL : CRC Press, 61 p. Retrieved from: https://api.pageplace.de/preview/DT0400_9781466597709_A38205355/preview-9781466597709_A38205355.pdf.
- Yang, S., Lu, Z., Wang, W., Li, Y., Chen, Y., & Xu, B. (2023). Energy management of hybrid electric propulsion system: Recent progress and a flying car perspective under three-dimensional transportation networks. *Green Energy and Intelligent Transportation*. Vol. 2. No. 1. Art. 100061. DOI: 10.1016/j.geits.2022.100061.
- Sciarretta, A., & Guzzella, L. (2007). Control of hybrid electric vehicles. *IEEE Control Systems Magazine*, 27 (2), 60-70. DOI: 10.1109/MCS.2007.338280.
- Qi, X., Wu, G., Boriboonsomsin, K., & Barth, M. J. (2017). Development and evaluation of an evolutionary algorithm-based online energy management system for plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18 (8), 2181-2191. DOI: 10.1109/TITS.2016.2633542.
- Ehsani, M., Gao, Y., Longo, S., & Ebrahimi, K. (2018). Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles, 3rd ed. Boca Raton, FL : CRC Press.
- Liu, T., Hu, X., Li, Sh. E., & Cao, D. (2017). Reinforcement learning optimized look-ahead energy management of a parallel hybrid electric vehicle. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 22 (4), 1497-1507. DOI: 10.1109/TMECH.2017.2707338.

8. Zhang, C., Cui, W., Du, Y., Li, T., & Cui, N. (2022). Energy management of hybrid electric vehicles based on model predictive control and deep reinforcement learning. *2022 41st Chinese Control Conference (CCC)*. IEEE, P. 5441-5446. DOI: 10.23919/CCC55666.2022.9902409.
9. Schilders W. H., van der Vorst H. A., & Rommes J. (2008). Model order reduction: Theory, research aspects and applications. Berlin: Springer. DOI: 10.1007/978-3-540-78841-6.
10. Raduenz, H., Ericson, L., Uebel, K., Heybroek, K., Krus, P., & Negri, V. J. D. (2022). Energy management based on neural networks for a hydraulic hybrid wheel loader. *International Journal of Fluid Power*, 23 (3), 411-432. DOI: 10.13052/ijfp1439-9776.2338.
11. Zhao, K., Liu, Y., Zhou, Y., Wang, Y., Li, X., & Chen, Z. (2025). Digital twin-supported battery state estimation based on TCN-LSTM neural networks and transfer learning. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 11 (2), 567-579. DOI: 10.17775/CSEEJPES.2024.00900.
12. Qin, F., Xu, G., Hu, Y., Xu, K., & Li, W. (2017). Stochastic optimal control of parallel hybrid electric vehicles. *Energies*, 10 (2), Article 214. DOI: 10.3390/en10020214.

B. V. PASIEKA, Postgraduate Student

CONTEXT-DEPENDENT ADAPTIVE REDUCTION AND EQUIVALENT MODELING OF AN ELECTRIC VEHICLE WITH DRIVING MODE SWITCHING FOR A DECISION SUPPORT SYSTEM

Abstract. *The problem of the practical implementation of mathematical models of optimal motion of an electric vehicle with an AC traction electric drive in driver decision support systems is considered. The necessity of the equivalencing of complex dynamic models to ensure real-time calculations is substantiated. A method of context-dependent adaptive model reduction is proposed, which involves automatic switching between simplified equivalent models depending on the current driving mode of the vehicle: a horizontal section, ascent, descent or turn. Criteria for the equivalence of reduced models are formulated based on minimising the integral error of the velocity trajectory and energy consumption. A hybrid model structure with switching logic is developed, which ensures the continuity of the motion trajectory when changing modes. Computer modelling has been performed in the MATLAB/Simulink environment to compare the computational complexity of the full and equivalent models. The modelling results confirm a four- to sixfold reduction in computation time while maintaining the accuracy of motion parameter prediction at a level of 2% to 5% relative error. The conditions for the applicability of each of the equivalent models were determined depending on the road profile and dynamic movement characteristics. An algorithm for integrating equivalent models into a decision support system software application was proposed, with the possibility of further expanding functionality through intelligent prediction algorithms. The prospects for applying the developed models to the creation of adaptive electric vehicle control systems based on artificial intelligence methods are outlined. The results obtained can be used in the design of intelligent decision support systems for electric vehicle drivers, aimed at improving energy efficiency, safety and adaptability of movement in real operating conditions.*

Keywords: *electric vehicle, equivalent model, decision support system, adaptive reduction, mode switching, optimal movement, traction electric drive.*

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРА

Пасека Богдан Володимирович — аспірант кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, Україна, 21000; +38 (095) 442-92-20; bogdanpaseka2000@gmail.com; ORCID: 0009-0002-9975-2896

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Pasieka B. V. — Postgraduate Student, Department of System Analysis and Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, 95, Khmelnytskyi Highway, Vinnytsia, Ukraine, 21000; +38 (095) 442-92-20; bogdanpaseka2000@gmail.com; ORCID: 0009-0002-9975-2896

Надійшла до редакції 08.02.2026

Прийнята до друку 26.02.2026

