УДК 004.8:629.33:621.311 DOI: 10.30977/VEIT.2025.27.0.10

Дослідження методів машинного навчання для оптимізації енергоспоживання в гібридних електромобілях з підзарядкою від мережі

Тараненко Н.В.[1], Трунова І.С.[1]

[1]Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Надійшла: 04.02.2025. Прийнято: 23.05.2025. Опубліковано: 28.05.2025. Відкритий доступ: CC BY 4.0.

Анотація. *У статті проведено огляд сучасних методів оптимізації енергоспоживання в гібридних електромобілях з підзарядкою від мережі із використанням алгоритмів машинного навчання. Розглянуто інтелектуальні стратегії управління енергопотоками, зокрема алгоритми глибинного навчання, навчання з підкріпленням і модельно-прогностичне керування. Визначено ключові параметри системи керування енергією, технічні виклики впровадження машинного навчання та актуальні тенденції розвитку. Особливу увагу приділено адаптації до умов руху, прогнозуванню споживання, моніторингу стану батареї та персоналізованому керуванню. Показано, що машинне навчання дозволяє досягти кращої паливної економії, ніж традиційні методи. Визначено наукові прогалини та перспективні напрями подальших досліджень для підвищення ефективності та надійності системи керування енергією у гібридних електромобілях, що підзаряджаються від мережі.*

Ключові слова: *гібридний електромобіль з підзарядкою від мережі, система керування енергією, машинне навчання, оптимізація енергоспоживання, розподіл потужності.*

Вступ

Дослідження у сфері сталих та енергоефективних транспортних рішень стимулювали активний розвиток гібридних електромобілів з підзарядкою від мережі (Plug-In Hybrid Electric Vehicles – PHEV), які розглядаються як перспективна альтернатива автомобілям із виключно двигунами внутрішнього згоряння (ДВЗ). Як правило, конструкція PHEV поєднує електричну та бензинову (або дизельну) силові установки, що забезпечує можливість роботи в повністю електричному режимі, у комбінованому (гібридному) режимі, або лише за рахунок ДВЗ. Така гібридизація дозволяє знизити споживання пального, скоротити викиди парникових газів, зменшити залежність від викопного палива та збільшити запас ходу порівняно з повністю електричними автомобілями.

Ключовим компонентом ефективного використання подвійного джерела енергії в PHEV є система керування енергією (Energy Management System – EMS). Вона відповідає за розподіл енергоресурсів і потужності між ДВЗ та тяговою акумуляторною батареєю, яка живить електродвигун, керований силовим перетворювачем. Основне завдання EMS – це забезпечення оптимального балансу між енергоефективністю, динамічними характеристиками та рівнем викидів, з урахуванням змінних умов експлуатації. Ефективне керування потоками енергії з урахуванням профілю маршруту, дорожньої ситуації, стилю водіння та технічних обмежень компонентів є визначальним чинником підвищення загальної ефективності та комфорту PHEV.

Розробка досконалої EMS для PHEV є складним завданням, що охоплює питання взаємодії між силовими агрегатами, оптимізації режимів приводу, теплового менеджменту та адаптації до динамічних змін у дорожньому та кліматичному середовищі. Складності посилюються через потребу в інтеграції кількох підсистем із різними джерелами енергії та системами накопичення, що створює

серйозні виклики для забезпечення їх узгодженої роботи в режимі реального часу.

Перші покоління EMS ґрунтувалися переважно на жорстко запрограмованих детермінованих стратегіях, що використовували фіксовані правила перемикання режимів на основі таких критеріїв, як швидкість, рівень заряду батареї або фаза руху. Такі підходи обмежені в гнучкості та не враховують реальні дорожні умови чи поведінкові фактори, що знижує потенціал гібридних силових систем.

Протягом останніх років спостерігається зміщення в парадигмі керування – від формалізованих правил до інтелектуальних стратегій, що використовують алгоритми машинного навчання (Machine Learning – ML), модельно-прогностичне керування (Model Predictive Control – MPC) та методи обробки великих даних. Використовуючи історичну та телеметричну інформацію, ці алгоритми здатні динамічно адаптувати енергетичні стратегії відповідно до поточних умов, покращуючи загальну ефективність і продуктивність системи.

Застосування алгоритмів машинного навчання дозволяє сучасним EMS досягати високого рівня продуктивності, адаптивності та енергоефективності. Однак реалізація цих можливостей потребує подолання низки технічних та прикладних викликів, зокрема: складності побудови моделей, високих обчислювальних навантажень, потреби в адаптації до невизначеності та необхідності валідації результатів у реальних умовах експлуатації. Подолання цих обмежень відкриває шлях до впровадження EMS нового покоління, орієнтованих на інтелектуальне, ефективне керування енергією в PHEV.

Наукова новизна проведеного дослідження полягає у комплексній систематизації підходів машинного навчання для оптимізації систем керування енергією в гібридних електромобілях з підзарядкою від мережі, в обґрунтуванні доцільності впровадження модульної архітектури EMS, розробці концепції персоналізованого керування енергоспоживанням на основі стилю водіння користувача, аналізі можливостей залучення альтернативних джерел енергії через ML-моделі, а також у визначенні основних технічних викликів і напрямів розвитку інтелектуальних енергосистем для транспортних засобів нового покоління.

Аналіз публікацій

Останніми роками спостерігається стрімке зростання наукового інтересу до використання методів машинного навчання у системах керування енергоспоживанням у плагін-гібридних транспортних засобах. У публікаціях [1-3] розглянуто застосування алгоритмів навчання з підкріпленням, зокрема глибинного детермінованого градієнта політики (Deep Deterministic Policy Gradient – DDPG) та подвійного уповільненого глибинного детермінованого градієнта політики (Twin Delayed DDPG – TD3), для адаптивного управління енергопотоками в PHEV, що забезпечує зменшення споживання палива та покращення динамічного відгуку силової установки.

Огляд досліджень [4-7] підтверджує ефективність використання прогностичних моделей і методів глибинного навчання для передбачення стилю водіння, моніторингу і прогнозування стану тягової батареї, а також розподілу потужності між ДВЗ та електроприводом у режимі реального часу. Роботи [8, 9] підкреслюють переваги інтеграції нейронних мереж із нечіткою логікою для врахування невизначеностей у дорожніх і кліматичних умовах.

У публікаціях [10-12] наведено практичні приклади побудови системи керування енергоспоживанням на основі симуляційного моделювання та розглянуто структури EMS з позиції архітектурних рішень. З іншого боку, роботи [13, 14] акцентують увагу на необхідності високої обчислювальної продуктивності, а також впровадження хмарних технологій і інтеграції з розподіленими сенсорними системами для забезпечення точного збору й обробки даних.

Отже, попри значний науково-технічний прогрес у застосуванні ML у системах EMS для PHEV, низка викликів залишається відкритими. Серед них обмежена доступність якісних навчальних даних, складність впровадження ML-алгоритмів у режимі реального часу та забезпечення високої надійності функціонування в умовах змінної динаміки дорожнього середовища. Зазначені аспекти визначають ключові вектори майбутніх досліджень у сфері інтелектуального енергокерування плагін-гібридних транспортних засобів.

Мета та постановка задачі

Метою даної роботи є систематизація та аналіз сучасних підходів до реалізації інтелектуальних стратегій керування енергоспоживанням у гібридних електромобілях з підзарядкою від мережі із застосуванням методів машинного навчання, а також виявлення ключових викликів, технічних обмежень і перспектив їх подальшого розвитку для забезпечення ефективності, адаптивності та надійності енергетичного керування в реальних умовах експлуатації.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні задачі:

– дослідити структурно-функціональні особливості та експлуатаційні режими роботи PHEV з акцентом на їх вплив на побудову ефективних стратегій управління енергоспоживанням;

– провести огляд типових конфігурацій систем управління енергією у PHEV, включаючи, логіку роботи та функціональну структуру;

– проаналізувати технічні виклики інтеграції методів ML у EMS, зокрема обмеження щодо обчислювальних ресурсів, необхідність роботи в реальному часі, вплив умов руху та деградації батареї;

– узагальнити сучасні ML-підходи до оптимізації розподілу потужності, прогностичного керування, діагностики акумуляторної батареї та персоналізованих стратегій;

– визначити потенціал використання модульного підходу до побудови EMS, що підвищує гнучкість, масштабованість і адаптивність систем;

– сформулювати напрямки подальших наукових досліджень і розробок, орієнтованих на вдосконалення систем керування енергоспоживанням в транспортних засобах нового покоління.

Архітектура та функціональні особливості PHEV

Головною особливістю гібридних електромобілів з підзарядкою від мережі, є можливість заряджання високовольтної тягової батареї від зовнішнього джерела живлення. Це дозволяє транспортному засобу певний час рухатися в режимі повністю електричної тяги. Принцип дії PHEV ґрунтується на інтеграції технологій двигуна внутрішнього згоряння та електричного двигуна, живлення якого забезпечується тяговою батареєю. Основна перевага полягає у здатності працювати як на електроенергії, так і на традиційному паливі, що дозволяє комбінувати джерела енергії для підвищення паливної економічності та збільшення запасу ходу.

Гібридні електромобілі з підзарядкою від мережі (рис. 1) обладнані акумуляторною батареєю, електродвигуном і двигуном внутрішнього згоряння, а також трансмісією, що забезпечує керування розподілом енергії [15].

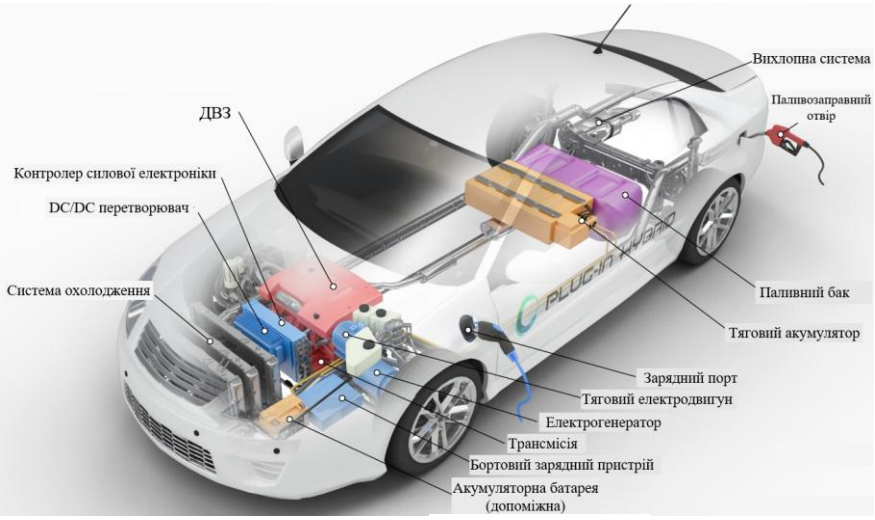

Рис. 1. Основні компоненти PHEV

Електроенергія для функціонування PHEV може надходити безпосередньо з тягової батареї, зарядженої від електромережі, або генеруватися генератором, який приводиться в дію ДВЗ.

Ключові компоненти гібридного електро-

мобіля, що підзаряджається від мережі, включають:

– допоміжна акумуляторна батарея подає живлення для запуску системи до активації тягової батареї, а також забезпечує роботу допоміжного електрообладнання;

– зарядний порт забезпечує підключення автомобіля до зовнішнього джерела живлення для заряджання тягового акумуляторного блока;

– DC/DC перетворювач перетворює постійний струм високої напруги від тягової батареї в постійний струм нижчої напруги, необхідний для роботи допоміжних систем і підзарядки допоміжної батареї;

– електрогенератор виробляє електроенергію під час рекуперативного гальмування, повертаючи її в тягову батарею. У деяких моделях застосовуються мотор-генератори з функцією тяги й рекуперації;

– тяговий електродвигун використовуючи енергію тягової батареї, приводить у рух колеса автомобіля. Часто об'єднаний із генератором в одному агрегаті;

– двигун внутрішнього згоряння працює на бензині або дизельному пальному та використовується, коли заряд акумулятора недостатній або коли потрібне швидке прискорення;

– бортовий зарядний пристрій приймає змінний струм, що надходить через зарядний порт та перетворює його на постійний для заряджання тягової батареї. Також взаємодіє із зарядною станцією й контролює параметри батареї – напругу, струм, температуру та рівень заряду;

– інвертор (контролер силової електроніки) керує потоками енергії від тягової батареї, регулюючи швидкість обертання та крутний момент тягового електродвигуна;

– система охолодження підтримує робочі температурні умови для двигуна, електродвигуна, силової електроніки та інших систем;

– тяговий акумулятор зберігає електроенергію для живлення тягового електродвигуна;

– трансмісія передає механічну енергію від двигуна внутрішнього згоряння та/або електродвигуна до ведучих коліс;

– система керування енергією є одним із ключових елементів гібридних електромобілів з підзарядкою від мережі. Вона відповідає за оптимальний розподіл енергії між джерелами живлення та регулювання режимів роботи силових агрегатів залежно від умов експлуатації [16].

Архітектурні конфігурації та режими функціонування PHEV. Архітектура силової установки PHEV визначає принцип взаємодії між джерелами енергії та спосіб передавання потужності до провідних коліс [17, 18]. Саме архітектурне рішення впливає на логіку функціонування системи управління енергією, а також на ефективність і динаміку транспортного засобу в різних умовах руху.

Існують три основні типи архітектур гібридних систем:

– послідовна архітектура. У цій конфігурації ДВЗ не має механічного зв'язку з колесами і працює виключно як генератор електроенергії для живлення електродвигуна або заряджання батареї. Увесь тяговий момент створюється електродвигуном. Основними перевагами є конструктивна простота та висока ефективність у міських умовах;

– паралельна архітектура. У такій конфігурації як ДВЗ, так і електродвигун мають механічне з'єднання з трансмісією та здатні передавати крутний момент безпосередньо на колеса. Це забезпечує комбіновану тягу, що є ефективною на високих швидкостях і при розгоні. Архітектура вимагає складнішого механічного виконання, однак забезпечує кращу паливну ефективність на міжміських маршрутах (особливо на стабільних швидкісних ділянках або при високих навантаженнях, де ДВЗ працює в оптимальних режимах);

– комбінована (змішана) архітектура. Поєднує елементи послідовної та паралельної схем, дозволяючи динамічно перемикатися між режимами залежно від дорожніх умов і вимог водія. EMS керує розподілом енергії між ДВЗ, електродвигуном та акумуляторною батареєю з метою досягнення оптимальної ефективності.

Робота PHEV може здійснюватися в кількох режимах [17, 19], що визначаються як архітектурою, так і стратегіями EMS:

– режим електромобіля. Рух здійснюється виключно за допомогою електродвигуна, який живиться від акумулятора. Застосовується переважно на низьких швидкостях і коротких дистанціях. Використання ДВЗ повністю виключається, що забезпечує нульовий рівень викидів;

– гібридний режим. Робота електродвигуна і ДВЗ можлива як по черзі, так і одночасно, залежно від навантаження й стану заряду батареї. У паралельній або комбінованій

архітектурі може одночасно подаватися потужність від обох джерел. EMS забезпечує оптимальний розподіл енергії для досягнення балансу між економічністю й динамікою;

– режим утримання заряду. EMS підтримує поточний рівень заряду батареї шляхом пріоритетного використання ДВЗ. Застосовується в ситуаціях, коли необхідно зберегти заряд для подальшого в'їзду в екологічні зони або використання EV-режиму;

– режим заряджання від ДВЗ. Активується вручну або автоматично для підзарядки батареї у разі відсутності зовнішнього джерела живлення. ДВЗ працює з підвищеним навантаженням, направляючи надлишкову енергію на заряджання акумулятора. Ефективність цього режиму нижча, через додаткові втрати на перетворення енергії та менш ефективне використання ДВЗ порівняно із зарядкою від зовнішнього джерела;

– рекуперативний режим. Електродвигун працює як генератор під час гальмування або руху з ухилу, перетворюючи кінетичну енергію на електричну й накопичуючи її в акумуляторі. Це підвищує загальну енергоефективність і зменшує знос гальмівної системи.

Більшість PHEV автоматично перемикаються між зазначеними режимами відповідно до умов руху, заряду акумулятора та інших факторів. Також водій може вручну вибирати режим роботи через інтерфейс бортової системи. Завдяки цьому забезпечується гнучкість і можливість адаптації енергоспоживання до реальних умов експлуатації.

Знання архітектурних особливостей PHEV і специфіки їх функціонування в різних режимах є надзвичайно важливим при розробці та вдосконаленні стратегій EMS. Кожна конфігурація має свої переваги й обмеження, що безпосередньо впливають на алгоритми керування силовою установкою. Комплексне уявлення про функціонування в режимах електромобіля, утримання заряду, рекуперативного гальмування, є основою для формування адаптивних стратегій керування енергоспоживанням в EMS.

Системи управління енергією в гібридних електромобілях з підзарядкою від мережі

Система управління енергією в PHEV, являє собою багаторівневу сукупність апаратних і програмних компонентів, необхідних для ефективного контролю та оптимізації використання енергетичних ресурсів. Основу EMS становлять сенсори та модулі збору даних, які здійснюють моніторинг ключових параметрів транспортного засобу, таких як швидкість руху, рівень заряду акумуляторної батареї (State of Charge – SoC), навантаження на двигун, а також навколишні умови експлуатації. Ці датчики забезпечують надходження даних у режимі реального часу, що є критично важливим для процесу прийняття рішень в EMS.

У поєднанні зі складними алгоритмами керування EMS обробляє отриману з сенсорів інформацію, приймаючи обґрунтовані рішення щодо розподілу енергії та режимів роботи елементів силової установки. Керуючі алгоритми, що охоплюють як моделі на основі фізичних принципів, так і сучасні ML-підходи, виконують функцію «інтелектуальної складової» EMS, забезпечуючи динамічне налаштування параметрів роботи силового агрегату відповідно до умов руху та індивідуальних переваг користувача.

Виконавчі механізми та силові компоненти приводу відіграють ключову роль у структурі EMS – реалізують керувальні команди, сформовані алгоритмами, регулюючи роботу двигуна внутрішнього згоряння, електродвигуна, трансмісії та системи накопичення енергії. Крім того, EMS включає комунікаційні інтерфейси, які забезпечують безперервну взаємодію з іншими електронними та електромеханічними підсистемами автомобіля, сприяючи інтегрованому обміну даними та координації роботи задля досягнення максимальної ефективності.

У сукупності ці компоненти формують функціональний базис системи EMS, дозволяючи здійснювати ефективне управління потоками енергії та підвищувати загальні показники продуктивності PHEV. З огляду на тісну інтеграцію обчислювальних, апаратних і програмних засобів, EMS у PHEV фактично виступає як інтегрована обчислювально-фізична система (це передбачає взаємодію програмно-алгоритмічних рішень з фізичними компонентами транспортного засобу через сенсори, актуатори та обчислювальні модулі).

Система EMS виступає основною складовою в PHEV, відповідальною за оптимізацію використання енергоресурсів і підвищення ефективності силової установки. Завдяки адаптивному перерозподілу потужності на основі телеметричних даних у реальному часі EMS сприяє зниженню споживання пального та обсягу викидів, що відповідає сучас-

ним вимогам екологічної сталості та економічної доцільності.

EMS також забезпечує точне налаштування параметрів прискорення, крутного моменту та відгуку трансмісії відповідно до дорожніх умов і стилю водіння. Це сприяє підвищенню динаміки та комфорту керування, а також захищає вузли силового агрегату від перевантаження та передчасного зносу, подовжуючи їхній ресурс і знижуючи витрати на обслуговування.

З метою підвищення енергоефективності EMS має використовувати прогностичні алгоритми й дані датчиків у реальному часі для оптимального розподілу енергії між джерелами, забезпечуючи плавні переходи між режимами роботи та мінімізацію втрат [20]. При цьому важливо враховувати стійкість системи до збоїв, зокрема реалізацію функцій діагностики та усунення несправностей у режимі реального часу.

Інтеграція функцій діагностики та прогнозування технічного стану передбачає включення до EMS механізмів збору, попередньої обробки та аналізу даних, навчання моделей виявлення відхилень і прогнозування залишкового ресурсу компонентів. Це дає змогу реалізувати концепцію превентивного технічного обслуговування, запобігати критичним відмовам і підвищувати надійність експлуатації PHEV.

Інтеграція механізмів виявлення й діагностики несправностей в EMS для PHEV охоплює низку етапів і методик, необхідних для забезпечення безперервного функціонування системи. Зокрема, до них належать: збір та попередня обробка даних, вибір інформативних ознак, навчання моделей машинного навчання, виявлення несправностей у реальному часі, діагностика та прогнозування, інтеграція з EMS і постійне вдосконалення алгоритмів [22].

Виявлення несправностей у реальному часі передбачає онлайн-моніторинг, виявлення аномалій і прийняття рішень з подальшою генерацією попереджень та запуском заздалегідь визначених дій для усунення проблем. Розробка адаптивних алгоритмів, здатних навчатися на нових шаблонах, підвищує здатність системи до виявлення несправностей, покращуючи її надійність і безпеку для користувача. Своєчасні сповіщення дозволяють реалізувати концепцію прогнозного технічного обслуговування, оцінювати залишковий ресурс компонентів і забезпечувати їх ремонт або заміну до моменту відмови [23, 24].

Для систематизації основних функціональних характеристик та призначення компонентів системи керування енергією у гібридних транспортних засобах з підзарядкою від мережі, нижче наведено узагальнену таблицю з ключовими параметрами, які визначають ефективність та адаптивність системи управління енергією в умовах змінних режимів експлуатації.

Основні виклики в системах EMS для PHEV. Система управління енергією у гібридних транспортних засобах з підзарядкою від мережі динамічно розподіляє потужність між двигуном внутрішнього згоряння і системою накопичення енергії на основі таких факторів, як швидкість руху, навантаження, рівень заряду акумулятора та дії водія.

Таблиця 1 – Ключові параметри та функції системи керування енергією у PHEV

Параметр/функція	Призначення
Оптимальний розподіл потужності	Забезпечення ефективного балансу між ДВЗ та електродвигуном залежно від умов руху
Керування режимами приводу	Автоматичне перемикання між режимом електромобіля, гібридним, зарядним та рекуперативним режимами
Інтелектуальна діагностика	Виявлення та класифікація відмов компонентів у режимі реального часу
Прогностичне енергетичне керування	Прогноз навантаження, стилю руху та дорожніх умов для попереджувального планування
Гладкість переходів між режимами	Зниження крутильних коливань при перемиканнях режимів приводу
Адаптація до стилю керування водія	Індивідуалізація EMS відповідно до характеру експлуатації транспортного засобу
Інтеграція з підсистемами транспортного засобу	Обмін даними з системою керування батареєю, трансмісією, системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря та електронною системою стабілізації з метою досягнення системної узгодженості
Підтримка програмних оновлень та масштабованість	Здатність до розширення функціональності EMS з урахуванням нових алгоритмів

EMS реалізує як прогностичні, так і адаптивні стратегії керування, використовуючи прогностичні моделі та дані в реальному часі для випереджального регулювання роботи силової установки відповідно до дорожніх умов.

Крім того, EMS здійснює контроль технічного стану компонентів, виявляє аномалії та впроваджує превентивні заходи, що підвищують надійність і подовжують термін служби систем. Система також сприяє рекуперації енергії шляхом уловлювання й накопичення кінетичної енергії під час гальмування, що підвищує загальну ефективність і продуктивність транспортного засобу.

Проєктування та реалізація EMS супроводжується низкою складнощів. Однією з основних є складна інтеграція апаратних і програмних компонентів, між якими існують складні взаємозв'язки. Створення точних прогностичних моделей, які можуть забезпечити надійне передбачення дорожньої ситуації та оптимізацію режимів роботи силової установки, залишається серйозною проблемою. Реалізація алгоритмів EMS у реальному часі вимагає високої обчислювальної ефективності, оскільки система повинна виконувати складні керуючі й оптимізаційні обчислення в умовах обмеженого часу.

Інтеграція даних з датчиків у реальному часі в моделі машинного навчання для EMS також супроводжується низкою викликів. По-перше, гібридна силова установка характеризується високим ступенем нелінійності, що ускладнює побудову точних моделей. По-друге, необхідність одночасного опрацювання як безперервних, так і дискретних змінних підвищує складність алгоритмів. Додатково, невизначеності, пов'язані з помилками моделювання та зміною зовнішніх умов, можуть знижувати ефективність прийнятих рішень [25]. Крім того, деградація акумуляторних систем із часом знижує достовірність вхідних параметрів та потребує динамічного перенавчання моделей.

Подолання цих викликів потребує застосування нових підходів до побудови і реалізації енергетичних стратегій в EMS. Сучасні наукові дослідження пропонують низку методів і концепцій для вирішення зазначених проблем.

Сучасні підходи та формалізація EMS для PHEV. Ефективна побудова системи керування енергоспоживанням у гібридних електромобілях з підзарядкою від мережі вимагає використання сучасних адаптивних стратегій, здатних гнучко реагувати на змінні умови експлуатації, забезпечувати прогнозування енергетичних потреб і підтримувати оптимальний розподіл ресурсів між джерелами енергії.

Аналіз наукової літератури підтверджує, що ефективна реалізація EMS у PHEV потребує гібридного підходу, який комбінує різні техніки машинного навчання для вирішення спеціалізованих підзадач управління енергоспоживанням у PHEV [26-28].

Найбільш перспективними є:

– використання прогностичних моделей для випереджального планування енергопотоків на основі даних телеметрії і прогнозованих сценаріїв руху;

– впровадження алгоритмів навчання з підкріпленням, які дозволяють формувати стратегії керування через взаємодію із середовищем і постійне вдосконалення рішень за критеріями мінімізації витрат енергії та підтримання зарядного балансу (застосування алгоритму TD3 продемонструвало високу здатність до узагальнення та ефективного самонавчання в EMS [2, 3]);

– застосування глибинного навчання для моделювання складних залежностей між численними змінними транспортного середовища і стану силових установок;

– розвиток модульних архітектур EMS, що забезпечують масштабованість і стійкість системи за рахунок розподілу складного завдання на автономні, спеціалізовані підзадачі.

Одним із напрямів є також персоналізація стратегій керування через аналіз стилю водіння конкретного користувача із залученням методів класифікації й кластеризації телеметричних даних [29]. Це дозволяє враховувати індивідуальні особливості експлуатації та підвищувати енергетичну ефективність у реальних умовах руху. Сучасні підходи активно інтегрують концепцію об'єднання симуляційних і реальних даних для навчання моделей, що забезпечує кращу узгодженість моделей машинного навчання з умовами реальної експлуатації.

Основні вимоги до сучасних EMS для PHEV включають:

– мінімізацію витрати пального;

– ефективне управління зарядом батареї;

– точне прогнозування дорожньої ситуації;

– високу обчислювальну ефективність у реальному часі;

– надійність і стійкість до невизначеност-

ті зовнішнього середовища.

Ці завдання реалізуються з урахуванням численних обмежень – від фізичних характеристик компонентів до вимог безпеки та умов експлуатації.

Формалізація EMS нового покоління ґрунтується на багаторівневому оптимізаційному підході, який враховує цільові функції ефективності, обмеження апаратних ресурсів, особливості динаміки транспортного засобу та мінливість середовища експлуатації.

Машинне навчання в управлінні енергією PHEV

Інтеграція методів машинного навчання в системи управління енергією є стратегічно важливим напрямом підвищення ефективності розподілу енергетичних ресурсів [30]. Застосування ML значно підвищує ефективність прийняття рішень в EMS у режимі реального часу завдяки здатності адаптуватися до складних та динамічних шаблонів енергоспоживання.

Завдяки аналізу великих обсягів історичних і поточних даних, ML дозволяє EMS прогнозувати енергетичні потреби, реагувати на коливання генерації відновлювальних джерел енергії та оптимізувати розподіл ресурсів, сприяючи реалізації випереджальних стратегій енергетичного керування з урахуванням прогнозованих навантажень і коливань генерації.

Серед основних напрямів застосування ML в EMS: прогностична аналітика, прогнозування навантаження, управління попитом, виявлення та діагностика несправностей, оптимізація енергоспоживання й керування мережею. Вони демонструють трансформаційний потенціал ML у вдосконаленні функціональності EMS [31].

Зокрема, управління попитом, діагностика несправностей і прогнозування генерації з відновлювальних джерел енергії підкреслюють універсальність ML у підвищенні ефективності, надійності та гнучкості енергетичних систем.

Застосування ML в PHEV. У сучасній транспортній індустрії інтеграція ML в системи керування енергоспоживанням PHEV набуває дедалі більшого значення.

Застосування ML дозволяє реалізовувати інтелектуальні алгоритми керування, які забезпечують адаптивність до змінних умов руху, підвищують ефективність використання енергії та сприяють покращенню експлуатаційних характеристик транспортного засобу. Застосування інтелектуальних стратегій ML є важливим етапом у формуванні високотехнологічних, енергоефективних і екологічно орієнтованих систем керування у сфері електрифікованого транспорту. В таблиці 2 представлено ключові напрями застосування методів ML в EMS для PHEV, які структуровані відповідно до їхньої пріоритетності та актуальності в сучасних наукових дослідженнях [24, 33].

Таблиця 2 – Застосування методів машинного навчання в системах управління енергією для PHEV

Галузь застосування	Опис
Оптимізація розподілу потужності	Ключовий напрям для максимізації енергоефективності та динамічних характеристик PHEV шляхом раціонального розподілу потужності між двигуном внутрішнього згоряння та електродвигуном
Прогностичне керування енергією	Проактивне прогнозування та управління енергоспоживанням є необхідним для підвищення загальної ефективності та продуктивності системи
Моніторинг технічного стану тягової батареї	Прогностичне технічне обслуговування акумулятора є критично важливим для забезпечення надійності, довговічності та ефективності електроприводу
Адаптивні стратегії керування	Динамічне налаштування алгоритмів керування в залежності від умов руху дозволяє знижувати витрати палива й підвищувати загальну ефективність системи
Інтелектуальне керування залученням альтернативної енергії з навколишнього середовища	Залучення енергії навколишнього середовища (наприклад, сонячної) є перспективним, але ефективність залежить від умов доступності ресурсів
Оптимізація рекуперативного гальмування	Хоча технологія рекуперації вже впроваджена, існує потенціал для її подальшої оптимізації з точки зору ефективності енергоповернення
Аналіз стилю водіння	Індивідуалізація стратегій управління енергією відповідно до стилю водіння може покращити досвід керування, хоча потребує врахування аспектів конфіденційності

Від оптимізації розподілу потужності до прогностичного енергетичного керування та моніторингу технічного стану акумулятора – кожен із напрямів розглянуто з огляду на його значущість і теоретичну обґрунтованість. Подальше пояснення деталізує зміст кожного із зазначених напрямів, представлених у таблиці 3, із акцентом на їхню функціональну сутність, інженерну доцільність та потенціал до впровадження в системи EMS сучасних PHEV.

Оптимізація розподілу потужності в EMS для PHEV на основі машинного навчання. У сучасних системах керування енергоспоживанням у PHEV, методи машинного навчання виконують функцію інтелектуального ядра, яке забезпечує гнучкий і адаптивний розподіл потужності між двигуном внутрішнього згоряння та електричним приводом. Основною метою є досягнення високого рівня енергоефективності за умов динамічно змінних параметрів руху. Ключові функціональні можливості ML [33, 34] у цій сфері включають:

– прогнозування енергоспоживання – алгоритми навчаються на великих масивах даних, що охоплюють стиль керування, дорожню ситуацію та стан батареї. Це дає змогу адаптувати розподіл потужності в режимі реального часу не за фіксованими правилами, а з урахуванням поточних умов;

– прогностична оптимізація – ML-моделі можуть враховувати майбутні події (наприклад, ухил дороги, фази світлофора), забезпечуючи проактивне керування – збільшення частки електричного приводу або своєчасну реалізацію рекуперації;

– динамічна адаптація – враховуючи зміну рівня заряду батареї, навантаження та дорожні умови, ML-алгоритми коригують точки роботи ДВЗ і електроприводу з метою зменшення витрат пального та викидів;

– багатокритеріальне керування – система здатна оптимізувати кілька суперечливих параметрів одночасно (паливна економічність, екологічність, динаміка), змінюючи пріоритети залежно від обраного режиму або стилю водіння.

Таким чином, впровадження ML у розподіл потужності в PHEV створює основу для інтелектуальної адаптації силового агрегату, орієнтованої на зменшення втрат енергії, покращення характеристик руху та підтримку оптимального балансу енергоспоживання в умовах реальної експлуатації.

Прогностичне керування енергоспоживанням в системах EMS для PHEV. У контексті гібридних електромобілів, що підключаються до мережі, прогностичне енергетичне керування (Predictive Energy Management – PEM) виконує функцію інтелектуального планування розподілу потужності з урахуванням прогнозованих умов руху [8, 22]. Алгоритми машинного навчання, вбудовані в EMS, забезпечують випереджальну оцінку енергетичних потреб транспортного засобу, що дає змогу оптимізувати його роботу у реальному часі.

Основні функціональні можливості PEM:

– прогнозування сценаріїв руху та навантаження – моделі ML, навчені на основі історичних даних (швидкість, профіль маршруту, трафік, погода), формують оцінки майбутнього споживання енергії та стану дорожньої обстановки;

– прогностична оптимізація розподілу енергії – на основі прогнозів система коригує співвідношення між використанням ДВЗ та електричного приводу, зменшуючи витрати пального й покращуючи ефективність акумуляторної системи;

– адаптація в реальному часі – EMS постійно оновлює стратегії керування відповідно до змін навколишнього середовища, актуального стану батареї та умов руху, забезпечуючи стійку та адаптивну роботу енергетичної системи.

У підсумку, PEM на основі ML перетворює EMS на прогностичну систему з адаптивним керуванням, здатну ефективно реагувати на складні багатофакторні умови експлуатації транспортного засобу.

Моніторинг технічного стану тягової батареї в EMS для PHEV. Стан акумуляторної батареї є одним із критичних факторів, що визначають ефективність, надійність і безпечність експлуатації PHEV. Інтеграція методів машинного навчання у процеси моніторингу стану батареї (Battery State-of-Health Monitoring – BSHM) дозволяє EMS здійснювати глибоку оцінку параметрів деградації та динамічно адаптувати стратегії енергоспоживання.

Основні складові BSHM на основі ML:

– збір даних у реальному часі – система управління батареєю безперервно реєструє показники напруги, струму, температури, а також параметри циклів зарядки/розрядки;

– прогностичне моделювання – ML-моделі оцінюють поточний технічний стан

батареї, прогнозують залишковий ресурс та виявляють потенційні відхилення в її роботі;

– методи аналізу (регресійне моделювання, аналіз часових рядів, моделі виявлення аномалій).

Отже, поєднання системи керування батареєю і ML-алгоритмів забезпечує адаптивне управління ресурсами енергосистеми, продовжуючи термін служби батареї та підвищуючи загальну ефективність PHEV.

Адаптивні стратегії керування на основі машинного навчання в EMS для PHEV. Досягнення енергетичної ефективності в PHEV в умовах динамічного дорожнього середовища та змінного стану тягової батареї потребує впровадження адаптивних стратегій керування [23]. Традиційні підходи виявляються недостатньо гнучкими, особливо в умовах багатофакторного впливу. Застосування машинного навчання дозволяє реалізувати стратегії, що враховують індивідуальні умови руху й адаптують розподіл енергії в реальному часі.

Ключові функціональні елементи адаптивного керування:

– інтелектуальна обробка телеметричних даних – EMS постійно аналізує потік даних про швидкість, прискорення, заряд батареї, рельєф маршруту та метеоумови;

– ML-моделі прогнозування – алгоритми прогнозують майбутні енергетичні навантаження (наприклад, підйоми, затори, розгони) та розраховують оптимальну стратегію керування. Це забезпечує ефективне поєднання електричного приводу та ДВЗ;

– динамічне керування енергією – EMS у реальному часі коригує розподіл потужності, реалізуючи перевагу електричного приводу при низькому навантаженні, залучення ДВЗ при пікових навантаженнях, адаптивні стратегії заряджання/розряджання з урахуванням технічного стану батареї.

Запровадження ML-алгоритмів в EMS дозволяє забезпечити багатокритеріальну оптимізацію: зниження витрат пального, продовження терміну служби батареї та підвищення динамічної ефективності транспортного засобу у змінних умовах експлуатації.

Інтелектуальне керування залученням альтернативної енергії з навколишнього середовища. Окрім рекуперативного гальмування, сучасні PHEV мають потенціал до залучення альтернативної енергії з довкілля – зокрема сонячної або вібраційної. Інтеграція систем збору даних про параметри середовища із алгоритмами ML дозволяє прогнозувати доцільність та ефективність використання таких джерел енергії в режимі реального часу.

Ключові етапи реалізації:

– збір екологічної інформації – датчики фіксують параметри навколишнього середовища, зокрема інтенсивність сонячної радіації та рівень вібрацій від дорожнього покриття (для потенційної генерації енергії за допомогою п'єзоелектричних елементів);

– прогностичний аналіз із застосуванням ML, включає оцінку потенціалу сприятливих умов для перетворення енергії та визначення оптимального механізму перетворення (наприклад, шляхом застосування фотоелектричних панелей);

– розподіл енергії в EMS: доповнення рекуперації; заряджання батареї в умовах низького навантаження (наприклад, затори, спуски); посилення тяги під час інтенсивних навантажень (обгони, підйоми).

Застосування ML у поєднанні з джерелами навколишнього середовища дозволяє підвищити енергетичну автономність PHEV, зменшити споживання пального та підвищити загальну ефективність транспортного засобу без зміни його конструкції.

Оптимізація рекуперативного гальмування в EMS для PHEV із застосуванням ML. Рекуперативне гальмування є ключовим механізмом повернення енергії в електрифікованих транспортних засобах (HEV/PHEV). Проте ефективність цього процесу значною мірою залежить від точності керування розподілом гальмівного зусилля. Застосування алгоритмів ML в системах EMS дозволяє досягти вищого рівня адаптації та відновлення енергії [35].

Ключові елементи реалізації:

– аналіз телеметричних даних в реальному часі – EMS постійно обробляє дані про швидкість, інтенсивність уповільнення, рівень заряду батареї, дорожнє покриття та навантаження;

– прогнозування на основі ML-моделей: оцінка потенціалу рекуперації (визначення обсягу відновлюваної енергії з урахуванням кінетики руху), баланс гальмівних зусиль (адаптивне співвідношення рекуперативного та фрикційного гальмування для досягнення максимальної ефективності без компромісів у безпеці);

– динамічне керування у реальному часі:

– пріоритет електричного гальмування на низьких швидкостях і при плавному уповільненні;

– залучення фрикційних гальм у випадках екстреного гальмування або високої швидкості;

– контроль швидкості заряджання батареї для уникнення перенапруги або деградації елементів.

Отже, ML-підходи до оптимізації рекуперації дозволяють зменшити втрати енергії, продовжити ресурс акумулятора та забезпечити комфортне та безпечне гальмування в режимах реальної експлуатації.

Персоналізоване керування енергоспоживанням у PHEV на основі аналізу стилю водіння. Для забезпечення максимальної ефективності роботи EMS у гібридних транспортних засобах важливо враховувати індивідуальні особливості стилю керування [36]. Застосування алгоритмів ML дає змогу адаптувати стратегії керування енергією відповідно до поведінкових шаблонів конкретного водія.

Основні функціональні етапи:

– збір користувацьких даних – EMS фіксує динаміку прискорень, гальмування, середню швидкість, частотність заряджання, маршрути та часові шаблони використання;

– формування індивідуального нижче (рис. 2).

Рис. 2. Основні алгоритми машинного навчання, що застосовуються в EMS для PHEV

Розглянуті передові стратегії машинного навчання демонструють здатність ефективно адаптуватися до змінних та непередбачуваних умов руху використовуючи низку ключових механізмів. Завдяки використанню великих масивів експлуатаційних даних та вхідних сигналів у режимі реального часу ці алгоритми здатні динамічно адаптуватися до змінюваних сценаріїв, забезпечуючи стабільну енергоефективність і динамічні характеристики за різних умов експлуатації транспортного засобу [37]. Зокрема, методи навчання з підкріпленням дозволяють системі безперервно навчатися на основі зворотного зв'язку з реального світу та оптимізувати стратегії управління. У свою чергу, прогностичні моделі пе-

редбачають майбутні енергетичні потреби та забезпечують раціональний розподіл ресурсів. Додатково, модульний підхід, що передбачає поділ складного завдання на взаємопов'язані підзадачі із залученням спеціалізованих контролерів, підвищує гнучкість і стійкість системи [24]. Із розвитком обчислювальних потужностей ефективність таких стратегій зростатиме, що сприятиме підвищенню енергоефективності та надійності PHEV у різноманітних режимах експлуатації.

Прогрес у сфері машинного навчання зумовив істотне зростання енергоефективності, покращення експлуатаційних характеристик і підвищення рівня персоналізації систем керування енергією в PHEV. У центрі цих змін – здатність ML-алгоритмів обробляти великі обсяги даних, включаючи шаблони керування, рівень заряду батареї та параметри транспортного засобу в режимі реального часу. Це дозволяє системам EMS приймати обґрунтовані рішення щодо розподілу потужності, забезпечуючи точну оптимізацію енергоспоживання та досягнення максимальної ефективності.

Висновки

Розглянуті в роботі сучасні стратегії машинного навчання демонструють високу здатність до адаптації в умовах змінних і непередбачуваних сценаріїв експлуатації PHEV, забезпечуючи стійку та ефективну роботу енергетичних підсистем. Завдяки обробці великих обсягів історичних і телеметричних даних у режимі реального часу, ML-алгоритми формують адаптивні моделі керування, які дозволяють системам EMS динамічно реагувати на зміну дорожніх, кліматичних і експлуатаційних умов. Зокрема, методи навчання з підкріпленням забезпечують безперервне вдосконалення політик керування на основі зворотного зв'язку з навколишнім середовищем. Прогностичні моделі дають змогу передбачати майбутні енергетичні потреби та здійснювати випереджальне керування ресурсами. Модульний підхід до реалізації EMS – через поділ завдання на функціональні підзадачі з окремими контролерами – підвищує гнучкість, масштабованість і надійність енергетичної системи. Із розвитком обчислювальних потужностей ефективність таких стратегій зростатиме, що сприятиме підвищенню енергоефективності та надійності PHEV у різноманітних режимах експлуатації.

Результати дослідження підтверджують доцільність інтеграції ML у системи управління енергією PHEV. Водночас залишаються актуальними питання адаптації моделей до реальних умов, зменшення обчислювального навантаження, забезпечення надійності в умовах невизначеності – що окреслює пріоритетні напрями подальших досліджень.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що немає конфлікту інтересів щодо публікації цієї статті.

Література

1. Munsi, M. S., & Chaoui, H. (2024). Energy management systems for electric vehicles: A comprehensive review of technologies and trends. IEEE Access, 12, 60385–60403. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3371483
2. T. Tiong, I. Saad, K. T. K. Teo and H. b. Lago, "Deep Reinforcement Learning with Robust Deep Deterministic Policy Gradient", 2020 2nd International Conference on Electrical, Control and Instrumentation Engineering (ICECIE), Kuala Lumpur, Malaysia, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICECIE50279.2020.9309539
3. Khalid, J., Anwari, M., Khan, M., & Hidayat, T. (2022). Efficient load frequency control of renewable integrated power system: A twin delayed DDPG-based deep reinforcement learning approach. IEEE Access, 10, 1–1. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3174625
4. Habib, M., Ahmed, K., Suhan, A., Vadher, A., Arefin, M., Tanvir, M. S., Rizvee, S., & Swapno, M. (2021). Recent progress in energy management system for fuel cell hybrid electric vehicle. In Advances in Energy Research. https://doi.org/10.1007/978-981-16-4321-7_60
5. Munsi, M., & Joshi, R. (2024). Comprehensive analysis of fuel cell electric vehicles: Challenges, powertrain configurations, and energy management systems. IEEE Access, 12, 1–1. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3472704
6. Xi, J., Ma, J., Wang, T., & Gao, J. (2023). Research on energy management strategy of a hybrid commercial vehicle based on deep reinforcement learning. World Electric Vehicle Journal, 14(10), 294. https://doi.org/10.3390/wevj14100294
7. Wang, C., Liu, R., & Tang, A. (2022). Energy management strategy of hybrid energy storage system for electric vehicles based on genetic algorithm optimization and temperature effect. Journal of Energy Storage, 51, 104314. https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104314
8. Hajimiri, M. H., & Salmasi, F. R. (2006). A fuzzy energy management strategy for series hybrid

electric vehicle with predictive control and durability extension of the battery. In 2006 IEEE Conference on Electric and Hybrid Vehicles (1–5). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICEHV.2006.352279
9. Nivolianiti, E., Karnavas, Y. L., & Charpentier, J.-F. (2024). Fuzzy logic-based energy management strategy for hybrid fuel cell electric ship power and propulsion system. Journal of Marine Science and *Engineering*, *12*, 1813. https://doi.org/10.3390/jmse12101813
10. Cheng, R., & Dong, Z. (2015). Modeling and simulation of plug-in hybrid electric powertrain system for different vehicular application. In *2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)* (pp. 1–7). IEEE. https://doi.org/10.1109/VPPC.2015.7352976
11. Lechowicz, A., & Augustynowicz, A. (2013). Modeling and simulation of the hybrid powertrain for the use in buggy vehicle. In *International Symposium on Electrodynamic and Mechatronic Systems, SELM 2013 - Proceedings* (pp. 43–44). IEEE. https://doi.org/10.1109/SELM.2013.6562971
12. Keegan, G., Nelendran, P., & Oluwafemi, O. (2024). Modeling and simulation of hybrid electric vehicles for sustainable transportation: Insights into fuel savings and emissions reduction. *Energies*, *17*, 5225. https://doi.org/10.3390/en17205225
13. Chou, J., & Chung, W.-C. (2024). Cloud computing and high performance computing (HPC) advances for next generation internet. *Future Internet*, *16*, 465. https://doi.org/10.3390/fi16120465
14. Sathupadi, K., Achar, S., Bhaskaran, S. V., Faruqui, N., Abdullah-Al-Wadud, M., & Uddin, J. (2024). Edge-cloud synergy for AI-enhanced sensor network data: A real-time predictive maintenance framework. *Sensors*, *24*, 7918. https://doi.org/10.3390/s24247918
15. Alternative Fuels Data Center. (n.d.). How do plug-in hybrid electric cars work? https://afdc.energy.gov/vehicles/how-do-plug-in-hybrid-electric-cars-work
16. Munsi, M. S., & Chaoui, H. (2024). Energy management systems for electric vehicles: A comprehensive review of technologies and trends. IEEE Access, 12, 60385–60403. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3371483
17. Zeng, Y., Huang, Z., Cai, Y., Liu, Y., Xiao, Y., & Shang, Y. (2018). A control strategy for driving mode switches of plug-in hybrid electric vehicles. Sustainability, 10, 4237. https://doi.org/10.3390/su10114237
18. Wu, G., Zhang, X., & Dong, Z. (2015). Powertrain architectures of electrified vehicles: Review, classification and comparison. Journal of the Franklin Institute, 352(2), 425–448. https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2014.04.018
19. Qi, X., Wu, G., Boriboonsomsin, K., & Barth, M. (2016). Development and evaluation of an evolutionary algorithm-based online energy management system for plug-in hybrid electric vehicles. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1–11. https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2633542
20. Liu, Y., Wu, Y., Wang, X., Li, L., Zhang, Y., & Chen, Z. (2023). Energy management for hybrid electric vehicles based on imitation reinforcement learning. Energy, 263(Part C), 125890. https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.125890
21. Mittal, V., & Shah, R. (2024). Energy management strategies for hybrid electric vehicles: A technology roadmap. World Electric Vehicle Journal, 15, 424. https://doi.org/10.3390/wevj15090424
22. Sun, X., Fu, J., Yang, H., Xie, M., & Liu, J. (2023). An energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles based on deep learning and improved model predictive control. Energy, 269, 126772. https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.126772
23. Mechichi, O., Trigui, R., & Ouni, L. (2022). Adaptive λ-control strategy for plug-in HEV energy management using fast initial multiplier estimate. Applied Sciences, 12, 10543. https://doi.org/10.3390/app122010543
24. Recalde, A., Cajo, R., Velasquez, W., & Alvarez-Alvarado, M. S. (2024). Machine learning and optimization in energy management systems for plug-in hybrid electric vehicles: A comprehensive review. Energies, 17, 3059. https://doi.org/10.3390/en17133059
25. Alyakhni, A., Boulon, L., Vinassa, J.-M., & Briat, O. (2021). A comprehensive review on energy management strategies for electric vehicles considering degradation using aging models. IEEE Access, 9, 143922–143940. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3120563
26. Hua, M., Shuai, B., Zhou, Q., Wang, J., He, Y., & Xu, H. (2023). Recent progress in energy management of connected hybrid electric vehicles using reinforcement learning. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.14602
27. Choi, Y., Guanetti, J., Moura, S., & Borrelli, F. (2020). Data-driven energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles with real-world trip information. IFAC-PapersOnLine, 53, 14224–14229. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.1070
28. Gong, C., Xu, J., & Lin, Y. (2024). Plug-in hybrid electric vehicle energy management with clutch engagement control via continuous-discrete reinforcement learning. Energy Technology, 12, 2301512. https://doi.org/10.1002/ente.202301512
29. Wu, X., Wedernikow, E., Nitsche, C., & Huber, M. (2023). Towards optimal energy management strategy for hybrid electric vehicle with

reinforcement learning. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.12365
30. Lee, S., Seon, J., Hwang, B., Kim, S., Sun, Y., & Kim, J. (2024). Recent trends and issues of energy management systems using machine learning. Energies, 17(3), 624. https://doi.org/10.3390/en17030624
31. Singh, R., Utkurovich, K., Alkhayyat, A., Saritha, G., Jayadurga, R., & Waghulde, K. (2024). Machine learning applications in energy management systems for smart buildings. E3S Web of Conferences, 540, 08002. https://doi.org/10.1051/e3sconf/202454008002
32. Akram, A., Abbas, S., Khan, M., Athar, A., Ghazal, T., & Al Hamadi, H. (2024). Smart energy management system using machine learning. Computers, Materials & Continua, 78, 959–973. https://doi.org/10.32604/cmc.2023.032216
33. Chen, Z., Gu, H., Shen, S., & Shen, J. (2022). Energy management strategy for power-split plug-in hybrid electric vehicle based on MPC and double Q-learning. Energy, 245, 123182. https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.123182
34. Nassar, M. Y., Shaltout, M. L., & Hegazi, H. A. (2023). Multi-objective optimum energy management strategies for parallel hybrid electric vehicles: A comparative study. Energy Conversion and Management, 277, 116683. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2023.116683
35. Nayak, N., & Satpathy, A. (2025). An adaptive energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles (PHEVs) utilizing real-time speed profiles and optimized battery discharge levels. Energy Storage and Saving. https://doi.org/10.1016/j.enss.2024.11.011
36. Ma, Y., Wang, P., & Sun, T. (2021). Research on energy management method of plug-in hybrid electric vehicle based on travel characteristic prediction. Energies, 14, 6134. https://doi.org/10.3390/en14196134
37. Chen, C., Wang, X., Xie, Z., Lei, Z., & Shangguan, C. (2024). Research on plug-in hybrid electric vehicle (PHEV) energy management strategy with dynamic planning considering engine start/stop. World Electric Vehicle Journal, 15, 350. https://doi.org/10.3390/wevj15080350

Трунова Ірина Сергіївна[1], к.т.н., доц. каф. автомобільної електроніки, тел. +38 0677240653, e-mail: trunova.irinaserg@gmail.com, ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0986-4115

Тараненко Нікіта Валерійович[1], студент автомобільного факультету ХНАДУ, e-mail: trunova.irinaserg@gmail.com тел. +38 0990002132.

[1]Харківський національний автомобільно-дорожній університет, 61002, Україна, м. Харків, вул. Ярослава Мудрого, 25.

Research on machine learning methods for energy consumption optimization in plug-in hybrid electric vehicles

Abstract. ***Problem.*** *The growing demand for sustainable and energy-efficient transportation has intensified interest in plug-in hybrid electric vehicles as an effective alternative to conventional internal combustion engine vehicles. However, the efficiency and flexibility of these systems are significantly constrained by traditional energy management strategies, which lack adaptability to real-world dynamic driving conditions, road scenarios, and individual driving styles. The need for real-time, predictive, and intelligent control algorithms has become critical to optimize energy use, reduce fuel consumption, and ensure the stability of hybrid propulsion systems.* ***Goal.*** *The objective of this study is to analyze and systematize state-of-the-art machine learning methods for optimizing energy management systems in plug-in hybrid electric vehicles, to identify the key technical challenges and to outline the prospects for the development of intelligent, adaptive energy management systems capable of real-time decision-making in uncertain and variable environments.* ***Methodology.*** *This research is based on a comprehensive review of existing literature and technical implementations, focusing on the use of deep learning, reinforcement learning, and predictive control approaches within energy management systems for plug-in hybrid electric vehicles. The study investigates architectural configurations of plug-in hybrid electric vehicles powertrains, their operational modes, functional requirements of energy management systems, and evaluates machine learning algorithms for power distribution optimization, battery health monitoring, predictive energy control, and personalized driving strategies.* ***Results.*** *The analysis confirms that machine learning-enhanced energy management systems can significantly improve fuel economy, adaptability, and operational reliability under varying road and climatic conditions. Reinforcement learning methods enable continuous policy improvement, predictive models allow proactive energy flow planning, and modular energy management systems architectures enhance system scalability and fault tolerance. The integration of machine learning also facilitates fault detection, battery degradation prediction, and utilization of alternative energy sources such as solar or vibrational energy. These solutions collectively contribute to more intelligent and efficient energy management in modern hybrid vehicles.* ***Originality.*** *This study offers a structured classification of machine learning applications in energy management systems for plug-in hybrid electric vehicles, substantiates the advantages of modular*

control system architectures, and introduces a novel perspective on incorporating behavioral analysis of driver style into energy management systems strategy personalization. It also highlights underexplored areas such as the use of environmental energy inputs (solar, piezoelectric) and outlines methodological considerations for their integration using predictive analytics. ***Practical value.*** *The findings provide a foundation for the design of next-generation energy management systems in hybrid vehicles, contributing to enhanced fuel efficiency, extended battery life, and improved environmental performance. The proposed insights can be used by researchers and developers to implement intelligent control systems, reduce development time, and align plug-in hybrid electric vehicle design with smart mobility and sustainability goals.*

Keywords: *plug-in hybrid electric vehicle, energy management system, machine learning, power optimization, predictive control, adaptive strategies.*

Trunova Iryna[1], Ph.D., Assoc. Prof. Vehicle Electronics Department, tel. +38 0677240653, e-mail: trunova.irinaserg@gmail.com, ORCID: https://orcid.org/0000-0003-0986-4115.

Taranenko Nikita[1], student of the Automobile Faculty, tel. +38 0990002132, e-mail: trunova.irinaserg@gmail.com

[1]Kharkov National Automobile and Highway University, 25, Yaroslava Mudrogo str., Kharkiv, 61002, Ukraine.

Конфлікт інтересів

Автори повідомляють, що І. Трунова є членом редколегії журналу. З метою забезпечення незалежності редакційного рішення рукопис супроводжував незалежний редактор; зазначені автори не брали участі в процесі рецензування та ухваленні рішення щодо публікації.