

УДК 629.3.016.8

DOI: 10.30977/VEIT.2022.22.0.9

Вимірювальний їздовий цикл WLTC (процедура вимірювання запасу ходу для гібридів та електромобілів)

Гордієнко М. М.¹, Пархоменко О. О.¹, Подпісов В. С.¹

¹Національний транспортний університет, Україна

Анотація. Метою роботи було об'єднати узгоджений у всьому світі цикл випробувань малотоннажних транспортних засобів (WLTC) з короткими поїздками на малих ділянках з реальними рівнями трафіку для прогнозування витрати енергії і палива гібридними транспортними засобами та електромобілями, чого можливо досягти реалізацією нової стратегії оптимізації енергоспоживання гібридних електромобілів (HEV) з урахуванням рівнів трафіку WLTC і Google Maps. Для кожного маршруту, визначеного за допомогою карт Google, витрати енергії і палива гібридними транспортними засобами та електромобілями оцінюються з використанням коротких поїздок WLTC, скоригованих з урахуванням відстаней і рівнів трафіку. Була реалізована чисельна модель транспортного засобу, яка використовувалася для перевірки точності прогнозування витрати палива та енергії відповідно до запропонованої методології. Результати є перспективними, оскільки середнє абсолютне значення відсоткових похибок між експериментальними циклами водіння і прогнозованими становить 3,89 % для витрати палива, збільшуючись до 6,80 % для витрат енергії.

Ключові слова: HEV, WLTC, рівні трафіку Google Maps, цикли водіння, гібридний автомобіль, електромобіль, чисельна модель.

Вступ

Всесвітні узгоджені цикли випробувань легких транспортних засобів (WLTC) являють собою динамометричні випробування шасі для визначення викидів і витрат палива малотоннажними транспортними засобами. Тести були розроблені групою UNECE GRPE (Робоча група з забруднення та енергетики). Цикли WLTC є частиною узгоджених у всьому світі процедур випробувань легких транспортних засобів (WLTP), опублікованих в якості глобальних технічних правил UNECE № 15 (GTR 15). Хоча абревіатури WLTP і WLTC іноді використовуються взаємозамінно, процедури WLTP визначають ряд інших процедур – на додаток до циклів випробувань WLTC, які необхідні для затвердження типу транспортного засобу.

WLTP замінює європейську процедуру випробувань на офіційне затвердження типу транспортних засобів малої вантажопідйом-

ності, засновану на Новому європейському циклі водіння (NEDC), з переходом від NEDC до WLTP, що відбувається протягом 2017-2019 років. WLTP також вводиться для сертифікації транспортних засобів в Японії.

Процедури WLTP включають кілька циклів випробувань WLTC, що застосовуються щодо категорій транспортних засобів з різним співвідношенням потужності до маси (PMR). Модифікації циклу дозволені для вирішення проблем з керованістю транспортних засобів з відношенням потужності до маси, близьким до прикордонних, або з максимальними швидкостями, обмеженими значеннями нижче максимальної швидкості, що вимагає цикл.

Одним із найбільш важливих переваг гібридного електромобіля (HEV) є можливість оптимізувати використання накопичувачів енергії під час поїздки за допомогою системи енергоменеджменту (EMS). Y. Zhou та ін. [1] класифікували EMS у:

– стратегії, які засновані на правилах (RBS): ці стратегії визначають локальну оптимізацію робочих точок трансмісії. Вони використовують тільки інформацію про стан заряду батареї (SOC) і сигнал навантаження водія [2] для управління потужністю автомобіля. RBS прості в реалізації і вимагають низьких обчислювальних витрат, але ефективність управління енергоспоживанням невелика. Один з прикладів RBS представлений R.M. Wagwe та ін. [3] і J. Wu та ін. [4];

– стратегії, які засновані на оптимізації (OBS): ці стратегії визначають глобальну оптимізацію робочих точок трансмісії. Вони оптимізують управління енергоспоживанням, враховуючи весь цикл водіння автомобіля (DC), тому оптимізація залежить як від внутрішніх, так і від зовнішніх параметрів автомобіля. Ефективність управління енергоспоживанням OBS вище, ніж RBS; з іншого боку, вони вимагають високих обчислювальних витрат, значної складності і прогнозування постійного струму. Один із прикладів OBS представлений L. Fang та ін. [5] і J. Wu та ін. [6].

Аналіз публікацій

Наукове співтовариство пропонує безліч методів прогнозування циклу водіння. R. Wang та ін. [7] узагальнюють методи прогнозування в трьох категоріях:

1 – розпізнавання на основі статистики та кластерного аналізу: у цій категорії зібрані методи, які використовують історичні та поточні параметри профілю швидкості транспортного засобу для прогнозування майбутніх умов. Методи різняться за кількістю аналізованих параметрів (наприклад, шістьдесят два представлені E. Ericson та ін. [8], одинадцять – H. Xi та ін. [9] і три роботи Z. Chen та ін. [10]), для тривалості тимчасового вікна прогнозування і для методів аналізу параметрів (байєсівський алгоритм класифікації, дерево рішень, аналіз нечіткої кластеризації, нейронна мережа). Нейронна мережа (NN) є найбільш поширеним методом, згідно з R. Wang та ін. [7], і він використовується R. Langari та ін. [11], S. Jeon та ін. [12] і L. Han та ін. [13];

2 – прогностичне управління на основі ланцюжка Маркова: у цій категорії зібрані методи, які використовують поточний стан транспортного засобу для прогнозування майбутніх умов. Усі методи засновані на процесі прогнозування стохастичного ланцюга Маркова, але різняться для алгоритму

оптимізації. Деякими прикладами алгоритмів оптимізації є принцип мінімуму, який використовується H. Liu та ін. [14], стохастичне динамічне програмування (застосовується L. Johannesson та ін. [15] і C. Lin та ін. [16]), генетичні алгоритми та нечітка логіка (застосовуються P. Chaofeng та ін. [17]) і нейронна мережа NN (застосовується P. Shen та ін. [18]);

3 – прогнозування на основі глобальної системи позиціонування (GPS) та інтелектуальних транспортних систем (ITS): у цій категорії зібрані методи, які використовують історичні та поточні параметри транспортного засобу, GPS та його дані для прогнозування постійного струму.

Численні дослідження належать до третьої категорії. C. Zhang та ін. [19] застосовують попередні знання профілю висотометрії маршруту автомобіля (надані GPS) для оптимізації розподілу потужності між джерелами енергії. G. Qiuming та ін. [20] використовують дані GPS для присвоєння певній ділянці дороги профілю швидкості, який залежить від розподілу світлофорів, середньої швидкості потоку транспортного засобу та історичних даних про стан дорожнього руху. H. He та ін. [21] використовують аналогічний набір даних, призначаючи цикл руху ділянкою автостради. Основною відмінністю є можливість змінювати профіль швидкості відповідно до інформації GPS автомобіля. F. Zhang та ін [22] використовують дані, аналогічні даним H. He та ін. [21], додаючи GPS-інформацію транспортних засобів ближнього поля. NN становить DC і використовує його для прогнозування витрат енергії кожним транспортним засобом протягом десятисекундного тимчасового інтервалу.

Третя категорія також включає деякі статті, в яких розглядається узгоджений у всьому світі цикл випробувань транспортних засобів малої вантажопідйомності (WLTC). [23] розробляють оптимізацію EMS на основі профілю швидкості, стану дорожнього руху і знання ухилу дороги. Вони присвоюють WLTC профіль ухилу дороги і стан руху відповідно до порогової швидкістю. Можна оцінити ефективність EMS, припускаючи, що тестований транспортний засіб буде перебувати в такому стані. Y.A. Yavasoglu та ін. [24] навчили нейронну мережу передбачати фактичну залишкову автономність електромобіля. Оцінка автономності заснована на GPS (маршрут, профіль ухилу дороги) і його (до-

рожній) інформації. Якщо GPS і його інформація недоступні, нейронна мережа прогнозує діапазон на основі дев'ятнадцяти параметрів навчального набору, витягнутих з WLTC. NN порівнює навчальний набір і миттєве значення параметрів автомобіля, щоб оцінити автономність.

З огляду на всі дослідження, стає зрозумілим, що EMS може прогнозувати витрати енергії і палива транспортним засобом тільки за наявності великої кількості даних. Це означає використання гібридних автомобілів та електромобілів і міст, оснащених датчиками, чого не завжди легко досягти.

У цій роботі досліджується можливість прогнозування кількості палива та енергії, споживаної гібридним транспортним засобом та електромобілем, з використанням обмеженого числа параметрів і датчиків для досягнення простого, легко реалізованого і економічно ефективного прогнозування. Відправною точкою дослідження було припущення про те, що переважна більшість населення і транспортних засобів нового покоління можуть легко отримати доступ до програмного забезпечення GPS (наприклад, Google Maps). Карти Google можуть надати інформацію про висоту маршруту, відстань, яку необхідно подолати, та інтенсивність руху. Його алгоритм дозволяє легко зчитувати GPS і його дані. Наступне припущення полягало в тому, що WLTC збирає профілі швидкості, що складені водіями по всьому світу і виконуються в різних дорожніх умовах, що робить його універсальним.

Мета та постановка задачі

Мета роботи є об'єднання коротких поїздок з низькою ділянкою WLTC з реальними рівнями трафіку для прогнозування витрати енергії і палива транспортного засобу.

Дана мета може бути досягнута шляхом реалізації нової стратегії оптимізації енергоспоживання гібридних електромобілів (HEV) з урахуванням рівнів трафіку WLTC і Google Maps, для чого мають бути вирішені наступні завдання:

- збір та обробка інформації про дорожній рух і профілі швидкості під час руху визначеними ділянками міської дороги;
- визначення характерних параметрів реальних профілів швидкості (ST), що використовуються на ділянках міських доріг за різних дорожніх умов, а також у коротких поїз-

дках WLTC;

- порівняння параметрів і визначення трьох рівнів трафіку (інтенсивний, середній і низький рівні трафіку) для коротких поїздок WLTC з використанням алгоритму мінімальної відстані;

- оцінювання витрат енергії і палива гібридними транспортними засобами та електромобілями з використанням коротких поїздок WLTC, скоригованих з урахуванням відстаней і рівнів трафіку, для кожного маршруту, визначеного за допомогою карт Google;

- розроблення та реалізація чисельної моделі транспортного засобу для перевірки точності прогнозування витрати палива та енергії відповідно до запропонованої методології.

Методика реалізації стратегії оптимізації енергоспоживання HEV з урахуванням рівнів трафіку WLTC і Google Maps

Першим кроком було проїхати ділянки доріг у місті Харків, записавши інформацію про дорожній рух і профіль швидкості, надані Google Maps (GM). Для проведення кампанії зі збору даних потрібен лише смартфон. Були створені три бази даних, що містять профілі швидкості, зібрані за однакових умов дорожнього руху. Кожна база даних була відфільтрована для порівняння експериментальних профілів швидкості з короткими поїздками WLTC. Вісім параметрів були взяті з профілів кожної бази даних і з окремих коротких поїздок, що складають розділ WLTC *Low*. За допомогою розрахунку мінімальної відстані параметри для кожної бази даних порівнювалися з параметрами коротких поїздок. Алгоритм присвоїв коротким поїздам WLTC найбільш підходящий для них рівень трафіку. Шляхом заміни ділянок доріг GM короткими поїздками WLTC з урахуванням рівнів трафіку і відстаней був отриманий постійний струм, який використовується для прогнозування витрати палива та енергії. Для оцінки точності прогнозування була створена динамічна чисельна модель гібридного транспортного засобу та електромобіля, що використовує потенціал програмного забезпечення AVL Cruise-M. Налаштування та валідація моделі були засновані на літературних даних.

Для оцінки якості методу прогнозування було проведено моделювання. Результати показують, що методологія прогнозує споживання палива та енерговитрати з допустимими помилками, враховуючи невеликий обсяг необхідної інформації. Алгоритми GM

і WLTC мають глобальний характер, тому дослідження підходить для всіх міст без зміни або додавання інфраструктури.

Динамічна чисельна модель була розроблена в середовищі AVL Cruise-M для розв'язання рівняння поздовжнього руху транспортного засобу [25], що описують 1,6-літровий чотирициліндровий двигун з іскровим запалюванням (SI), привід на передні колеса, з п'ятиступінчастою механічною коробкою передач автомобіля. Ця стаття посиляється на Дугласа та ін. [25] для реалізації моделі та перевірки результатів. Модель обчислює тягу, яку двигун повинен забезпечити для виконання циклу руху і подолання сил опору руху, що являють собою аеродинамічний опір, опір коченню і градієнтне навантаження.

Для розрахунку коефіцієнта опору коченню шини враховувався метод, запропонований Купером [26], виражений у рівняннях (1) і (2):

$$f_w = 0,0085 + \frac{0,018}{p} + \frac{1,59 \cdot 10^{-6}}{p} V^2. \quad (1)$$

Рівняння (1) – якщо $V < 165$ км/год.

Рівняння (2) – якщо $V > 165$ км/год:

$$f_w = \frac{0,018}{p} + \frac{2,91 \cdot 10^{-6}}{p} V^2, \quad (2)$$

де f_w – коефіцієнт опору коченню; p – тиск у шинах, бар; V – швидкість транспортного засобу, км/год.

Дуглас та ін. [25] повідомляють про карту витрати палива, що залежить від гальмування двигуном (BSFC) і кривої повного навантаження, використовуваної для визначення характеристик транспортного засобу. Водій, змодельований як PI Control, генерує сигнал навантаження для запиту тяги, пропорційній кривій крутного моменту за повного навантаження, відносно фактичної частоти обертання двигуна. Числові значення карти BSFC отримуються за допомогою програмного забезпечення WebPlotPigitizer (Pacifica, Каліфорнія, США).

На карті наведена крива крутного моменту двигуна за повного навантаження в Н·м і витрата палива в г/кВт·год. Споживання було перетворено в г/с, щоб швидко реалізувати його в робочій області AVL Cruise-M, за рівнянням (3):

$$m_{fuel} = \frac{BSFG \cdot N_{Eng} \cdot T_{Eng}}{3600}, \quad (3)$$

де N_{Eng} – частота обертання двигуна; T_{Eng} – крутний момент двигуна; $BSFG$ – витрата в даній робочій точці.

Дуглас та ін. [25] наводять два експериментальних випробування, виконаних еталонним автомобілем. У першому тесті вимірюються максимальні характеристики розгону автомобіля в діапазоні швидкостей 0-100 км/год, у другому випробуванні вимірюється витрата палива транспортного засобу під час виконання процедури випробування NEDC. Таке дослідження посиляється на ці експериментальні дані для перевірки чисельної моделі.

Перше моделювання показує продуктивність автомобіля під час розгону з місця до 100 км/год. Моделювання також оцінює максимальну швидкість транспортного засобу. Стратегія перемикавання передач була налаштована на перемикавання з підвищенням швидкості за частоти обертання 6700 об/хв з тривалістю перемикавання передач 0,5 с. Швидкість запуску була встановлена на рівні 1000 об/хв, як це було виконано в ході експериментального випробування. Протягом усього часу моделювання, за винятком перемикавання передач, сигнал навантаження водія складав 100 %. Змодельовані результати дуже схожі на експеримент, представлений Дугласом та іншими [25]. Перемикавання з першої на другу передачу відбувається за 4,315 с для модельованого транспортного засобу і 4,10 с для реального (5,24 % похибка), перемикавання з другої на третю відбувається за 10,395 с, затримка 0,2 с порівняно з експериментальними даними (2,92 % похибка). Відсоткова похибка зменшується за швидкості 100 км/год (2,58 %) і за оцінки максимальної швидкості (-1,01%). У Таблиці 1 зібрані параметри, розглянуті для перевірки моделі в даному випадку.

Після порівняння з експериментальними даними можна стверджувати, що модель описує реальний транспортний засіб з допустимою похибкою. Тільки між 0 с і 1,8 с змодельовані результати не зовсім відповідають результатам, отриманим у ході експериментального випробування, ймовірно, через інше вимкнення зчеплення.

Таблиця 1. Результати випробування на
максимальне прискорення

Параметр	Імітований	Експеримен- тальний	Похибка Abs
Перша-друга	4,315 с	4,100 с	0,215 с
Друга-третя	10,395 с	10,100	0,295 с
0-100 км/год	11,695 с	11,400	0,295 с
Максимальна швидкість	190,05 км/год	192 км/год	1,95 км/год

Відсутність даних про керування зчепленням унеможливило порівняння моделі і реального автомобіля на початкових етапах. Інерція, ефективність і сили опору чисельної моделі можуть адекватно описати реальний транспортний засіб.

У цьому дослідженні використовувалися ті ж набори даних, які представлені U. Previti та ін. [27]. Збір даних починається з проїзду ділянками доріг у межах міста Харків. Під час виконання маршрутів додаток TrackAddict записував профіль швидкості транспортного засобу, в той час як додаток Google Maps показував рівень сервісу поїздки. Кампанія з вимірювання дозволила створити три експериментальні бази даних DCs, що управляються в трьох умовах дорожнього руху: високий, середній і низький рівні трафіку.

Оскільки кінцевою метою є порівняння прогнозування палива та енергії за допомогою WLTC, необхідно було відфільтрувати експериментальні набори даних, дотримуючись тієї ж процедури, що використовувалася під час створення стандартного циклу.

M. Tutuianu та ін. [28] обговорюють процедуру фільтрації даних, яка полягає в поділі DCs на холостий хід і короткі поїздки. Періоди простою – це ті частини циклу руху, де швидкість дорівнює нулю. Короткі поїздки – це ділянки, що містяться між двома періодами простою і де швидкість відмінна від нуля, за винятком першого і останнього моментів часу.

Автори статті продовжують застосовувати критерії виключення до коротких поїздок:

- 1) виключення коротких поїздок тривалістю менше десяти секунд;
- 2) виключення коротких поїздок з максимальною швидкістю менше 1 м/с;
- 3) виключення коротких поїздок з прискоренням більше 4 м/с² і менше -4,5 м/с².

Після процесу фільтрації бази даних складаються з 22 коротких поїздок для бази да-

них з низьким рівнем трафіку, 25 коротких поїздок для бази даних із середнім рівнем трафіку і 18 коротких поїздок для бази даних з високим рівнем трафіку. Шістдесят п'ять коротких поїздок являють собою профілі швидкості в різних дорожніх умовах у центрі Харкова. База даних, що містить періоди простою, далі не розглядалася. Оскільки НЕV оснащені системами запуску і зупинки, витрати енергії і палива під час простою дорівнюють нулю.

Для кожного ST, що належить кожній базі даних, були розраховані наступні величини:

- 1) тривалість;
 - 2) пройдена відстань;
 - 3) максимальна швидкість;
 - 4) середнє арифметичне швидкості;
 - 5) середньозважене значення швидкості за відстанню;
 - 6) середньозважене значення позитивного прискорення за відстанню;
 - 7) середньозважене значення негативного прискорення за відстанню;
 - 8) відносне позитивне прискорення (RPA).
- Рівняння (4) дає середнє арифметичне швидкості для кожної короткої поїздки:

$$V_m = \frac{\sum_{i=1}^n v_i}{n_{v_i}}, \quad (4)$$

де v_i – миттєва швидкість короткого пробігу, м/с; n_{v_i} – кількість вимірювань.

Рівняння (5) дає середньозважену за відстанню швидкість:

$$V_w = \frac{\sum_{i=1}^n v_i \cdot (d_i - d_{i-1})}{\sum_{i=1}^n (d_i - d_{i-1})}, \quad (5)$$

де i – момент часу; d_i – відстань, пройдена у відповідний момент часу, м.

Середньозважене за відстані прискорення задається рівнянням (6):

$$a_w = \frac{\sum_{i=1}^n a_i \cdot (d_i - d_{i-1})}{\sum_{i=1}^n (d_i - d_{i-1})}, \quad (6)$$

де a_i – прискорення в даний момент часу, м/с^2 ; $d_i - d_{i-1}$ – часткова відстань, м .

Рівняння застосовувалося як до позитивних, так і до негативних прискорень. Рівняння (7) дає значення RPA:

$$RPA = \frac{\sum_{i=1}^n a_i \cdot v_i \cdot \Delta t}{s}, \quad (7)$$

де a_i – позитивне прискорення ($a_i > 0$), м/с^2 ; s – загальна відстань поїздки, м .

Вісім параметрів також були взяті з п'яти коротких відключень нижньої частини WLTC. Розглядалися тільки нижні ділянки, оскільки експериментальні профілі швидкості були доступні лише для міських маршрутів.

Параметри були оброблені з використанням методу мінімальних відстаней, який застосовувався S. Brusca та ін. [29], щоб призначити кожному коротку поїздки WLTC відповідному рівню трафіку. Процедура полягає в обчисленні геометричного центроїда для кожного класу рівня трафіку з урахуванням параметрів у вигляді геометричних координат. Отже, кожна коротка поїздки WLTC з відповідними параметрами була віднесена до найбільш підходящого класу з урахуванням найкоротшої евклідової відстані від його центру ваги.

Запропонований спосіб присвоїв першому і третьому етапу WLTC середній рівень трафіку, другому – низький рівень трафіку, а четвертому і п'ятому – високий рівень трафіку.

За процедурою перевірки максимального прискорення стратегія перемикавання була визначена експериментальними випробуваннями, в той час як у моделюванні NEDC стандартна процедура забезпечувала профіль перемикавання. Профіль перемикавання передач не був доступний для реальних циклів водіння, тому для проведення моделювання необхідно було визначити стратегію перемикавання передач. Нова стратегія забезпечує перемикавання на підвищену передачу за 3000 об/хв і перемикавання на знижену передачу за 1250 об/хв. Стратегія дозволяє отримати хороший діапазон робочих точок і ККД, враховуючи, що найнижчі значення BSFC знаходяться в діапазоні від 2000 до 3000 об/хв [30]. Тривалість перемикавання передач залишалася 0,5 с, а

швидкість запуску залишалася на рівні 1000 об/хв. Витрата палива і споживання енергії були встановлені на нуль у період холостого ходу, припускаючи, що автомобіль оснащений системою запуску і зупинки, яка поширена в автомобілях нового покоління.

Метод прогнозування посиляється на інформацію Google Maps – відстань до поїздки і стан дорожнього руху після визначення початкової і кінцевої точок маршруту. Шістьдесят п'ять коротких поїздок були перероблені для відтворення інформації GM і реального стану приводу. STs були розташовані випадковим чином з використанням функції Matlab "rand" і організовані в групи по десять. Ці умови призвели до створення шести циклів водіння, що складаються з десяти коротких поїздок, і одного циклу водіння, що складається з п'яти коротких поїздок. Нарешті, всі короткі поїздки, організовані відповідно до зростаючого рівня трафіку (від низького до високого), склали восьмий цикл водіння. Для восьми отриманих циклів водіння в кожен момент часу були відомі пройдена відстань і розподіл рівнів трафіку, що відповідає інформації, наданій Google Maps. Вісім DCs були використані для отримання еталонного значення витрати палива та енергії під час виконання дорожніх маршрутів у Харкові.

Знання відстані, яку необхідно проїхати за різних дорожніх умов, дозволило побудувати цикл водіння, який буде використовуватися для прогнозування витрати палива та енергії [31, 32]. Було достатньо повторити або перервати короткі поїздки WLTC, дотримуючись призначеного статусу трафіку доти, доки вони не подолають ту ж відстань, що й реальні.

Маючи вісім реальних циклів водіння і вісім сконструйованих, можна було розрахувати реальну і прогнозовану витрати палива і витрати енергії [33]. Спочатку було проведено моделювання, в ході якого водій виконав експериментальні цикли, оцінюючи еталонну паливно-енергетичну цінність. У другому моделюванні водій виконав профілі водіння, отримані внаслідок повторення коротких поїздок WLTC, і надав прогнозовані значення витрати палива та енергії. У Таблиці 2 наведені результати моделювання.

Перший стовпець містить контрольний номер циклу водіння (від одного до восьми), в другому стовпці показано відстань, пройдену в кожному DC.

Таблиця 2. Результати моделювання

Номер постійного струму	Відстань, м	Похибка витрат енергії, %	Похибка витрат палива, %
1	7387	9,27	4,42
2	4317	8,75	9,33
3	9313	8,93	4,38
4	1704	1,44	-3,07
5	4077	10,39	-0,32
6	4018	10,33	1,45
7	3241	-3,00	-3,85
8 (TOT)	34,057	-2,36	-4,11

Третій і четвертий стовпці містять прогноз точності споживання енергії і палива у вигляді відсоткової похибки, оцінюваної за допомогою рівнянь (8) і (9):

$$\text{£\%}_{energy} = \frac{energy_{WLTC} - energy_{exp}}{energy_{exp}} \cdot 100; \quad (8)$$

$$\text{£\%}_{energy} = \frac{energy_{WLTC} - energy_{exp}}{energy_{exp}} \cdot 100. \quad (9)$$

Похибки витрат енергії і палива наведені на рис 1.

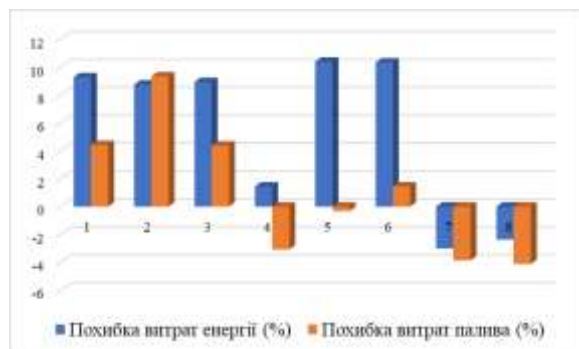


Рис. 1. Похибки витрат енергії і палива

Середнє значення абсолютних значень відсоткових похибок становить 3,89 % для витрати палива, збільшуючись до 6,80 % в енергетичному прогнозі. У циклі 8, який охоплює приблизно 34 км, похибка у витраті енергії відносно невелика (-2,36 %), а похибка витрати палива аналогічна середньому значенню. У циклі 4, де пройдена відстань становить близько 2 км, відсоток абсолютної похибки прогнозування зменшується, і він нижче середнього (1,44 % для енергії, 3,07 % для палива). Результати показують, що в поїздах, де переважає відстань, пройдена за

низького рівня трафіку, пропонується методологія має тенденцію занижувати реальні значення (цикли 7 і 8), але похибки залишаються низькими. У поїздах, де переважають відстані, що долаються з високою інтенсивністю руху, методологія має тенденцію переоцінювати вартість споживаної енергії і палива.

Результати ще більш актуальні, враховуючи, що пропонується методологія використовує наступне:

1) в якості вхідних даних потрібна тільки інформація GM; жоден інше пристрій або програмне забезпечення не потрібні. Цей аспект робить методологію надзвичайно економічною;

2) алгоритм, що регулює рівні трафіку, показаний GM, унікальний і чинний у всіх міських центрах. Цей аспект робить методологію універсальною;

3) WLTC враховує стилі водіння водіїв у всьому світі, тож методологія може бути поширена на будь-якого водія автомобіля;

4) точність прогнозування може бути підвищена за рахунок обліку іншої вхідної інформації, такої як розподіл сигналів світлофора або типовий стиль перемикання передач водієм. Додавання цієї інформації вимагає використання відповідної інфраструктури та датчиків, що суперечить меті дослідження.

Висновки

Результати є перспективними, оскільки середнє значення абсолютних значень відсоткових похибок між експериментальними циклами водіння і прогнозованими становить 3,89 % для витрати палива, збільшуючись до 6,80 % для енергії. Найменша відсоткова похибка в оцінці енергії в абсолютному значенні наведена в четвертому циклі (1,44 %); для оцінки палива в п'ятому циклі (0,32 %). Цикл 5 також показав найвищу відсоткову похибку в оцінці енергії (10,39 %), в той час як цикл 2 показує найгіршу оцінку палива (9,33 %). Результати підкреслюють, що метод може прогнозувати розглянуті величини з допустимою похибкою (відносна відсоткова похибка -2,36 % для енергії, відносна відсоткова похибка -4,11 % для палива) за тривалих поїздок містом. Цей метод простий і дешевий для впровадження в EMS гібридного транспортного засобу та електромобіля. Вхідні дані універсальні, тому їх можна поширити на всі міста і використовувати додаткові дані

для підвищення точності прогнозування. Результати показують розумну точність прогнозування витрати палива й енерговитрат, пов'язану з деталізацією і складністю методології. Це дослідження може стати основою для подальших досліджень. Можливість прогнозування витрати енергії і палива гібридного транспортного засобу та електромобіля дозволяє розробляти системи управління енергоспоживанням для HEV, які можуть:

– управляти запасом енергії, щоб забезпечити повний проїзд на електротязі в зоні обмеженого руху (ZTL) або мінімізувати місцеве забруднення повітря;

– збільшити термін служби запасів енергії (зазвичай батарей) за рахунок зниження витрат на технічне обслуговування і проблем з утилізацією.

– оптимізувати ефективність використання трансмісії за рахунок зниження витрати палива і викидів забруднюючих речовин.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів щодо публікації цієї статті.

Література

- Zhou, Y.; Ravey, A.; Pera, M. A. (2019). Survey on driving prediction techniques for predictive energy management of plug-in hybrid electric vehicles. *J. Power Sour.* 412. 480-495. doi:10.1016/j.jpowsour.2018.11.085.
- Sciarretta, A.; Guzzella, L. (2005). *Vehicle Propulsion Systems: Introduction to Modeling and Optimization*, 3rd ed. Berlin/Heidelberg: Springer.
- Bagwe, R.M.; Byerly, A.; dos Santos, E.C., Jr.; Ben-Miled, Z. (2019). Adaptive Rule-Based Energy Management Strategy for a Parallel HEV. *Energies*. 12, 4472. doi:10.3390/en12234472.
- Wu, J.; Wei, Z.; Liu, K.; Quan, Z.; Li, Y. (2020). Battery-Involved Energy Management for Hybrid Electric Bus Based on Expert-Assistance Deep Deterministic Policy Gradient Algorithm. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 69. 12786-12796. doi: 10.1109/TVT.2020.3025627.
- Fang, L.; Qin, S.; Xu, G.; Li, T.; Zhu, K. (2011). Simultaneous Optimization for Hybrid Electric Vehicle Parameters Based on Multi-Objective Genetic Algorithms. *Energies*. 4. 532-544. doi:10.3390/en4030532.
- Wu, J.; Wei, Z.; Li, W.; Wang, Y.; Li, Y.; Sauer, D. (2020). Battery Thermal- and Health-Constrained Energy Management for Hybrid Electric Bus Based on Soft Actor-Critic DRL Algorithm. *IEEE Trans. Ind. Inform.* doi:10.1109/TII.2020.3014599.
- Wang, R.; Lukic, S.M. (2011) Review of Driving Conditions Prediction and Driving Style Recognition Based Control Algorithms for Hybrid Electric Vehicle. In *Proceedings of the 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*. Chicago, IL, USA, 6-9 September 2011. <https://doi.org/10.1109/VPPC.2011.6043061>.
- Ericson, E. (2001). Independent Driving Pattern Factors and Their Influence on Fuel-Use and Exhaust Emission Factors. *Transp. Res. Part D Transp. Environ.* 6. 325-345. doi:10.1016/S1361-9209(01)00003-7.
- Xi, H.; Ying, T.; Xingui, H. (2009) An intelligent multi-feature statistical approach for discrimination of driving conditions of hybrid electric vehicle. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*. Atlanta, GA, USA, 14-19 June 2009, doi:10.1109/IJCNN.2009.5178645.
- Chen, Z.; Kiliaris, L.; Murphey, Y.L.; Masrur, A. (2009). Intelligent power management in SHEV based on roadway type and traffic congestion levels. In *Proceedings of the Vehicle Power and Propulsion Conference*. Dearborn, MI, USA, 7-10 September 2009. doi:10.1109/VPPC.2009.5289748.
- Langari, R.; Won, J. (2005) Intelligent Energy Management Agent for a Parallel Hybrid Vehicle - Part II: System Architecture and Design of the Driving Situation Identification Process. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 54. 925-934. doi:10.1109/TVT.2005.844685.
- Jeon, S.; Park, Y.; Lee, J. (2002). Multi-Mode Driving Control of a Parallel Hybrid Electric Vehicle Using Driving Pattern Recognition. *J. Dyn. Sys. Meas. Control.* 124. 141-149. doi:10.1115/1.1434264.
- Han, L.; Jiao, X.; Zhang, Z. (2020). Recurrent Neural Network-Based Adaptive Energy Management Control Strategy of Plug-In Hybrid Electric Vehicles Considering Battery Aging. *Energies*. 13, 202. doi:10.3390/en13010202.
- Liu, H.; Wang, C.; Zhao, X.; Guo, C. (2018). An Adaptive-Equivalent Consumption Minimum Strategy for an Extended-Range Electric Bus Based on Target Driving Cycle Generation. *Energies*. 11, 1805. doi:10.3390/en11071805.
- Johannesson, L.; Asbogard, M.; Egardt, B. (2007). Assessing the Potential of Predictive Control for Hybrid Vehicle Powertrains Using Stochastic Dynamic Programming. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 8. 71-83. doi:10.1109/TITS.2006.884887.

16. Lin, C.; Peng, H.; Grizzle, J. (2004). Stochastic Control Strategy for Hybrid Electric Vehicles. The 2004 American Control Conference. Boston, MA, USA, 30 June-2 July 2004. 5. 4710-4715. doi:10.23919/ACC.2004.1384056.
17. Chaofeng, P.; Wei, W.; Liao, C.; Long, C.; Limei, W. (2017). Driving range estimation for electric vehicles based on driving condition identification and forecast. *AIP Adv.* 7, 105206. doi:10.1063/1.4993945.
18. Shen, P.; Zhao, Z.; Zhan, X.; Li, J.; Guo, Q. (2018). Optimal energy management strategy for a plug-in hybrid electric commercial vehicle based on velocity prediction. *Energy.* 155. 838-852. doi:10.1016/j.energy.2018.05.064.
19. Zhang, C.; Vahidi, A.; Pisu, P.; Li, X.; Tennant, K. (2010). Role of Terrain Preview in Energy Management of Hybrid Electric Vehicles. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 59. 1139-1147. doi:10.1109/TVT.2009.2038707.
20. Qiuming, G., Yaoyu, L., Zhong-Ren, P. (2008). Optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 57. 3393-3401. doi:10.1109/TVT.2008.921622.
21. He, H., Guo, J., Zhou, N., Sun, C., Peng, J. (2017). Freeway Driving Cycle Construction Based on Real-Time Traffic Information and Global Optimal Energy Management for Plug-In Hybrid Electric Vehicles. *Energies.* 10, 1796. doi:10.3390/en10111796.
22. Zhang, F., Xi, J., Langari, R. (2017). Real-Time Energy Management Strategy Based on Velocity Forecasts Using V2V and V2I Communications. *IEEE Trans. Veh. Technol.* 18. 416-430. doi:10.1109/TITS.2016.2580318.
23. Hu, J., Jiang, X., Jia, M., Zheng, Y. (2018). Energy Management Strategy for the Hybrid Energy Storage System of Pure Electric Vehicle Considering Traffic Information. *Appl. Sci.* 1266, doi:10.3390/app8081266.
24. Yavasoglu, Y.A., Tetik, Y., Gokce, K. (2019). Implementation of machine learning based real time range estimation method without destination knowledge for BEVs. *Energy.* 172. 1179-1186. doi:10.1016/j.energy.2019.02.032.
25. Douglas, K.; Milovanovic, N.; Turner, J.; Blundell, D. Fuel Economy Improvement Using Combined CAI and Cylinder Deactivation (CDA) - An Initial Study. *SAE Technical Paper.* SAE: Warrendale, PA, USA. 1. 0110. doi:10.4271/2005-01-0110.
26. Cossalter, V. (2006). *Motorcycle Dynamics*, 2nd ed.; Lulu.com: Morrisville, NC, USA.
27. Previti, U., Brusca, S., Galvagno, A. (2020). Passenger Car Energy Demand Assessment: A New Approach Based on Road Traffic Data. In *Proceedings of the 75th National ATI Congress-#7 Clean Energy for all (ATI 2020)*, E3S Web Conference, Rome, Italy, 15-16 September 2020. 197. 05006. doi:10.1051/e3sconf/20201970500.
28. Tutuianu, M., Bonnel, P., Ciuffo, B., Haniu, T., Ichikawa, N., Marotta, A., Pavlovic, J., Steven, H. (2015). Development of the Worldwide harmonized Light duty Test Cycle (WLTC) and a possible pathway for its introduction in the European legislation. *Trans. Res. Part D Transp. Environ.* 40. 61-75. doi:10.1016/j.trd.2015.07.011.
29. Brusca, S., Famoso, F., Lanzafame, R., Galvagno, A., Mauro, S., Messina, M. (2019). Wind farm power forecasting: New algorithms with simplified mathematical structure. *AIP Conf. Proc.* 2191. 020028, doi:10.1063/1.5138761.
30. Oglieve, C.J., Mohammadpour, M., Rahnejat, H. (2017). Optimization of the vehicle transmission and the gear-shifting strategy for the minimum fuel consumption and the minimum nitrogen oxide emissions. *Proc. Inst. Mech. Eng. Part D.* 231. 883-899. doi:10.1177/0954407017702985.
31. Будніченко В.Б., Гордієнко М.М. (2019). Аналіз показника енерговитрат транспортних засобів з електричним двигуном. *Комунальне господарство міст. Серія: Технічні науки та архітектура.* 3. 149. 158-163 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://nbuv.gov.ua/UJRN>, doi:10.33042/2522-1809-2019-3-149-158-163. Budnichenko, V.B., Hordiienko, M.M. (2019). Analiz pokaznyka enerhovytrat transportnykh zasobiv z elektrychnym dvyhunom [Analysis of energy indicators of vehicles with electric motor]. *Municipal economy of cities. Technical science and architecture.* 3. 149. 158-163 [in Ukrainian]. URL: <http://nbuv.gov.ua/UJRN>. doi: 10.33042/2522-1809-2019-3-149-158-163.
32. Козьяр Б.О., Рец Р.А., Сичевський М.І. (2015). Аналіз небезпек, що створюються гібридним транспортним засобом у разі дорожньо-транспортної пригоди після його участі. *Проблеми та перспективи розвитку системи безпеки життєдіяльності.* Львів: ЛДУ БЖД. 127-128. Koziar, B.O., Rets, R.A., Sychevskiy, M.I. (2015). Analiz nebezpek, shcho stvoriuiutsia hibrydnyim transportnym zasobom u razi dorozhno-transportnoi pryhody pislia yoho uchasti [Analysis of the problems that are created by a hybrid transport system in different road and transport suits after its participation]. *Problems and Prospects of Life Safety System Development.* Lviv: LSULS. Pp. 127-128.
33. Ружицький Д.В., Лоїк В.Б. (2017). Організація аварійно-рятувальних робіт з використанням

гібридних транспортних засобів. Проблеми та перспективи розвитку безпеки життєдіяльності. Львів: ЛДУ БЖД. С. 88-90. Ruzhytskyi, D.V., Loik, V.B. (2017) Orhanizatsiia avariino-riatuvalnykh robot z vykorystanniam hibrydnykh transportnykh zasobiv [Organization of emergency rescue operations using hybrid vehicles]. Problems and Prospects of Life Safety System Development. Lviv: LSULS. 88-90. [in Ukrainian].

Гордієнко Микола Максимович¹, ас. каф. технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, тел. +38 0973608769, e-mail: gordienkonikolaj@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8993-789X>

Пархоменко Олександр Олександрович¹, ас. каф. технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, тел. +38 0634380352, e-mail: olparkhom@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4752-0148>

Подписнов Владислав Сергійович¹, ст. викл. каф. технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, тел. +38 0989623871, e-mail: vpodpisnov@ukr.net, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8583-1502>

¹Національний транспортний університет, 01010, Україна, м. Київ, вул. М. Омеляновича-Павленка, 1.

WLTC measuring driving cycle (power reserve measurement procedure for hybrids and electric vehicles)

Abstract. Problem. The most effective energy management strategies for hybrid vehicles and electric vehicles are optimization-based strategies. These strategies require prior knowledge of the driving cycle, which is not easy to predict. **Goal.** The goal is to combine the Worldwide harmonized light vehicles test cycle (WLTC) with short trips on small sections with real traffic levels to predict the energy and fuel consumption of hybrid vehicles and electric vehicles. **Methodology.** Research methods are experimental and mathematical. First of all, eight characteristic parameters are extracted from real speed profiles used on urban road sections in the city of Kharkiv under various road conditions, as well as on short WLTC trips. The minimum distance algorithm is used to compare parameters and determine three traffic levels (heavy, medium, and low traffic) for short WLTC trips. Thus, for each route determined using Google Maps, the energy and fuel consumption of hybrid vehicles and electric vehicles are estimated using short trips by the WLTC,

adjusted for distances and traffic levels. In addition, a numerical model of the vehicle was implemented. It was used to test the accuracy of predicting fuel and energy consumption in accordance with the proposed methodology. **Originality.** For the methodology using only GM information is required as input data; no other device or software is required. This aspect makes the methodology extremely economical. Then, the algorithm regulating traffic levels shown by GM is unique and valid in all urban centers. This aspect makes the methodology universal. WLTC takes into account the driving styles of drivers around the world, so the methodology can be applied to any car driver. Prediction accuracy can be increased by taking into account other input information, such as the distribution of traffic light signals or the driver's typical gear shifting style. **Results.** The results are promising, as the average absolute percentage error between experimental driving cycles and projected ones is 3.89 % for fuel consumption, increasing to 6.80 % for energy consumption. **Practical value.** The possibility of energy forecasting and fuel consumption for a hybrid vehicle and an electric vehicle makes it possible to develop energy consumption management systems for HEVs that can manage the energy reserve to ensure full travel by electric traction in limited traffic zone (LTZ) or minimize local air pollution; increase the service life of energy reserves (usually batteries) by maintenance costs and disposal problems reducing; optimize the transmission-use efficiency due to fuel consumption and pollutants emissions reduction.

Key words: HEV, WLTC, Google Maps traffic levels, driving cycles, hybrid car, electric car, numerical model.

Mykola Hordiienko¹, Assistant Lecturer of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, tel. +38 0973608769, e-mail: gordienkonikolaj@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8993-789X>

Oleksandr Parkhomenko¹, Assistant Lecturer of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, tel. +38 0634380352, e-mail: olparkhom@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4752-0148>

Vladyslav Podpisnov¹, Senior Lecturer of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, tel.+38 0989623871, e-mail: vpodpisnov@ukr.net, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8583-1502>

¹National Transport University, 1, M. Omelianovych-Pavlenko str., Kyiv, 01010, Ukraine.