

Об'єктивізація паливних подій у телеметрії гібридних мобільних платформ

С. В. Тенета¹, аспірант

ORCID: <http://orcid.org/0009-0003-7917-5689>; e-mail: 9526686@gmail.com

Т. М. Меленчук¹, доктор технічних наук, професор

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9843-3132>; e-mail: tamelenchuk1508@gmail.com;

Scopus Author ID: 57204023632

¹ Національний університет «Одеська політехніка»

Анотація. У статті досліджено особливості аналізу та інтерпретації телеметричних даних паливної системи гібридних мобільних платформ (HEV/PHEV). Обґрунтовано, що складна багатоконтурна архітектура сучасних гібридних систем, яка передбачає нелінійну взаємодію двигуна внутрішнього згоряння та електричного привода, робить класичні підходи до моніторингу пального (базовані на пороговій детекції) недостатніми та схильними до генерації помилкових висновків.

Центральною тезою є перехід від простої детекції змін сигналу до процесу об'єктивізації паливних подій. Під об'єктивізацією розуміється формування верифікованого аналітичного висновку шляхом багатоканального аналізу даних, що включає стан заряду батареї (SoC), статус роботи ДВЗ, температурні режими інвертора та трансмісії, а також кінематичні параметри руху.

Класифіковано джерела недостовірності даних (природні, системні та навмисні) та проаналізовано типові сценарії виникнення помилкових інтерпретацій у гібридних режимах експлуатації. Запропоновано практичний методологічний підхід, що базується на синергії цифрової фільтрації, правилкової логіки та контекстного аналізу енергетичних потоків.

Окремо розглянуто перспективний напрям використання гібридних нейромережових архітектур на основі одновісних згорткових шарів (1D-CNN) та двонаправлених рекурентних мереж (BiLSTM) для автоматизації виявлення аномальних патернів у паливній поведінці. Проведена ілюстративна перевірка підтверджує, що врахування енергетичного контексту дозволяє суттєво підвищити достовірність телеметричного аналізу та мінімізувати частку хибнопозитивних повідомлень у системах транспортного моніторингу.

Ключові слова: транспортна телеметрія, гібридні мобільні платформи, контроль пального, об'єктивізація подій, стан заряду батареї (SoC), енергетичний контекст, нейронні мережі, BiLSTM

Цитування статті: Тенета С. В., Меленчук Т. М. (2026). Об'єктивізація паливних подій у телеметрії гібридних мобільних платформ. *Електротехнічні та комп'ютерні системи*, 46(122), с.93-106. doi:<https://doi.org/10.15276/eltecs.46.122.2026.9>

ВСТУП

Ефективне управління транспортними ресурсами в умовах сучасної логістики вимагає високої точності моніторингу експлуатаційних показників. Одним із найбільш критичних параметрів залишається контроль споживання пального, оскільки витрати на енергоносії становлять від 30% до 50% загальної вартості володіння парком мобільної техніки. Розвиток систем транспортної телеметрії дозволив перейти від періодичного контролю залишків до безперервного аналізу паливних подій - заправок, зливів та фактичного

споживання у реальному часі. Для класичних платформ, оснащених виключно двигунами внутрішнього згоряння (ДВЗ), аналіз паливних подій протягом тривалого часу зводився до відносно простих алгоритмічних рішень. Основним інструментарієм була цифрова фільтрація сигналу від датчиків рівня пального (ДРП) та застосування порогових значень (thresholds) для виявлення стрибків або спадів рівня. В таких системах існував прямий, лінійний зв'язок: рух транспортного засобу або робота двигуна на холостому ходу призводили до прогнозованого зниження рівня

© Тенета С. В., Меленчук Т. М., 2026

Це стаття відкритого доступу за ліцензією CC BY (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.uk>)

пального, а зупинка зазвичай означала статичний стан системи. Проте стрімке впровадження гібридних мобільних платформ (HEV/PHEV) докорінно змінило ландшафт телеметричного аналізу. Гібридна система є набагато складнішим об'єктом, де ДВЗ виступає лише одним із компонентів багатоконтурної енергетичної мережі. У таких системах класичних підходів до аналізу стає недостатньо через низку чинників:

- Нелінійність споживання: Автомобіль може долати значні відстані без використання пального, або, навпаки, споживати його під час стоянки для заряджання високовольтної батареї.

- Складна логіка керування: Робота паливної системи тепер диктується не лише діями водія (натисканням на педаль акселератора), а й внутрішніми алгоритмами системи керування енергією (EMS), що враховують стан заряду батареї (SoC), температуру силової електроніки та стратегію рекуперації.

- Високий рівень інформаційного шуму: Складні режими роботи та постійні переходи між джерелами тяги створюють специфічні пульсації та артефакти в телеметричних даних, які можуть бути помилково інтерпретовані як паливні події.

За таких умов виникає гостра потреба не просто у «детекції» (фіксації факту зміни сигналу), а в об'єктивізації паливних подій. Під об'єктивізацією слід розуміти процес підтвердження достовірності події шляхом аналізу багатоканальних даних, що дозволяє відокремити реальні зміни рівня пального від системних шумів, впливу геометрії бака або особливостей функціонування гібридної установки. Це перехід від простого спостереження до контекстної інтерпретації даних, де кожна зміна рівня пального отримує обґрунтоване пояснення через стан інших підсистем платформи.

Об'єктом дослідження є процеси формування та передачі телеметричних даних про стан паливної системи гібридних мобільних платформ.

Предметом дослідження є методи та підходи до об'єктивізації паливних подій в умовах високої динамічності режимів роботи, наявності шумів та ризиків отримання недостовірних даних.

Метою статті є узагальнення технічних та інформаційних особливостей аналізу паливних подій у гібридних системах, а також обґрунтування практичного підходу до їх інтерпретації, що базується на врахуванні контекстних параметрів енергетичної системи.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати архітектурні особливості гібридних систем, що впливають на формування телеметричних сигналів;

- виявити основні джерела спотворень та типи недостовірності паливних даних;

- сформулювати критерії об'єктивізації паливних подій для зменшення кількості помилкових інтерпретацій;

- розглянути практичні та перспективні підходи до обробки даних, включаючи елементи інтелектуального аналізу;

- провести ілюстративну перевірку запропонованих підходів на прикладі реальних телеметричних фрагментів.

Актуальність даної роботи зумовлена необхідністю підвищення точності систем моніторингу для нового покоління енергоефективного транспорту, де похибка в інтерпретації даних може призводити до суттєвих фінансових втрат або некоректної оцінки ефективності використання парку.

1 Гібридна мобільна платформа як об'єкт телеметричного аналізу

Для побудови адекватної моделі об'єктивізації паливних подій необхідно розглядати гібридну мобільну платформу не просто як транспортний засіб із паливним баком, а як складну багатоконтурну енергетичну систему. На відміну від класичних автомобілів, де паливо є єдиним і прямим джерелом енергії для руху, у гібридних системах енергія постійно конвертується, накопичується та перерозподіляється між різними агрегатами.

1.1 Архітектурні особливості гібридної системи

Сучасна гібридна платформа [1] інтегрує механічні, електричні та інформаційні підсистеми в єдиний комплекс. Ключовими компонентами, стан яких безпосередньо або опосередковано відображається у телеметричному потоці даних, є:

- Двигун внутрішнього згоряння (ДВЗ): У гібридних схемах він часто оптимізований для роботи у вузькому діапазоні обертів (наприклад, за циклом Аткинсона [2]). Його запуск та зупинка контролюються автоматикою, що створює переривчастий профіль споживання пального.

- Електромашина (тяговий електродвигун/генератор): Забезпечує рух на низьких швидкостях або допомагає ДВЗ під час інтенсивного розгону, а також виконує функцію генерації енергії при гальмуванні.

– Високовольтна батарея (ВВБ): Виступає основним енергетичним буфером. Параметр стану її заряду (SoC — StateofCharge) є критичним контекстним показником, що визначає логіку роботи паливної системи.

– Інвертор та силова електроніка: Керують фазами струму та напруги. Телеметрія температурних режимів інвертора дозволяє непрямим чином оцінити енергетичне навантаження на систему.

– Трансмісія: Складна архітектура (часто з використанням планетарних передач або e-CVT) дозволяє гнучко підсумовувати крутні моменти від різних джерел.

– Система керування енергетичними потоками (EMS): Бортовий алгоритм, що координує взаємодію всіх вузлів. Саме логіка EMS визначає, чи буде зміна рівня пального в баку відповідати поточному руху транспортного засобу.

Вплив компонентів гібридної системи на телеметричний профіль наведено в таблиці 1.

Таблиця 1 - Ключові телеметричні параметри гібридної системи транспортного засобу

Компонент	Ключові телеметричні параметри	Значення для аналізу палива
ДВЗ	FuelRate, RPM, Temp	Фіксація фактичного моменту споживання
ВВБ	SoC (%), Voltage, Current	Визначення причини активації ДВЗ
Електромашина	MotorTorque, Power KW	Пояснення руху при нульовій витраті пального
Інвертор	ElectronicsTemp, StatusBit	Оцінка теплових втрат та режимів навантаження

1.2 Фактори ускладнення паливного аналізу в гібридних системах

Гібридна архітектура вносить значну нелінійність у процеси споживання енергоносіїв, що робить класичні методи порогової детекції (засновані лише на рівні пального) малоефективними. Основні чинники ускладнення аналізу:

– Автономність руху без витрати пального: Платформа може долати значні дистанції виключно на електротязі. У цей час сигнал рівня пального залишається статичним, попри активний рух (швидкість > 0), що для застарілих алгоритмів може виглядати як помилка датчика.

– Генерація енергії на стоянці: ДВЗ може працювати для підзарядки ВВБ, коли автомобіль нерухомий. Це створює профіль споживання, подібний до «витоку» або роботи на холостому ходу, проте з набагато вищою інтенсивністю витрати пального.

– Динамічна зміна енергетичного балансу: Рекуперативне гальмування дозволяє системі накопичувати енергію, «відкладаючи» запуск ДВЗ. Таким чином, однакові зовнішні умови (швидкість, нахил дороги, вага) можуть відповідати різній паливній поведінці залежно від попередньої історії руху.

– Змішані режими роботи: У гібридних режимах частка участі ДВЗ у загальному тяговому зусиллі постійно змінюється. Це призводить до того, що миттєва витрата пального не має лінійної кореляції зі швидкістю автомобіля.

Сенс функціонування такої системи можна

виразити через узагальнене рівняння енергетичного балансу E_{total} , де паливна складова є лише одним із доданків:

$$E_{traction} = (E_{fuel} \cdot \eta_{ice}) \pm \Delta E_{battery} + E_{recuperation} - E_{loss}$$

де: E_{fuel} - енергія, отримана від спалювання пального;

η_{ice} - ККД двигуна внутрішнього згоряння (змінна величина);

$\Delta E_{battery}$ - зміна енергії, запасеної в батареї (заряд/розряд);

$E_{recuperation}$ - енергія, повернута в систему при гальмуванні;

E_{loss} - сукупні теплові та механічні втрати.

Гібридна мобільна платформа є багатоконтурною системою, де паливні події жорстко інтегровані в загальний енергетичний контекст. Отже, будь-яка спроба аналізу палива без врахування станів електричного контуру (SoC, режими роботи електродвигуна) призводитиме до високої частки помилкових інтерпретацій. Саме це обумовлює необхідність переходу від простої детекції до комплексної об'єктивізації даних.

2 Телеметричні дані гібридних платформ і джерела їхньої складності

Ефективність об'єктивізації паливних подій безпосередньо залежить від якості та повноти вхідних даних. У гібридних мобільних платформах телеметричний потік стає багатовимірним, де кожен канал даних відіграє роль у формуванні загального контексту.

2.1 Основні групи телеметричних даних

На основі параметрів, доступних через CAN-шину або додаткові датчики, для комплексного аналізу стану гібридної платформи доцільно виділити п'ять основних функціональних груп даних [3]:

1) Дані руху:

– Параметри: швидкість (GPS/OBD), накопичений пробіг, статус стоянки (запалювання або активність системи).

– Роль: дозволяють відокремити динамічні режими споживання від статичних станів.

2) Паливні дані:

– Параметри: рівень пального в баку (у літрах або відсотках), миттєва витрата (FuelRate), накопичена витрата пального.

– Роль: є первинним джерелом інформації про паливну подію.

3) Енергетичні дані (електричний контур):

– Параметри: стан заряду батареї (SoC),

напруга та сила струму на клеммах ВВБ, режими «заряд/розряд».

– Роль: критично важливі для розуміння причин увімкнення ДВЗ та прогнозування витрати енергії.

4) Температурні дані:

– Параметри: температура інвертора, трансмісійної оливи, електромашини та охолоджувальної рідини двигуна.

– Роль: слугують індикаторами реального теплового навантаження, допомагаючи верифікувати режими інтенсивної роботи вузлів.

5) Службові стани (флаги):

– Параметри: статус роботи ДВЗ (On/Off), активація режиму рекуперації, обраний профіль руху (Eco/Sport), переходи між паралельною та послідовною схемами.

– Роль: надають дискретну інформацію про зміну логіки управління енергосистемою.

У таблиці 2 показана структура багатоканального телеметричного повідомлення групи даних стану гібридної платформи.

Таблиця 2 - Структура багатоканального телеметричного повідомлення

Група	Параметр	Частота оновлення (типова)	Важливість для об'єктивізації
Паливо	FuelLevel	1–5 Гц	Критична (первинна)
Енергія	BatterySoC	5–10 Гц	Висока (контекстна)
Двигун	EngineStatus	10–20 Гц	Середня (верифікаційна)
T	InverterTemp	1 Гц	Низька (допоміжна)

2.2 Основні джерела спотворень та математична модель сигналу

Сигнал рівня пального, що надходить від датчика (ДРП), ніколи не є ідеальним відображенням фактичного об'єму. Він завжди обтяжений сукупністю шумів та спотворень.

Математично миттєве значення сигналу рівня пального $L(t)$ можна представити як адитивну суміш компонентів:

$$L(t) = L_{true}(t) + S_{dyn}(t) + S_{geom}(t) + \epsilon(t),$$

де: $L_{true}(t)$ - істинний об'єм пального в баку в момент часу t ;

$S_{dyn}(t)$ - інерційні коливання, спричинені прискоренням, гальмуванням або маневрами (хвилювання поверхні рідини);

$S_{geom}(t)$ - геометричні спотворення, що виникають через нахили транспортного засобу (підйоми, спуски) й складну форму паливного бака;

$\epsilon(t)$ - шум вимірювального тракту (електромагнітні наведення, дискретизація АЦП, нестабільність живлення).

Таке подання є узагальненою моделлю, сформованою на основі відомих результатів щодо впливу sloshing, tilt та measurement uncertainty на оцінювання рівня пального [4-7].

У контексті гібридних систем до цих класичних факторів додаються специфічні:

– Часові затримки: Дані про SoC та FuelLevel можуть надходити з різними затримками через особливості буферизації в різних ЕБК, що створює «десинхронізацію» при аналізі події.

– Неузгодженість каналів: Наприклад, ДВЗ може бути активним, але через низьку інтенсивність згоряння зміна рівня пального не фіксується датчиком протягом короткого інтервалу.

– Нестабільність режимів: Частотне ввімкнення/вимкнення ДВЗ створює пульсації тиску в паливній магістралі, що може опосередковано впливати на покази деяких типів датчиків.

Проблема інтерпретації очищеного сигналу. У попередній роботі [8] було розглянуто підходи до комбінованої фільтрації даних з датчиків рівня пального на мобільних платформах із викори-

станням як класичних алгоритмічних методів, зокрема медіанної фільтрації, ковзного середнього, експоненціального згладжування, фільтра Калмана та інших схем цифрового згладжування, так і LSTM-мережі. Такі підходи дозволяють суттєво зменшити вплив шуму вимірювального тракту $\epsilon(t)$ та частково згладити динамічні коливання $S_{dyn}(t)$. Водночас навіть після якісного очищення сигналу задача аналізу не може вважатися повністю розв'язаною, оскільки відфільтрований сигнал показує переважно те, як змінюється рівень пального, але не дає достатніх підстав для однозначного висновку, чому відбулася ця зміна і чи є вона реальною та санкціонованою. Саме тут, особливо в умовах гібридних мобільних платформ виникає необхідність переходу до задачі об'єктивізації: інтерпретації очищеного залишку $L_{filtered}(t)$ через призму інших каналів телеметрії (SoC, швидкість, температурні режими).

3 Недостовірність паливних даних і задача об'єктивізації

У телеметрії гібридних платформ дані про рівень пального рідко бувають абсолютно точними. Проблема полягає не лише в похибці вимірювальних приладів, а й у складності процесів, що відбуваються всередині системи. Для побудови надійної аналітики необхідно чітко класифікувати джерела недостовірності та визначити методологію підтвердження подій.

3.1 Класифікація недостовірності паливних даних

Недостовірність даних у контексті моніторингу пального — це невідповідність між отриманим телеметричним сигналом та реальним фізичним об'ємом пального в баку. Її доцільно розділити на три основні групи:

1) Природна недостовірність: Обумовлена фізичними законами та зовнішніми умовами експлуатації. Сюди належать інерційні коливання рідини під час руху, температурне розширення пального, вплив нахилів кузова та залишкові шуми вимірювального тракту. Ці чинники присутні в будь-якому транспортному засобі, незалежно від типу силової установки.

2) Системна недостовірність: Специфічна для гібридних систем. Вона виникає через складні режими роботи енергоблока, коли, наприклад, паливо споживається з високою інтенсивністю для зарядки батареї при повній відсутності руху, або коли пристрій передачі даних (трекер) неко-

ректно інтерпретує «сплячий режим» системи як повне вимкнення, хоча ДВЗ може продовжувати роботу.

3) Можлива навмисна недостовірність: Виникає внаслідок втручання в роботу обладнання або маніпуляцій з паливним (несанкціоновани зливи, «накрутки» датчиків, використання паливних карток не за призначенням). Такі сценарії часто маскуються під штатні режими роботи, що робить їх виявлення складним без глибокого аналізу контексту.

3.2 Типові ситуації помилкових висновків

Без належної об'єктивізації система аналізу може генерувати велику кількість «хибно позитивних» спрацювань (falsepositives). Найбільш поширеними є такі ситуації:

– Псевдо-злив при зміні режиму: Різка падіння рівня пального, яке алгоритм може сприйняти як злив, але яке насправді спричинене тривалим нахилом транспортного засобу або специфічним режимом інтенсивної зарядки ВВБ у статичному положенні.

– Псевдо-заправка: Короткочасний стрибок сигналу через вирівнювання кузова після розвантаження або температурне відновлення рівня, що може бути помилково зафіксовано як поповнення бака.

– Розбіжність стану (Mismatch): Ситуація, коли дані CAN-шини про витрату пального не збігаються зі зміною рівня в баку за датчиком ДРП. У гібридах це часто пов'язано з тимчасовим накопиченням палива в системі подачі або затримками в оновленні параметрів.

– Аномалії на стоянці: Гібридна платформа може самостійно активувати ДВЗ для підтримки термічного режиму батареї взимку, що призводить до «необґрунтованого» з точки зору класичної телеметрії падіння рівня пального на стоянці.

3.3 Визначення та мета об'єктивізації

Центральною тезою даної роботи є те, що проста детекція зміни сигналу є недостатньою для сучасної телематики.

Об'єктивізація паливної події — це процес формування максимально обґрунтованого аналітичного висновку щодо події шляхом перехресної перевірки багатоканальних даних.

Результатом об'єктивізації має бути не просто повідомлення «Заправка/Злив», а структурований набір даних, що включає:

– Факт події: Підтвердження, що зміна рівня є фізичною реальністю, а не артефактом.

- Тип події: Чітке розділення на штатне споживання, заправку, злив або системну аномалію.
- Часові межі: Точне визначення моментів початку та завершення події (t_{start} , t_{end}).
- Величину зміни: Кількісна оцінка об'єму пального (ΔL) з урахуванням виправлень на контекст.
- Рівень достовірності (P_{conf}): Ймовірнісна оцінка (наприклад, від 0 до 1), яка вказує на ступінь впевненості системи в прийнятому рішенні.

3.4 Задачі сепарації даних

Процес об'єктивізації забезпечує розділення змін сигналу рівня пального за їх фізичною природою та контекстом функціонування гібридної системи. Одне й те саме спостереження з боку датчика, наприклад спад або стрибок рівня, ще

не дає достатніх підстав для однозначного висновку. Для коректної інтерпретації необхідно враховувати супровідні телеметричні параметри, зокрема статус роботи ДВЗ, стан заряду батареї (SoC), швидкість руху та окремі службові ознаки системи.

На рис. 1 наведено ілюстративний графік типових ситуацій сепарації паливних подій. На ньому показано, що спад рівня пального може відповідати як штатній витраті під час руху, так і штатній зарядці високовольтної батареї на стоянці або підозрілому зливу, якщо контекст системи не підтверджує нормальний режим роботи. Аналогічно, стрибок рівня може бути інтерпретований як реальна заправка або як артефакт, спричинений нахилом кузова чи іншими динамічними факторами.

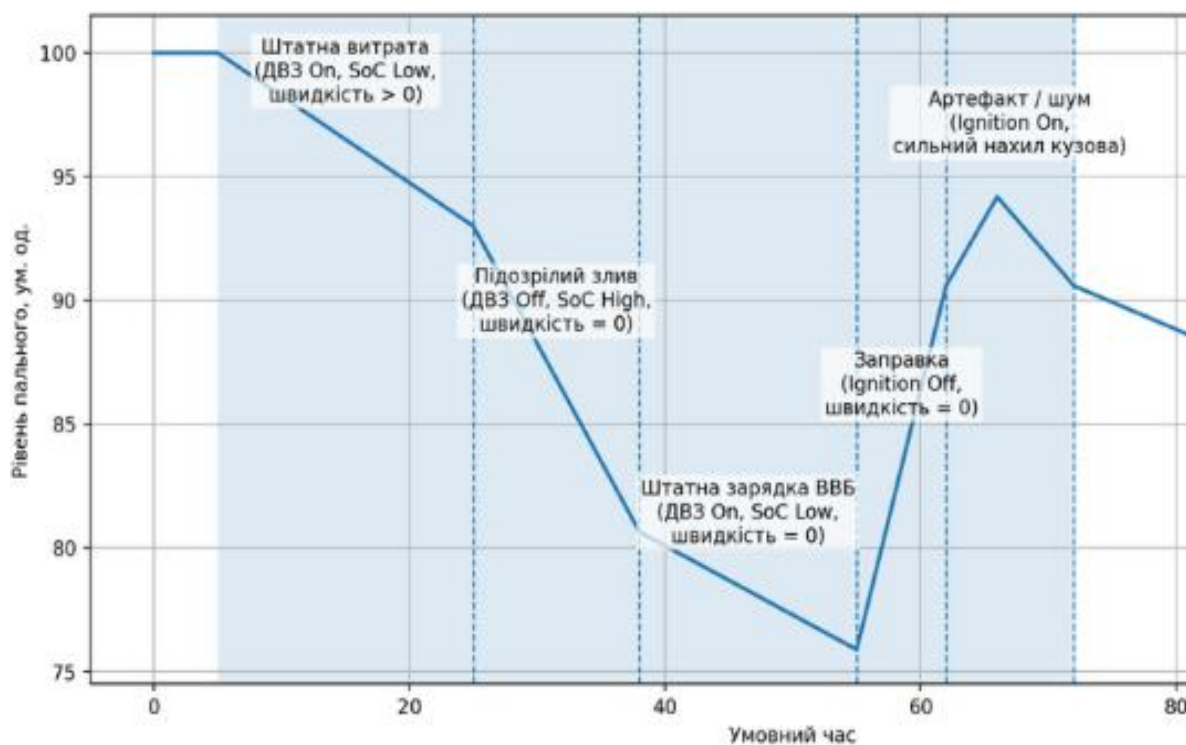


Рис 1. Ілюстративний графік сепарації паливних подій у часі з урахуванням контексту гібридної системи

Таким чином, об'єктивізація виступає механізмом контекстної сепарації даних, який дозволяє відокремити реальні паливні події від шумів, артефактів і специфічних режимів роботи гібридної платформи. У результаті для кінцевого користувача або управлінської системи формується більш достовірний висновок щодо руху пального, що зменшує кількість хибних спрацювань і знижує ризик без підставних звинувачень персоналу.

4 Практичні підходи до об'єктивізації паливних подій

Перехід від сирих телеметричних даних до верифікованих паливних подій потребує багато-рівневої обробки. У цьому розділі розглянуто інструментарій, який дозволяє мінімізувати вплив шумів та врахувати специфіку гібридної платформи для прийняття обґрунтованих рішень.

4.1 Класична фільтрація сигналу

Першим етапом обробки є усунення високо-частотних шумів і випадкових викидів. Для цього зазвичай використовують три типи фільтрів:

1) Медіанний фільтр: Ефективно видаляє поодинокі імпульсні завади (викиди), не розмиваючи при цьому круті фронти сигналу (що важливо для фіксації моменту початку заправки).

2) Ковзне середнє (SMA): Використовується для загального згладжування інерційних коливань. Проте його недоліком є внесення суттєвої часової затримки (τ), яка залежить від розміру вікна фільтрації.

3) Експоненціальне згладжування (EMA): Надає більшої ваги останнім значенням, що дозволяє швидше реагувати на реальні зміни рівня пального при збереженні плавності сигналу. Формула має вигляд: $S_t = \alpha \cdot L_t + (1 - \alpha) \cdot S_{t-1}$ де α — коефіцієнт згладжування.

Слід зауважити про обмеження: класична фільтрація лише «очищує» сигнал, але вона не здатна відрізнити фізичний злив пального від штатної витрати в нетиповому режимі роботи гібрида.

4.2 Правилі та порогові підходи

Після фільтрації застосовуються евристичні правила, що базуються на логіці поведінки пального рівня:

– Детекція заправки: Стійке зростання сигналу протягом часу T_{refill} на величину, що перевищує поріг ΔL_{min} , за умови відсутності руху (швидкість ≈ 0).

– Аналіз форми сигналу: Реальна заправка

Таблиця 3 - Контекстні параметри для верифікації паливних подій

Параметр	Поведінка	Вплив на інтерпретацію
SoC батареї	Падіння < 15–20%	Пояснює запуск ДВЗ на стоянці (штатна зарядка)
EngineStatus	Значення "Off"	Падіння рівня пального вказує на ймовірний злив
Temp (Інвертор/Мотор)	Висока (> 60°C)	Режим високого навантаження (висока витрата)
Temp (Трансмісія)	Стабільне зростання	Підтверджує механічну роботу системи

4.4 Експертна верифікація та Human-in-the-loop

Попри автоматизацію, у практичних системах аналізу телеметрії залишаються «сірі зони», де рівень достовірності рішення є недостатнім для повністю автоматичної інтерпретації. У таких випадках доцільно використовувати підхід human-in-the-loop, за якого експерт-аналітик виконує верифікацію спірних фрагментів, формує розмічені приклади та надає зворотний зв'язок для подальшого уточнення правил або моделей

зазвичай має лінійний або квазілінійний характер зростання, тоді як сплески через нахили мають форму «дзвона» або різкого піку.

– Врахування тривалості: Короткочасні зміни рівня (менше 30–60 секунд) зазвичай ігноруються як артефакти, спричинені динамікою руху.

4.3 Контекстний аналіз у гібридних системах

Спираючись на результати евристичного тестування та на загальні принципи роботи гібридної силової установки, відображені в документації автовиробників, як контекстні параметри верифікації паливних подій доцільно використовувати стан заряду тягової батареї (SoC), статус роботи ДВЗ, а також температурні режими ключових вузлів гібридної системи. У документації Toyota [9-10], зокрема, зазначається, що бензиновий двигун може автоматично запускатися під час заряджання тягової батареї, а доступність EV-режиму та окремі режими роботи системи залежать від рівня заряду батареї й температурного стану гібридної системи. Тому наведені в таблиці 3 контекстні параметри слід розглядати не як універсальні нормативні пороги, а як практичні евристичні ознаки, корисні для верифікації паливних подій.

Наприклад, якщо ми спостерігаємо падіння рівня пального під час зупинки, алгоритм повинен перевірити стан SoC. Якщо рівень заряду низький і зафіксовано роботу ДВЗ, подія класифікується як «штатна генерація енергії», а не «підозріла подія».

[11, 12]. Такий підхід є особливо корисним у задачах виявлення аномалій у часових рядах, де частина подій потребує не лише статистичного, а й предметного тлумачення [12, 13].:

– Роль експерта: Перегляд складних фрагментів графіків, де правила суперечать одне одному.

– Ручне анотування: Створення бази розмічених даних («тут була заправка», «тут був нахил»), що є основою для побудови еталонних кривих.

– Накопичення досвіду: Використання висновків експерта для донавчання алгоритмів та уточнення порогових значень для конкретних моделей гібридів.

4.5 Раннє виявлення підозрілих ситуацій

Замість однозначного звинувачення, сучасна система об'єктивізації повинна працювати як система раннього попередження (EarlyWarningSystem). До ознак, що потребують уваги, належать:

1) Нетипова поведінка на стоянці: Зміна рівня пального при вимкненому ДВЗ та відсутності активності системи керування енергією.

2) Невідповідність режимів: Наприклад, робота ДВЗ при високому рівні заряду батареї ($SoC > 90\%$) у режимі Eco — це може свідчити про примусову активацію системи з метою приховування маніпуляцій.

3) Аномальна форма сигналу: Повторювані «сходинки» або пульсації рівня, які не корелюють з профілем траси чи режимом руху.

4) Повторювані патерни: Виявлення ідентичних за часом та об'ємом «мікро-зливів», які можуть бути замасковані під природну похибку, але в сумі дають значну розбіжність.

Практична об'єктивізація досягається через синергію математичної фільтрації, суворих правил логіки та глибокого контекстного аналізу станів гібридної системи. Такий комплексний підхід дозволяє перетворити потік «шумних» даних на структурований звіт з високим ступенем достовірності, де кожна аномалія отримує своє пояснення або статус «потребує перевірки».

5 Перспективний нейромережевий підхід до аналізу

Попри ефективність правилкових та порогових методів, вони мають певні обмеження при роботі з граничними станами та складними сценаріями. Розвиток методів глибокого навчання (Deep Learning) відкриває нові можливості для автоматизації об'єктивізації паливних подій у гібридних системах.

5.1 Обмеження класичних підходів

Традиційні алгоритми, що базуються на жорстких правилах («якщо швидкість = 0 і спад > 5 літрів»), часто стикаються з труднощами в таких випадках:

– Пограничні ситуації: Коли зміна параметра знаходиться на межі порогу спрацювання, що призводить до пропуску подій або помилкових тривог.

– Складний часовий контекст: Правила звичайно аналізують поточний стан, проте для правильної інтерпретації часто потрібно враховувати історію змін за останні 10–20 хвилин (наприклад, термічну інерцію двигуна або динаміку розряду ВВБ).

– Багатоканальна залежність: Одночасне відстеження кореляцій між п'ятьма і більше каналами даних за допомогою статичних правил стає надто громіздким та важким у налаштуванні для різних моделей транспортних засобів.

5.2 Запропонована архітектура моделі

Для вирішення цих задач перспективним виглядає використання гібридних нейромережевих архітектур, що поєднують згорткові та рекурентні шари. Найбільш доцільним типом моделі для аналізу багатоканальної телеметрії є комбінація 1D-CNN та BiLSTM, де згорткові шари виконують автоматичне виділення локальних ознак сигналу, а двонаправлені рекурентні шари враховують часовий контекст у прямому та зворотному напрямках [14-15].

Структура такої моделі дозволяє обробляти телеметричні дані як послідовність векторів $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, де кожен вектор містить набір параметрів у конкретний момент часу [16].

5.3 Переваги поєднання 1D-CNN та BiLSTM

Вибір саме цієї архітектури обумовлений специфікою телеметричного сигналу:

1. 1D-CNN (Одномірні згорткові шари): Ефективно виконують роль «розумних фільтрів». Вони здатні автоматично виділяти локальні патерни: характерні фронти заправок, специфічні вібрації датчика при русі або характерні профілі споживання ДВЗ. Згортки дозволяють ігнорувати дрібний шум, фокусуючись на формі сигналу.

2. BiLSTM (Двонаправлені довгі мережі короткострокової пам'яті): Рекурентні шари, що аналізують часову послідовність у обох напрямках (минуле та майбутнє відносно точки події). Це критично для об'єктивізації: щоб зрозуміти, чи був спад рівня пального «зливом», модель аналізує, що відбувалося з SoC та температурою до цього моменту і як система повела себе після.

5.4. Формування вхідних ознак (Feature Engineering)

Для навчання моделі доцільно подавати розширений вектор ознак, що охоплює всі енергетичні контури гібрида:

- Паливний канал: сирий рівень пального, його перша похідна (швидкість зміни) та згладжена версія.
- Кінематика: швидкість руху та бінарна ознака стоянки.
- Енергетичний контекст: стан заряду батареї (SoC), напруга ВВБ.

$$V_{input} = [L(t), \Delta L(t), V(t), SoC(t), T_{inv}(t), ICE_{status}(t)]_{t=1...T}$$

5.5 Перспективи та обмеження підходу

Важливо зазначити, що неймережевий підхід на даному етапі слід розглядати як перспективний напрям розвитку, а не як остаточне універсальне рішення. Впровадження таких моделей потребує вирішення низки викликів:

1) Якість розмітки: Моделі потребують великої кількості «чистих» прикладів реальних заправок та зливів, підтверджених експертами.

2) Обчислювальна складність: Робота таких моделей у режимі реального часу безпосередньо на бортових пристроях (Edge Computing) наразі обмежена ресурсами трекерів.

3) Інтерпретованість («Black Box»): На відміну від правил, неймережі не завжди можуть «пояснити», чому вони прийняли те чи інше рішення, що важливо для юридичного обґрунтування фактів розкрадання пального.

Таким чином, неймережевий аналіз може виступати як потужний додатковий інструмент інтелектуальної підтримки прийняття рішень, що працює в синергії з класичними методами об'єктивізації.

6 Оцінка ефективності контекстного підходу: ілюстративні сценарії аналізу

Для підтвердження викладених теоретичних положень доцільно провести порівняльний аналіз інтерпретації паливних даних на прикладі реальних телеметричних фрагментів, отриманих з гібридної мобільної платформи. Метою даної перевірки є демонстрація того, як залучення додаткових контекстних параметрів впливає на достовірність фінального аналітичного висновку.

6.1 Методика та схема порівняння

Для перевірки було обрано два аналітичні підходи:

1) Базовий підхід (Традиційний): Аналіз базується виключно на сигналі рівня пального після цифрової фільтрації (експоненціальне згладжування) та застосуванні статичних порогів детекції заправок і зливів.

2) Контекстний підхід (Запропонований):

- Термічний стан: температура інвертора, трансмісії та охолоджувальної рідини.
- Статус системи: флаг роботи ДВЗ (витягнутий з CAN-шини).

Вхідна матриця для вікна аналізу розміром T буде мати вигляд:

Аналіз очищеного сигналу рівня пального проводиться з урахуванням стану заряду батареї (SoC), статусу роботи ДВЗ та швидкості руху.

Експериментальна перевірка проводилася на вибірці типових режимів експлуатації, що включали як штатні ситуації, так і потенційно неоднозначні моменти.

6.2 Аналіз характерних фрагментів телеметрії

Нижче наведено результати інтерпретації трьох ключових сценаріїв, які найчастіше зустрічаються в практиці моніторингу гібридного транспорту.

Сценарій 1: Очевидна заправка на АЗС

Опис: Транспортний засіб нерухомий (Швидкість = 0), система керування вимкнена (Ignition Off). Спостерігається стійке зростання рівня пального на 40 літрів протягом 3 хвилин.

Інтерпретація: Обидва підходи ідентифікували подію як «Заправка». Додатковий контекст (SoC) у даному випадку лише підтвердив стабільність енергосистеми.

Рівень достовірності (P_{conf}): Високий (> 0.98).

Сценарій 2: Робота ДВЗ на стоянці для зарядки батареї (Аномальна витрата)

Опис: Автомобіль стоїть (Швидкість = 0). Спостерігається плавне, але інтенсивне падіння рівня пального протягом 15 хвилин.

Базовий підхід: Фіксує «підозріле спадання пального на стоянці», що може бути інтерпретовано системою як «мікро-злив» або аномальна втрата через несправність.

Контекстний підхід: Аналізує канал SoC, який на момент початку події становив <15%. Зафіксовано статус роботи ДВЗ (Active). Система робить висновок: «Штатна примусова підзарядка батареї».

Результат: Усунення хибнопозитивного повідомлення про злив пального.

Сценарій 3: Рух у змішаному режимі при низьких температурах

Опис: Автомобіль рухається трасою. Рівень пального за датчиком ДРП демонструє коливан-

ня, а загальний тренд спадання виглядає «рваним» (періоди стабільності змінюються періодами різкого спаду).

Базовий підхід: Через нестабільність тренду може некоректно розрахувати миттєву витрату пального, видаючи помилкові значення л/100 км у короткострокових інтервалах.

Контекстний підхід: Враховує температуру інвертора та моменти підключення ДВЗ. Кожна

ділянка спаду рівня пального корелює з активністю паливної системи та низьким SoC.

Результат: Об'єктивізація витрати та підтвердження енергоефективності режиму.

6.3 Результати порівняння

Узагальнені результати ілюстративної перевірки зведено у таблицю 4.

Таблиця 4 - Узагальнені результати ілюстративної перевірки

Сценарій	Базовий підхід (Вердикт)	Контекстний підхід (Вердикт)	Перевага контексту
Заправка	Заправка (ОК)	Заправка (ОК)	Відсутня
Зарядка на стоянці	Помилка (Підозра на злив)	Штатна робота (ОК)	Висока (усунення помилки)
Перехід EV -> HEV	Невизначеність тренду	Об'єктивна витрата (ОК)	Середня (точність розрахунку)
Нахил при паркуванні	Помилка (Заправка/Злив)	Артефакт (ОК)	Висока (фільтрація шуму)

6.4 Проміжні висновки

Проведена ілюстративна перевірка дозволяє зробити кілька обережних висновків:

- У простих сценаріях (класична заправка, стабільний рух) різниця між підходами є мінімальною.

- У складних режимах роботи гібридної системи (стоянка з працюючим ДВЗ, критичні значення SoC, температурні переходи) традиційні методи схильні до генерації хибнопозитивних повідомлень.

Використання контекстних параметрів дозволяє підвищити «прозорість» телеметричних даних, перетворюючи неоднозначні аномалії на зрозумілі технічні процеси.

Слід зазначити, що дані результати не є повною статистичною валідацією методу для всіх типів гібридів, проте вони чітко ілюструють доцільність переходу до багатоканального аналізу як засобу об'єктивізації паливних подій.

7 Обговорення

Результати проведеного аналізу та ілюстративної перевірки підтверджують гіпотезу про те, що для гібридних мобільних платформ традиційний підхід «один сигнал — одна подія» є вичерпаним. У класичних транспортних засобах з ДВЗ паливний сигнал був домінуючим і майже самодостатнім індикатором енергетичного стану. Проте в гібридних системах паливна енергія жорстко інтегрована в загальний баланс електрич-

ної та механічної енергії. Відтак, ізольований розгляд графіка рівня пального без урахування стану заряду батареї (SoC) або режимів роботи інвертора неминуче призводить до помилкових висновків.

Зміна парадигми від простої детекції (фіксації факту зміни сигналу) до об'єктивізації (формування обґрунтованого висновку) є більш правильною постановкою задачі для сучасної телематики. Об'єктивізація дозволяє не просто знайти аномалію, а й надати їй контекстне пояснення. Це критично важливо для практичної експлуатації, оскільки дозволяє відокремити складні, але штатні режими роботи гібридної установки від підозрілих подій, таких як несанкціоновані зливи або технічні несправності.

На поточному етапі розвитку технологій найбільш практичним підходом є багаторівнева синергія методів:

1. Цифрова фільтрація для усунення фізичних шумів.
2. Правильна логіка для детекції типових сценаріїв (заправки на АЗС).
3. Контекстна кореляція з електричними параметрами для пояснення витрати.
4. Експертна верифікація («human-in-the-loop») для складних або спірних випадків.

Використання глибокого навчання (нейромережевих моделей 1D-CNN + BiLSTM) виглядає перспективним напрямом, проте його реальне впровадження має сенс лише за наявності якісно розмічених великих масивів даних. Без

еталонної розмітки, виконаної експертами, нейромережі ризикують успадкувати системні помилки та артефакти, що містяться в «сирих» телеметричних потоках.

Обмеження дослідження

Варто вказати на обмеження, притаманні даній роботі. По-перше, експериментальна частина має ілюстративний характер і не претендує на повну статистичну валідацію для всіх ринків та типів експлуатації. По-друге, ефективність запропонованих підходів критично залежить від доступності та частоти оновлення контекстних параметрів у CAN-шині (деякі виробники обмежують доступ до даних SoC або статусів ДВЗ). По-третє, величезна різноманітність гібридних архітектур (паралельні, послідовні, «м'які» гібриди) потребує адаптації алгоритмів та порогів детекції під кожну конкретну платформу.

Висновки

За результатами проведеного дослідження щодо особливостей об'єктивізації паливних подій у телеметрії гібридних мобільних платформ можна сформулювати такі основні тези:

1. Складність об'єкта аналізу: Гібридні мобільні платформи є значно складнішими об'єктами для паливного моніторингу порівняно з класичними системами. Багатоконтурність енергетичних потоків створює нелінійні зв'язки між рухом транспортного засобу та споживанням пального.

2. Необхідність контекстного підходу: Аналіз паливних подій у гібридах не може бути обмежений лише моніторингом рівня пального. Він повинен обов'язково враховувати стан енергетичної системи (SoC батареї, режими роботи електромашин, температурні показники силової електроніки).

3. Природа недостовірності: Виявлено, що недостовірність телеметричних даних може мати три складові: природну (фізичні шуми та нахили), системну (складні режими гібрида) та потенційно навмисну (втручання у систему). Кожна з них потребує специфічних методів компенсації.

4. Методологічна доцільність об'єктивізації: Перехід від детекції до об'єктивізації подій є необхідним кроком для підвищення достовірності аналітичних рішень у сучасних системах транспортної телематики. Це дозволяє суттєво зменшити кількість помилкових спрацювань та хибних звинувачень персоналу.

5. Практична реалізація: Найбільш надійним та готовим до впровадження на поточному етапі є гібридний підхід, що поєднує методи ма-

тематичної фільтрації, правилкового аналізу на основі фізики процесів, перехресної контекстної перевірки та експертної верифікації спірних ставнів.

6. Перспективи розвитку: Використання інтелектуальних багатоканальних моделей типу 1D-CNN + BiLSTM є найбільш перспективним вектором розвитку, що дозволить у майбутньому автоматизувати виявлення складних прихованих закономірностей та аномалій у паливній поведінці гібридних платформ.

Конфлікт інтересів

Автори цієї статті заявляють про відсутність конфлікту інтересів щодо цього дослідження, включаючи фінансові, особисті, авторські чи будь-які інші, які могли б вплинути на дослідження, а також на результати, представлені в цій статті.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Наявність даних

Усі дані наведені в основному тексті дослідження у числовій або графічній формі.

Використання штучного інтелекту

Автори заявляють про використання інструменту штучного інтелекту: ChatGPTmodel (OpenAI GPT-5.4, версія 2026). Інструмент штучного інтелекту використовувався для пошуку та огляду публічно доступної інформації, у процесі підготовки інструментів аналізу даних у дослідженні та для редагування та перевірки граматики. Результати, надані інструментом штучного інтелекту, були перевірені шляхом ручного тестування на реальних текстах наукових публікацій. Результати, надані інструментом штучного інтелекту, зменшили вплив граматичних помилок людини під час формулювання висновків дослідження.

Внески авторів

Тенета Є. В.: проведення дослідження, обробка даних, створення візуалізації результатів і тексту, концептуалізація та інші види діяльності повністю виконані автором.

Меленчук Т. М.: керівництво у дослідженні та коригування тексту статті.

Список використаної літератури

1. M. Ehsani, Y. Gao, S. Longo, and K. Ebrahimi, *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles*, 3rd ed., Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2018. [Online]. Available: <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9780429504884/modern-electric-hybrid-electric-fuel-cell-vehicles-mehrdad-ehsani-yimin-gao-stefano-longo-kambiz-ebrahimi>.
2. J. Atkinson, "Gas-Engine," U.S. Patent 367,496, Aug. 2, 1887. [Online]. Available: <https://patents.google.com/patent/US367496A/en>.
3. Y. Yang, H. Chen, and M. Zhang, "Research and Development of Hybrid Electric Vehicles CAN-Bus Data Monitor and Diagnostic System through OBD-II and Android-Based Smartphones," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, Art. no. 741240, 2013. [Online]. Available: [doi:https://doi.org/10.1155/2013/741240](https://doi.org/10.1155/2013/741240).
4. J. Terzic, C. R. Nagarajah, and M. Alamgir, "Fluid level measurement in dynamic environments using a single ultrasonic sensor and Support Vector Machine (SVM)," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 161, no. 1–2, pp. 278–287, 2010. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sna.2010.05.005>.
5. B. Belli and O. Atalay, "Experimental Investigation of Level Indicator Errors Caused by Turbulence in Vehicle Fuel Tanks," *Thermal Science*, vol. 27, no. 4B, pp. 3209–3216, 2023.
6. E. Frosina, A. Senatore, M. de Luca, and A. Naddeo, "Experimental and Numerical Analyses of the Sloshing in a Fuel Tank," *Energies*, vol. 11, no. 3, Art. no. 682, 2018.
7. C. Wachowski, J.-W. Biermann, and R. Schala, "Approaches to Analyse and Predict Slosh Noise of Vehicle Fuel Tanks," in *Proceedings of ISMA2010*, 2010.
8. Тенета, Є. та Ситніков, В. (2025). Комбінована фільтрація даних датчиків рівня палива на мобільних платформах з використанням класичних алгоритмів та мережі LSTM. *ЕЛЕКТРИЧНІ ТА КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ*, (44(120)), с. 72–83. doi:<https://doi.org/10.15276/eltecs.44.120.2025>.
9. Toyota Motor Corporation, 2007 Camry Hybrid Owner's Manual, 2006. [Online]. Available: <https://assets.sia.toyota.com/publications/en/om-s/OM337>
9. Toyota Motor Corporation, 2025 Camry Hybrid Owner's Manual, EV Drive Mode, 2025. [Online]. Available: <https://www.toyota.com/owners/warranty-owners-manuals/digital/article/camry-hv/2025/om>
10. H. Guo, Y. Wang, J. Zhang, Z. Lin, Y. Tong, L. Yang, L. Xiong, and C. Huang, "Label-Efficient Interactive Time-Series Anomaly Detection," arXiv preprint, 2022. [Online]. Available: [arXiv.https://arxiv.org/abs/2212.14621](https://arxiv.org/abs/2212.14621)
11. Z. Deng, X. Xuan, K.-L. Ma, and Z. Kong, "A Reliable Framework for Human-in-the-Loop Anomaly Detection in Time Series," arXiv preprint arXiv:2405.03234, 2024. [Online]. Available: [arXiv.https://arxiv.org/abs/2405.03234](https://arxiv.org/abs/2405.03234)
12. H. Bodor, T. V. Hoang, and Z. Zhang, "Little Help Makes a Big Difference: Leveraging Active Learning to Improve Unsupervised Time Series Anomaly Detection," arXiv preprint arXiv:2201.10323, 2022. [Online]. Available: [arXiv.https://arxiv.org/abs/2201.10323](https://arxiv.org/abs/2201.10323)
13. Graves and J. Schmidhuber, "Framewise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM and Other Neural Network Architectures," *Neural Networks*, vol. 18, no. 5–6, pp. 602–610, 2005. doi:<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2005.06.042>.
14. C.-Y. Hsu, C.-F. Chien, and Y.-T. Kao, "Virtual metrology of material removal rate using a one-dimensional convolutional neural network-based bidirectional long short-term memory network with attention," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 190, Art. no. 110090, 2024. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.110090>.
15. V. Papastefanopoulos, P. Linardatos, T. Panagiotakopoulos, and S. Kotsiantis, "Multivariate Time-Series Forecasting: A Review of Deep Learning Methods in Internet of Things Applications to Smart Cities," *Smart Cities*, vol. 6, no. 5, pp. 2519–2552, 2023. doi:<https://doi.org/10.3390/smartcities6050114>.

References

1. M. Ehsani, Y. Gao, S. Longo, and K. Ebrahimi, *Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles*, 3rd ed., Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2018. [Online]. Available: <https://www.taylorfrancis.com/books/mono/10.1201/9780429504884/modern-electric-hybrid-electric-fuel-cell-vehicles-mehrdad-ehsani-yimin-gao-stefano-longo-kambiz-ebrahimi>.

2. J. Atkinson, "Gas-Engine," U.S. Patent 367,496, Aug. 2, 1887. [Online]. Available: <https://patents.google.com/patent/US367496A/en>.
3. Y. Yang, H. Chen, and M. Zhang, "Research and Development of Hybrid Electric Vehicles CAN-Bus Data Monitor and Diagnostic System through OBD-II and Android-Based Smartphones," *The Scientific World Journal*, vol. 2013, Art. no. 741240, 2013. [Online]. Available: doi:<https://doi.org/10.1155/2013/741240>.
4. J. Terzic, C. R. Nagarajah, and M. Alamgir, "Fluid level measurement in dynamic environments using a single ultrasonic sensor and Support Vector Machine (SVM)," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 161, no. 1–2, pp. 278–287, 2010. doi:<https://doi.org/10.1016/j.sna.2010.05.005>.
5. B. Belli and O. Atalay, "Experimental Investigation of Level Indicator Errors Caused by Turbulence in Vehicle Fuel Tanks," *Thermal Science*, vol. 27, no. 4B, pp. 3209–3216, 2023.
6. E. Frosina, A. Senatore, M. de Luca, and A. Naddeo, "Experimental and Numerical Analyses of the Sloshing in a Fuel Tank," *Energies*, vol. 11, no. 3, Art. no. 682, 2018.
7. C. Wachowski, J.-W. Biermann, and R. Schala, "Approaches to Analyse and Predict Slosh Noise of Vehicle Fuel Tanks," in *Proceedings of ISMA2010*, 2010.
8. Teneta, Ye. and Sytnikov, V. (2025). Combined Filtering of Fuel-Level Sensor Data on Mobile Platforms Using Classical Algorithms and an LSTM Network. *ELECTROTECHNIC AND COMPUTER SYSTEMS*, (44(120)), pp.72–83. doi:<https://doi.org/10.15276/eltecs.44.120.2025.9>.
9. Toyota Motor Corporation, 2007 Camry Hybrid Owner's Manual, 2006. [Online]. Available: <https://assets.sia.toyota.com/publications/en/om-s/OM337>
10. Toyota Motor Corporation, 2025 Camry Hybrid Owner's Manual, EV Drive Mode, 2025. [Online]. Available: <https://www.toyota.com/owners/warranty-owners-manuals/digital/article/camry-hv/2025/om>
11. H. Guo, Y. Wang, J. Zhang, Z. Lin, Y. Tong, L. Yang, L. Xiong, and C. Huang, "Label-Efficient Interactive Time-Series Anomaly Detection," arXiv preprint, 2022. [Online]. Available: [arXiv.https://arxiv.org/abs/2212.14621](https://arxiv.org/abs/2212.14621)
12. Z. Deng, X. Xuan, K.-L. Ma, and Z. Kong, "A Reliable Framework for Human-in-the-Loop Anomaly Detection in Time Series," arXiv preprint arXiv:2405.03234, 2024. [Online]. Available: [arXiv.https://arxiv.org/abs/2405.03234](https://arxiv.org/abs/2405.03234)
13. H. Bodor, T. V. Hoang, and Z. Zhang, "Little Help Makes a Big Difference: Leveraging Active Learning to Improve Unsupervised Time Series Anomaly Detection," arXiv preprint arXiv:2201.10323, 2022. [Online]. Available: [arXiv.https://arxiv.org/abs/2201.10323](https://arxiv.org/abs/2201.10323)
14. Graves and J. Schmidhuber, "Framewise Phoneme Classification with Bidirectional LSTM and Other Neural Network Architectures," *Neural Networks*, vol. 18, no. 5–6, pp. 602–610, 2005. doi:<https://doi.org/10.1016/j.neunet.2005.06.042>.
15. C.-Y. Hsu, C.-F. Chien, and Y.-T. Kao, "Virtual metrology of material removal rate using a one-dimensional convolutional neural network-based bidirectional long short-term memory network with attention," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 190, Art. no. 110090, 2024. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.110090>.
16. V. Papastefanopoulos, P. Linardatos, T. Panagiotakopoulos, and S. Kotsiantis, "Multivariate Time-Series Forecasting: A Review of Deep Learning Methods in Internet of Things Applications to Smart Cities," *Smart Cities*, vol. 6, no. 5, pp. 2519–2552, 2023. doi:<https://doi.org/10.3390/smartcities6050114>.

Отримано (Received) 30.04.2026

Отримано після доопрацювання (Received after revision) 07.05.2026

Прийнято (Accepted) 08.05.2026

Опубліковано (Published) 31.05.2026

Objectification of Fuel Events in the Telemetry of Hybrid Mobile Platforms

Yevhen V. Teneta ¹, Postgraduate Student

ORCID: <http://orcid.org/0009-0003-7917-5689>; e-mail: 9526686@gmail.com

Tetyana Melenchuk ¹,

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9843-3132>; e-mail: tamelenchuk1508@gmail.com;

Scopus Author ID: 57204023632

¹ Odesa Polytechnic National University

Abstract. The article investigates the specifics of analyzing and interpreting fuel system telemetry data for hybrid mobile platforms (HEV/PHEV). The author substantiates that the complex multi-circuit architecture of modern hybrid systems, characterized by non-linear interaction between the internal combustion engine (ICE) and the electric drive, renders conventional fuel monitoring approaches (based on threshold detection) insufficient and prone to erroneous conclusions.

The central thesis of the paper is the transition from simple signal change detection to the process of objectivizing fuel events. Objectivization is defined as the formation of a verified analytical conclusion through multi-channel data analysis, encompassing the battery state of charge (SoC), ICE operation status, temperature profiles of the inverter and transmission, as well as kinematic motion parameters.

The paper classifies the sources of data unreliability (natural, systemic, and intentional) and analyzes typical scenarios of misinterpretation occurring during hybrid operation modes. A practical methodological approach is proposed, based on the synergy of digital filtering, rule-based logic, and contextual analysis of energy flows.

Furthermore, a promising direction involving hybrid neural network architectures based on one-dimensional convolutional layers (1D-CNN) and bidirectional long short-term memory networks (BiLSTM) is examined for automating the detection of anomalous patterns in fuel behavior. An illustrative verification confirms that accounting for the energy context significantly increases the reliability of telemetric analysis and minimizes the rate of false-positive reports in transport monitoring systems.

Keywords: transport telemetry, hybrid mobile platforms, fuel monitoring, event objectivization, State of Charge (SoC), energy context, neural networks, BiLSTM.

Article citation: Teneta Y. V., Melenchuk T. M. (2026). Objectification of Fuel Events in the Telemetry of Hybrid Mobile Platforms. *Electrotechnic and Computer Systems*, 46(122), pp.93-106. doi:<https://doi.org/10.15276/eltecs.46.122.2026.9>.

Про авторів (About the author)



Тенета Євген Валентинович, аспірант кафедри комп'ютерних систем, Національний університет «Одеська політехніка»; просп. Шевченка, 1, м. Одеса, 65044, Україна.
E-mail: 9526686@gmail.com

Yevhen Teneta, postgraduate student of the Department of Computer Systems, Odesa Polytechnic National University; Shevchenko Ave., 1, Odesa, 65044, Ukraine.
E-mail: 9526686@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0009-0003-7917-5689>



Tetyana Melenchuk, professor of the Department of Automotive Transport and Logistics, Odesa Polytechnic National University, Shevchenko Ave., 1, Odesa, 65044, Ukraine, E-mail: tamelenchuk1508@gmail.com

Меленчук Тетяна Михайлівна, професор кафедри автомобільного транспорту та логістики, Національний університет «Одеська політехніка», проспект Шевченка, 1, м. Одеса, 65044, Україна, E-mail: tamelenchuk1508@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9843-3132>; Scopus Author ID: 57204023632