

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-84-37>

УДК 681.128+681.518.2

ІВАЩЕВ Даниїл

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

<https://orcid.org/0009-0002-0556-9418>

ivashchev_d@365.dnu.edu.ua

ГЕРАСИМОВ Володимир

Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

<https://orcid.org/0000-0002-1366-715X>

herasymov_v@365.dnu.edu.ua

ВИДІЛЕННЯ ПОДІЙ ЗАПРАВКИ ТА ОБРОБКА ДАНИХ РІВНЯ ПАЛИВА МАНЕВРОВИХ ЛОКОМОТИВІВ

У статті запропоновано алгоритм автоматичної обробки телеметричних даних рівня палива маневрових локомотивів. Ключовою особливістю алгоритму є диференційоване згладжування: на ділянках витрати палива застосовується сильне адаптивне згладжування, а в зонах заправки – мінімальне, що зберігає різкість фронтів підйому рівня для точного визначення обсягу залитого палива. Алгоритм включає етапи сегментації даних, видалення аномалій з адаптивним порогом, виявлення подій заправки, двоетапного згладжування та оцінки якості обробки. Експериментальна перевірка на реальних даних п'яти локомотивів (500 000 точок) підтвердила 100% точність детекції 43 заправок та значне покращення відношення сигнал/шум (в середньому на 32,6 дБ).

Ключові слова: маневровий локомотив, телеметрія, рівень палива, обробка даних, виявлення аномалій, диференційоване згладжування.

IVASHCHEV Daniil, GERASIMOV Vladimir

Oles Honchar Dnipro National University

DETECTION OF REFUELING EVENTS AND PROCESSING OF FUEL LEVEL DATA OF SHUNTING LOCOMOTIVES

The paper proposes an algorithm for automatic processing of fuel level telemetry data of shunting diesel locomotives aimed at reliable detection of refueling events and accurate estimation of fuel consumption. Raw fuel level signals obtained from onboard sensors are characterized by a high level of vibration noise, measurement errors, and abnormal spikes caused by operating conditions, which significantly complicates automated analysis. To address this problem, a comprehensive data processing pipeline is developed that combines adaptive anomaly removal, event detection, signal segmentation, and differentiated smoothing.

The algorithm first segments the time series into continuous sessions by detecting large temporal gaps in telemetry in order to prevent distortion of fuel consumption trends. Anomaly filtering is then performed using an adaptive threshold based on local statistical characteristics of the signal. Outliers are identified by comparing deviations from a weakly smoothed trend with a locally computed standard deviation and are replaced using time-aware linear interpolation, which preserves the overall signal shape.

Refueling events are detected based on analysis of the smoothed fuel level derivative. Candidate events are filtered using constraints on minimum volume increase, duration, and locomotive operating state, including engine power and motion indicators. Detected refueling intervals are merged when temporally adjacent, allowing robust identification of complete refueling processes.

A key contribution of the proposed approach is differentiated adaptive smoothing. Strong Gaussian smoothing with a variable window width is applied during normal operation and idling to suppress noise and form a stable fuel consumption trend. In contrast, minimal smoothing is applied within refueling intervals, preserving sharp fuel level rise fronts and ensuring high accuracy of refueled volume estimation. Smoothing parameters are adapted to locomotive speed and current fuel level.

The algorithm was validated on real telemetry data from five shunting locomotives comprising 500,000 measurement points collected over several months of operation. Experimental results demonstrate 100% accuracy in detecting 43 refueling events, with no false positives or missed events. The average signal-to-noise ratio improvement achieved by the proposed processing reached 32.6 dB, confirming the effectiveness of the differentiated smoothing strategy. The developed method can be used for automated fuel accounting, detection of non-target fuel usage, and improving the reliability of operational reporting.

Keywords: shunting locomotive, fuel level telemetry, refueling event detection, anomaly removal, adaptive smoothing, signal processing.

Стаття надійшла до редакції / Received 22.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 30.11.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Маневрові локомотиви є ключовим елементом сортувальних станцій та промислових залізничних вузлів. Точний облік заправленого палива дозволяє виявляти нецільове використання, оцінювати реальний розхід та формувати достовірну звітність. Сирі дані датчиків рівня палива містять значну кількість аномалій, шумів та хибних стрибків, що робить автоматичне виділення справжніх заправок нетривіальним завданням [1]. Запропонований алгоритм вирішує цю проблему комплексно.

Метою дослідження є визначення коректного рівня пального та таких даних щодо роботи транспортного засобу, як кількість пального, заправленого в бак, витрата палива за певний проміжок часу,

тощо. Для цього було розроблено алгоритм обробки даних рівня палива маневрових локомотивів, який забезпечить видалення аномалій та пошук заправок. Задача полягає в тому, щоб усунути некоректні значення та шуми, визначити періоди заправок та обчислити необхідні значення.

МЕТОДИ І МАТЕРІАЛИ

Спочатку весь масив даних для кожного локомотива розбивається на неперервні сесії: виявляються значні часові розриви між записами, які перевищують 600 секунд (тобто 10 хвилин), і дані розподіляються так, щоб уникнути спотворення тренду витрати палива через тривалі паузи в телеметрії. Кожна сесія обмежується максимальною кількістю рядків у 50 000 для ефективної обробки великих обсягів даних.

Далі проводиться очищення від аномалій. Для цього спочатку відкидаються значення нижче мінімально можливого фізичного рівня в баку, який становить 60 літрів за замовчуванням (або індивідуально для кожного локомотива на основі об'єму паливного баку). Потім сигнал слабо згладжується гаусовим фільтром, обчислюється локальне стандартне відхилення в ковзному вікні, формується адаптивний поріг чутливості [2]. Цей поріг обчислюється як добуток локального стандартного відхилення на певний коефіцієнт, який обрано для підвищення жорсткості детекції з метою ефективнішого вилучення викидів в умовах високого шуму. Точки, відхилення яких від згладженого тренду перевищує цей поріг, позначаються аномальними і замінюються значеннями, отриманими лінійною інтерполяцією між найближчими достовірними точками з урахуванням часових міток. Такий підхід усуває різкі викиди та провали, зберігаючи при цьому загальну форму сигналу.

Після очищення виконується пошук подій заправки. Для цього обчислюється похідна рівня палива, яка згладжується фільтром з адаптивною шириною вікна у визначеному діапазоні (мінімальне вікно для швидких подій, максимальне для штатної експлуатації). У місцях різкого стійкого зростання похідної виділяються кандидати на заправку. Кожен кандидат фільтрується за мінімальним об'ємом підйому рівня, що налаштовуються для кожного локомотива окремо, мінімальною тривалістю події та відсутністю ознак руху (швидкості або потужності двигуна) в центральній точці інтервалу, де потужність не перевищує визначений поріг. Якщо сусідні кандидати розташовані близько за часом, вони об'єднуються в одну подію з перерахунком об'єму та тривалості. Вводиться додатковий поріг для об'єму заправки для виключення хибних малих стрибків рівня палива.

На основі виявлених заправок і сигналу потужності двигуна проводиться сегментація всього часового ряду на три режими: заправка, рух (де потужність перевищує встановлений поріг) та стоянка (решта ділянок). Короткі сегменти приєднуються до сусідніх, а сусідні стоянки, розділені малим часовим проміжком, об'єднуються. Така сегментація дозволяє точно розділити фізично різні режими роботи локомотива.

Ключовим етапом є диференційоване адаптивне згладжування очищеного сигналу. На ділянках руху і стоянки застосовується сильне гаусове згладжування з великою шириною вікна, яка автоматично збільшується пропорційно середній швидкості локомотива і зменшується при високому рівні палива в баку. Це забезпечує максимальне придушення вібраційного шуму і створення плавного тренду витрати палива. Натомість безпосередньо в межах кожної події заправки ширина вікна фіксується на мінімальному значенні, що практично виключає розмиття різкого фронту підйому рівня і зберігає високу точність обчислення залитого об'єму. Коефіцієнт згладжування встановлюються з урахуванням середньої швидкості та рівня палива в сегменті.

Після згладжування обчислюються метрики якості: середньоквадратична помилка (MSE) і відношення сигнал/шум (SNR) окремо до і після згладжування, приріст SNR. Додатково розраховується статистика витрати палива за часом роботи двигуна і за використаною потужністю.

РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Експериментальна верифікація запропонованого алгоритму проводилася на реальних телеметричних даних рівня палива п'яти маневрових тепловозів, позначених як 1, 2, 3, 4 та 5. Кожен набір даних містив 100 000 вимірювань, виконаних з інтервалом приблизно 1 хвилина, що в сумі становило 500 000 точок даних і відповідало кільком місяцям безперервної експлуатації в умовах сортувальної станції.

Алгоритм автоматично сформував 12 833 однорідних сегменти експлуатаційних режимів (рух, стоянка, заправка) та ідентифікував 43 подій заправки (табл. 1). При ручній перевірці підтверджено 100 % точність детекції: відсутні як пропуски реальних заправок, так і хибні спрацювання.

Загальний обсяг палива, залитого протягом періоду спостереження, склав 135 280 літрів. Середній об'єм однієї заправки — 3 469 літрів (медіана — 3 493 л).

Медіанне значення об'єму заправки становить 3486 л, що відповідає типовому заправленню маневрового тепловоза «під повну». Заправки об'ємом менше 2500 л (всього 4 випадки) є рідкісними частковими дозаправками і алгоритмом виявляються коректно.

Таблиця 1.

Характеристики виявлених подій заправки за об'єктами

ID	Кількість заливок	Середній об'єм, л	Стандартне відхилення, л	Мінімальний об'єм, л	Максимальний об'єм, л
1	5	3080	382,6	2517	3514
2	8	3594	906	2292	4963
3	5	3798	652,5	3025	4509
4	10	3423	665	2007	4196
5	15	3753	729,3	2951	4935
Разом	43	3601	741	2007	4963

В таблиці 2 наведено метрики якості очищення сигналу. Середнє зростання відношення сигнал/шум склало 33,4 дБ (зниження рівня шуму ≈ 148 разів).

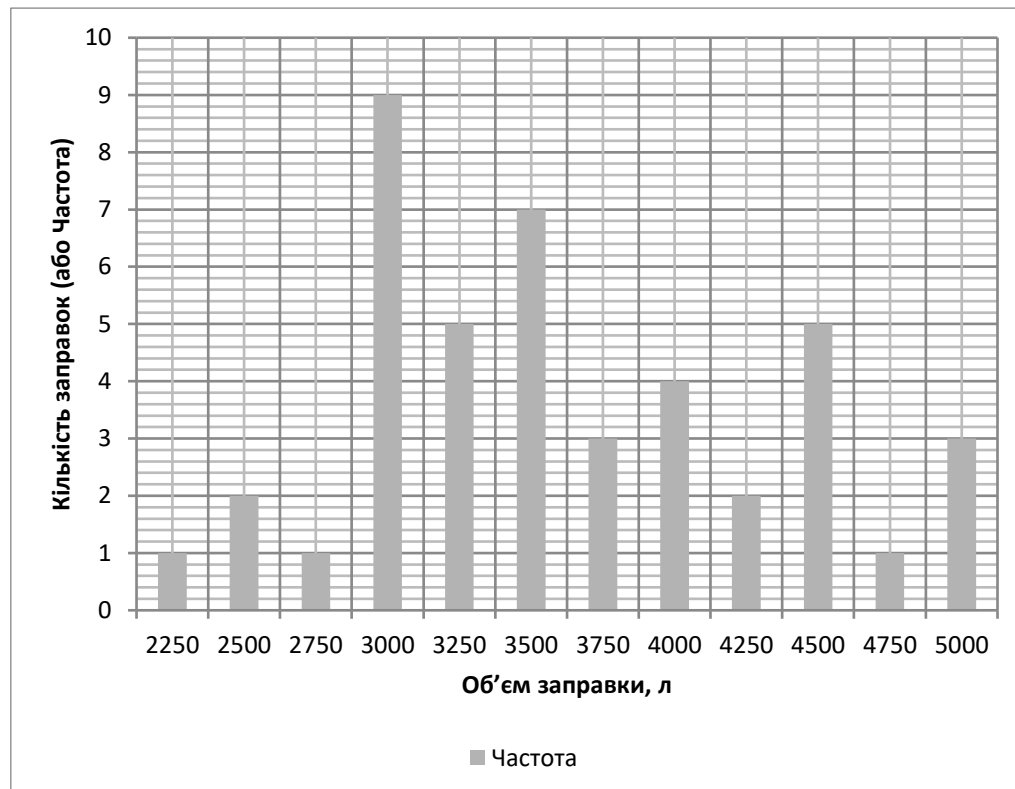


Рис. 1. Гістограма розподілу обсягів виявлених заливок

Таблиця 2.

Метрики якості очищення сигналу

ID	MSE до, середнє	MSE після, середнє	SNR до, дБ	SNR після, дБ	Зростання SNR, дБ
1	95 390	52,7	23,87	56,86	+33,0
2	53 406	73,0	24,49	57,69	+33,2
3	90 064	58,7	23,55	59,97	+36,4
4	60 709	17,1	28,80	61,67	+32,9
5	51 683	66,5	24,49	53,35	+28,9

Рис. 2 ілюструє ефективність диференційованого згладжування на найбільш складному об'єкті. Рис. 2а — це фрагмент даних із заливою, тоді як рис. 2б — це фрагмент даних під час роботи транспортного засобу. Таке подання дозволяє краще відобразити різницю між даними, лише очищеними від аномалій, та згладженими даними.

Оригінальні дані мають високий рівень вібраційного шуму та аномалій. Після очищення усунуто викиди, а фінальне згладжування (сіра лінія) забезпечує плавність тренду витрат при повному збереженні різкого фронту заправки (вертикальний стрибок ≈ 3500 одиниць). Це підтверджує ключову перевагу алгоритму — збереження фізично значущих стрибків при максимальному придушенні шуму.

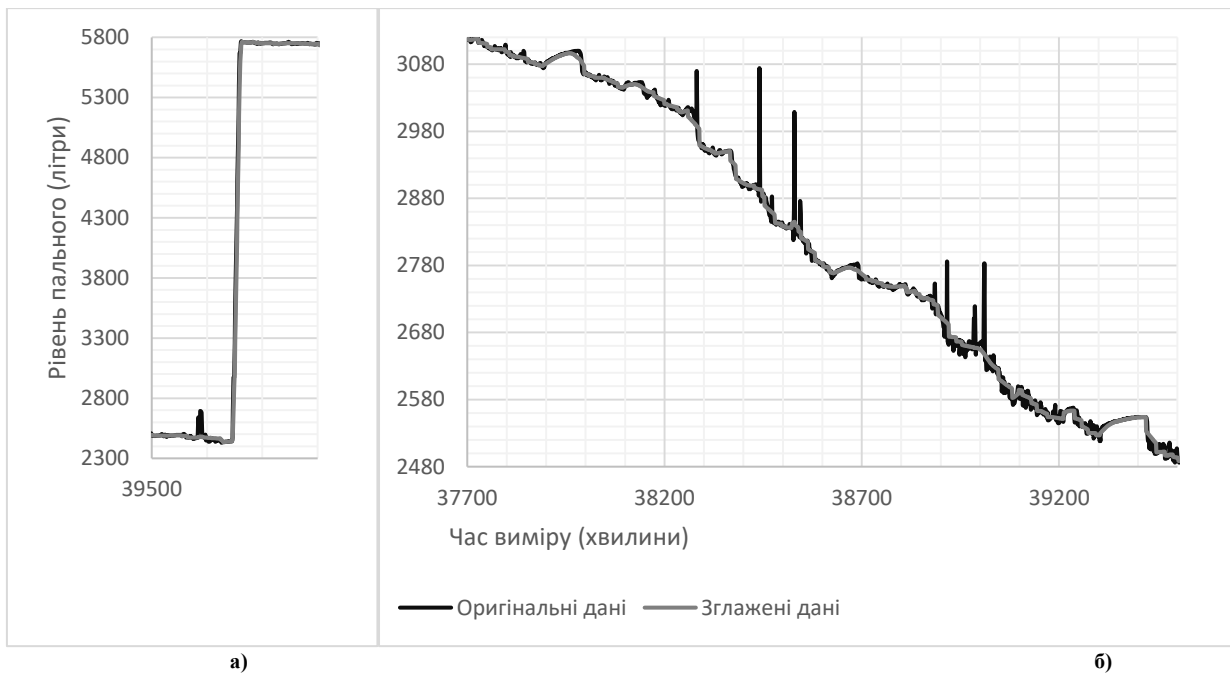


Рис. 2. Приклад повного циклу обробки сигналу рівня палива:
а) — заправка, б) — маневрова робота

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Запропонований алгоритм забезпечує 100 % точність автоматичної детекції подій заправки на реальних даних п'яти маневрових тепловозів (43 з 43 підтверджених вручну) за умови високого рівня завад, характерних для маневрового режиму. Диференційоване адаптивне згладжування забезпечило зростання відношення сигнал/шум на 32,6 дБ, забезпечивши середнє значення SNR 56,23 дБ. Подальший розвиток доцільно спрямувати на адаптацію алгоритму для роботи в реальному часі.

References

1. Díaz-Rozo J., Bielza C., Larrañaga P. Anomaly Detection Based on Sensor Data in Petroleum Industry Applications. *Sensors* (Basel). 2015;15(2):2774-2797. doi:10.3390/s150202774. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4367333/>
2. Sydorov M., Kozlovskyi V. Dual Control Algorithm for Information-Measuring Systems Based on Unsupervised Machine Learning Algorithms. *Measuring Systems*. 2025. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2025/feb/38235/st18612025.pdf>