

Андрусенко С.І., Білецький В.О., Бугайчук О.С., Подпіснєв В.С.
Національний транспортний університет, Київ, Україна

ЕКОНОМІЧНА ЕФЕКТИВНІСТЬ ВПРОВАДЖЕННЯ ПРОГНОСТИЧНОГО ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ В МІСЬКОМУ АВТОПАРКУ ТАКСІ: ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АВТОМОБІЛІВ TESLA MODEL 3 ТА ŠKODA OCTAVIA A7

У статті визначена економічна ефективність впровадження системи прогностичного технічного обслуговування (PdM) на прикладі міського таксопарку, який використовує автомобілі Tesla Model 3 (електромобілі) та Škoda Octavia A7 (автомобілі з бензиновим двигуном).

Традиційне технічне обслуговування (ТО) за фіксованим графіком часто призводить до зайвих профілактичних витрат та несподіваних простоїв через раптові відмови. Впровадження систем PdM, що базуються на IoT-датчиках, телеметрії та аналізі даних за допомогою штучного інтелекту (AI), дозволяє скоротити витрати на ТО автомобілів і підвищити їх безвідмовність. Для інтенсивної експлуатації міського таксопарку порівняння традиційної та прогностичної моделей є критично важливим.

Системи PdM збирають безперервні телематичні дані (температура, тиск, вібрації, стан батареї). У автомобіля Tesla Model 3 дані збираються штатною електронікою, тоді як у автомобіля Škoda Octavia A7 можуть застосовуватися зовнішні OBD-II-адаптери. Зібрана інформація обробляється в хмарі, де алгоритми машинного навчання виявляють аномалії та прогнозують потенційні відмови. У Tesla бортовий комп'ютер (FSD/автопілот) формує потоки телеметрії, які через захищений зв'язок надходять у хмару, де відбувається тренування ML-моделей (на суперкомп'ютері Tesla Dojo чи хмарних GPU). Оновлені діагностичні алгоритми доставляються назад на автомобілі через OTA-оновлення. Це дозволяє виявляти ненормальні патерни роботи вузлів, запобігаючи аварійним зупинкам і навіть дистанційно вирішуючи дрібні проблеми.

Порівняльний аналіз стратегій технічного обслуговування показав:

- регламентне ТО має середній ризик непланових простоїв і високі витрати;
- реактивне ТО характеризується максимальними простоями та високими витратами на екстрений ремонт;
- прогностичне ТО мінімізує непланові простой та знижує витрати на обслуговування на 18 – 25 %.

Впровадження PdM призводить до значної економії на ТО, скорочення простоїв та подовження ресурсу.

Ключові слова: автомобільний транспорт, таксі, прогностичне обслуговування, ефективність експлуатації, рентабельність інвестицій.

ВСТУП

Розвиток технологій електромобілів, бортової телематики та аналітики даних відкриває нові можливості для модернізації технічного обслуговування автотранспорту. Традиційне обслуговування за жорстким графіком часто призводить до зайвих витрат на профілактику та несподіваних простоїв у разі раптової відмови. Згідно з дослідженнями, впровадження систем прогностичного технічного обслуговування (PdM) дозволяє скоротити витрати на ТО автомобілів до 12 – 30 % та підвищити їх безвідмовність [1, 2]. У контексті міського таксопарку, де експлуатація автомобілів є інтенсивною, особливо важливо порівняти традиційні та прогностичні моделі обслуговування. У цій роботі проведено технічний аналіз систем PdM і розраховано економічну ефективність їх застосування на прикладі автопарку з 50 автомобілів Tesla Model 3 (електромобілі) та 50 автомобілів Škoda Octavia A7 (з бензиновим двигуном), кожен з яких проїжджає 30 000 км на рік.

АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДАНИХ ТА ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Аналіз відомих нам публікацій показав, що існують наступні технічні засоби та методи прогностичного технічного обслуговування (Predictive Maintenance – PdM). Системи PdM базуються на безперервному зборі телематичних даних і їх аналізі за допомогою штучного інтелекту.

Ключовими компонентами є:

- IoT-датчики та телеметрія: бортові датчики вимірюють критичні параметри (температуру двигуна, тиск у шинах, рівень вібрацій тощо) [2, 3]. У Tesla Model 3 багато даних збирається штатною електронікою (BMS, автопілотні сенсори), тоді як у Škoda Octavia A7 можуть застосовуватися OBD-II-адаптери і зовнішні телематичні пристрої.

- Аналіз даних та штучний інтелект (AI): зібрані дані відправляються в хмару, де алгоритми машинного навчання виявляють аномалії та прогнозують відмови. AI-моделі навчаються на історичних даних, визначаючи шаблони деградації компонентів [3]. Наприклад, на основі зміни

витрати палива або незвичної температурної кривої може бути попереджено про необхідність планової заміни деталей.

- Цифрові двійники і візуалізація: деякі PdM-системи створюють цифрові двійники автомобілів для симуляції їхнього стану. Інтерфейси та дашборди дозволяють менеджерам автопарку оперативно реагувати на прогнози відмов та планувати обслуговування з мінімальними втратами.

Технічна архітектура прогностичного обслуговування Tesla.

Архітектура передачі та обробки даних у Tesla наведена на рис 1.

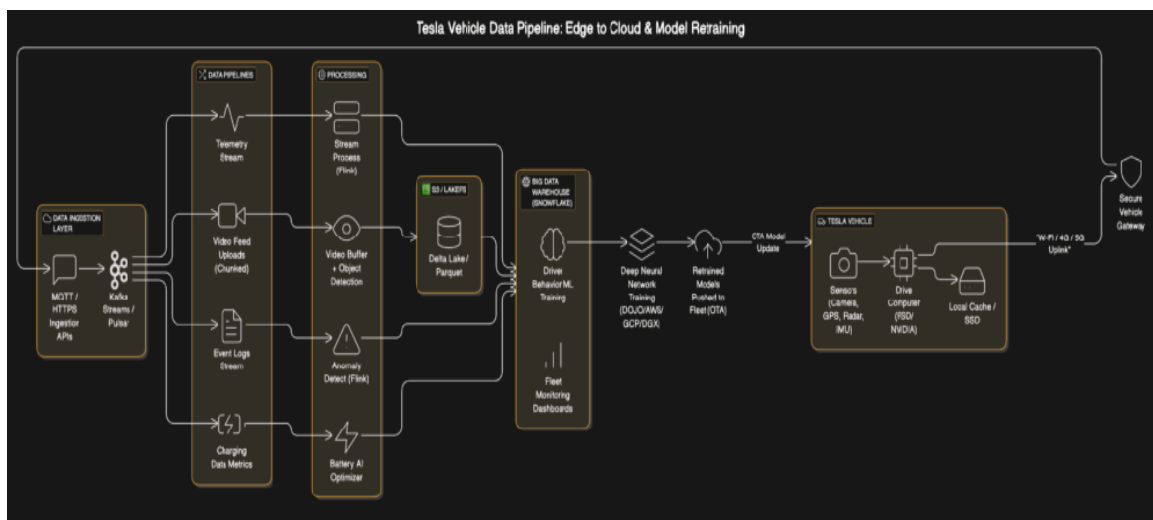


Рисунок 1 – Архітектура передачі та обробки даних у Tesla [4]

Бортові сенсори і комп’ютери формують потоки телеметрії, які через захищений зв’язок надходять у хмару для аналізу та оновлення ПЗ. Автомобілі Tesla діють як рухомі центри збору даних. Вони постійно передають у хмару детальну телеметрію (швидкість, прискорення, координати, стан батареї) [4] та показники з численних сенсорів (датчики двигуна, гальм, тиску у шинах, температури тощо) [5]. Бортовий комп’ютер (апаратне забезпечення FSD/автопілот) обробляє ці дані й тимчасово зберігає журнали на локальному SSD [6]. Після цього зашифровані пакети телеметрії і подій передаються по мобільній мережі до серверів Tesla [7].

У хмарі дані приймаються через стрімінгові інтерфейси (Kafka/Pulsar) і одразу обробляються (Apache Flink) для фільтрації та виявлення аномалій (наприклад, рекурентних збоїв у гальмівній системі) [7]. Усі потоки надходять до «сховище даних» (AWS S3) та аналітичних сховищ (BigQuery/Snowflake) для детального аналізу. Там же відбувається тренування ML-моделей (на суперкомп’ютері Tesla Dojo чи хмарних GPU) на основі зібраних даних. Після навчання оновлені моделі та діагностичні алгоритми доставляються назад на автомобілі через OTA-оновлення з можливістю відкату параметрів [7].

Механізми прогнозування та виявлення несправностей.

Tesla застосовує алгоритми машинного навчання та аналіз поточних даних для раннього виявлення дефектів. Бортові сенсори й телеметрія дають інформацію про роботу батареї, двигуна, гальм тощо, а AI-моделі навчені виявляти ненормальні патерни. Наприклад, якщо сенсор фіксує нетипову вібрацію двигуна, система розцінює це як потенційну проблему і може попередити про наближення поломки [8]. Інформація з усього автопарку Tesla агрегується – це дозволяє знаходити закономірності навіть у рідкісних випадках відмов [8]. При виявленні аномалії система відсилає сповіщення водієві з рекомендацією звернутися в сервіс [5]. Дрібні проблеми іноді вирішуються віддалено: автомобіль Tesla може провести діагностику та оновити прошивку «по повітрю», зменшуючи потребу візиту до сервісного центру [9].

Порівняння ефективності підходів обслуговування.

Таблиця 1 – Порівняння різних стратегій обслуговування

Критерій	Регламентне (планове) обслуговування	Прогностичне обслуговування (Tesla)	Реактивне обслуговування
Принцип	Фіксовані інтервали за пробігом/часом	Обслуговування за станом вузлів (аналіз)	Тільки після поломки

Критерій	Регламентне (планове) обслуговування	Прогностичне обслуговування (Tesla)	Реактивне обслуговування
		даних)	
Дані для діагностування	Мінімальні (перевірка по документації)	Безперервна телеметрія та сенсори	Тільки явні симптоми та аварії
Непланові простої	Середні (можливі поломки між ТО)	Низькі (більшість поломок запобігаються)	Максимальні (аварійні зупинки)
Витрати на обслуговування	Високі (некритичні ремонти за графіком)	На 18 – 25 % менші (за оцінками) [10]	Високі (екстрені ремонти)
Ресурс автомобілів	Середній (заміна компонентів «про запас»)	Максимальний (повне використання ресурсу) [5]	Найнижчий (деталі зношуються до відмови)
Задоволеність клієнта	Низька (збої у міжсервісний період, незручний графік)	Висока (менше аварій, зручне інформування) [9]	Дуже низька (непередбачувані поломки)

Традиційні методи мають суттєві недоліки. Регламентне обслуговування за графіком часто призводить як до передчасної заміни деталей, так і до відмов між плановими візитами [9]. Реактивний підхід (ремонт після поломки) викликає довгі простої й високі витрати на аварійний ремонт [11]. Прогностичне ж обслуговування виконує ремонт точно за потребою, що мінімізує непланові зупинки [11]. За оцінками, перехід на прогнозу стратегію знижує витрати на обслуговування на 18 – 25 % і скорочує незаплановані простої до ~ 50 % [10]. У результаті кількість аварійних відмов автомобілів суттєво падає. Так, запровадження AI-моделі прогнозування дало Tesla зменшення незапланованих простоїв виробництва на понад 30% і скорочення витрат на ~20 – 25 % [12]. Крім того, Tesla відмічає зниження навантаження на свої сервісні центри – частина поломок усувається дистанційно, а власники отримують своєчасні повідомлення про необхідність обслуговування [9].

ЦІЛЬ ТА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою даного дослідження є визначення економічної ефективності впровадження прогностичного технічного обслуговування на прикладі міського автопарку таксі, який використовує автомобілі Tesla Model 3 та Škoda Octavia A7 в Німеччині та Україні.

Задачами дослідження є проаналізувати існуючі PdM-технології, порівняти їх з традиційними стратегіями технічного обслуговування, виконати економічне моделювання витрат на технічне обслуговування автопарку за обома підходами.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Економічна оцінка ефективності PdM.

Для оцінки економічного ефекту розглянемо уявний приклад міського таксопарку з двох груп по 50 автомобілів: Tesla Model 3 (електромобілі) та Škoda Octavia A7 (бензинові) в Європі. Кожен автомобіль проїжджає приблизно 30 000 км на рік (інтенсивні міські умови).

Використаємо такі вихідні дані:

Річні витрати на ТО (без PdM): за даними CarEdge, приблизні витрати на ТО Tesla Model 3 за 10 років – 3258 \$ [13] (≈ 326 \$ / рік), що значно нижче середніх показників класу. Для Škoda Octavia A7 річні витрати на сервіс складають близько 476 £ (~ 620 \$) [14]. Беремо приблизно 400 \$ / рік для Tesla та 600 \$ / рік для Škoda.

Частота аварійних поломок (без PdM): у міському режимі прийемо 1 аварійна поломка на рік на Škoda та 0,5 – на Tesla (менш складна конструкція EV). Вартість усунення однієї аварії (евакуація та ремонт) візьмемо орієнтовно 460 \$.

Ефект PdM: на основі вищенаведених досліджень очікуємо, що PdM знизить кількість поломок на ≈ 75 % і скоротить витрати на ТО на ≈ 30 % [1, 2].

Інвестиції в PdM: передбачимо початкові капітальні витрати 300 \$ на автомобіль (датчики, обладнання, встановлення), тобто 15000 \$ на кожну групу (Tesla/Škoda), а також мінімальні річні операційні витрати.

Для оцінки використаємо такі показники, як:

ROI (Return on Investment) зазвичай обчислюють як відношення чистого прибутку (витрат) до вкладених інвестицій.

ROI можна формулювати як

$$ROI = \frac{\text{Чистий прибуток (вигода) від інвестиції}}{\text{Сума інвестицій}}, \quad (1)$$

де: чистий прибуток – це різниця між вигодами і витратами.
На основі цих даних проведемо підсумкові розрахунки (табл. 2).

Таблиця 2 – Економічна модель для таксопарків з 50 автомобілів (30 000 км/рік)

Показник	Tesla Model 3 (50 од.)	Tesla Model 3 (PdM)	Skoda Octavia A7 (50 од.)	Skoda Octavia A7 (PdM)
Витрати на ТО, \$/рік (загалом)	20 000	14 000	30 000	21 000
Кількість аварійних поломок на рік	25 (0,5×50)	6,25	50	12,5
Витрати на аварійні ремонти, \$/рік	11 500 (25×460)	2 875 (6,25×460)	23 000 (50×460)	5 750 (12,5×460)
Загальні витрати на обслуговування, \$/рік	31 500	16 875	53 000	26 750
Щорічна економія, \$	–	14 625	–	26 250
ROI за перший рік, %	–	≈ 98%	–	≈ 175%
Термін окупності, рік	–	≈ 1,0	–	≈ 0,6

За оцінками (див. табл. 2), впровадження PdM дозволяє зменшити річні витрати таксопарку Tesla з 31500 \$ до 16875 \$, а Škoda – з 53000 \$ до 26750 \$. Тобто, річна економія складає приблизно 14625 \$ для Tesla і 26250 \$ для Skoda. За початкових інвестицій 15000 \$ у кожену групу це дає ROI ≈ 98 % (Tesla) і ≈ 175 % (Škoda) вже за перший рік; термін окупності вкладень – близько 1,0 і 0,6 року відповідно. Такі результати відповідають опублікованим даним про високу ефективність PdM у таксопарках [1, 2]. Крім того, слід відзначити, що Tesla завдяки конструкції EV має вищу початкову надійність і нижчі базові витрати на ТО [13, 15], що також сприяє кращим показникам ефективності.

Розглянемо більш детально розрахунок економічної ефективності прогностичного обслуговування таксопарку з автомобілями Škoda Octavia A7 на прикладі м. Києва.

Автопарк: 50 автомобілів Škoda Octavia A7, рік випуску – сучасний (технологічний), що експлуатуються в умовах м. Києва.

Пробіг: 30 000 км/рік на автомобіль ⇒ загальний пробіг парку ≈ 1 500 000 км/рік.

Витрати на ТО/ремонти (традиційні): пріоритетно складаються з планових (ТО-1, ТО-2 згідно регламенту) та аварійних робіт. Для приблизного прикладу візьмемо (з урахуванням цін м. Києва для середнього класу авто) витрати ~ 30 000 грн/рік на автомобіль (загалом 1,5 млн грн на рік для усього парку). Ця сума включає вартість запчастин і роботи.

Втрати від простоїв: незапланований простій призводить до втрати виручки. За оцінками з різних джерел, у м. Києві 1 година простою коштує ≈ 200 грн (втрачена виручка). При 8-годинному робочому дні це ~ 1600 грн/день. На основі цих даних розраховуються витрати для двох сценаріїв – «традиційний» та «прогностичний».

Крок 1: Витрати на традиційне обслуговування

Планові ТО: за регламентом автомобілів Škoda Octavia A7 в місті (ТО-1 кожні ~ 15 тис. км, ТО-2 кожні ~ 30 тис. км), кожний автомобіль отримує приблизно по дві-три сервісні процедури на рік.

Незаплановані ремонти: включають ремонтні роботи через виявлені несправності під час експлуатації. При річному пробігу 30 000 км приблизно 2 – 3 ремонти середньої вартості можуть статися на рік.

Загальні витрати на ТО і ремонт: сумуємо планові та аварійні витрати:

$$C_{\text{традиц}} = N_{\text{авто}} \times (C_{\text{ТО, план}} + C_{\text{ремонт}}). \quad (2)$$

де: $C_{\text{трад}}$, $C_{\text{ТО, план}}$, $C_{\text{ремонт}}$ – відповідно сукупна вартість ТО та ремонтів, вартість планових ТО, вартість ремонтів за період.

Для прикладу: оберемо $N_{\text{авто}} = 50$, $C_{\text{ТО, план}} + C_{\text{ремонт}} \approx 30\,000$ грн.

Якщо планові ТО коштують $\sim 10\,000$ грн, а середні ремонти $\sim 20\,000$ грн на рік на автомобіль, то $C_{\text{традиційне}} \approx 30\,000$ грн/авто-рік, а для всього автопарку в 50 автомобілів це складе $\sim 1,5$ млн грн/рік.

Втрати від простоїв (традиційні): визначаємо сумарні години незапланованого простою всього автопарку на рік (наприклад, у середньому 100 – 200 год/авто-рік) та оцінюємо в грошовому виразі:

$$\text{Втрати}_{\text{традиц}} = N_{\text{авто}} \times H_{\text{простоїв (традиц)}/\text{рік}} \times \text{Втрати}/\text{год}. \quad (3)$$

Згідно з галузевими оцінками, 1 год. простою можна оцінити приблизно у 200 грн. Наприклад, при 150 год/рік на автомобіль $200 \times 150 = 30000$ грн /авто-рік або 1,5 млн грн на весь автопарк.

Загальні витрати-втрати при традиційному обслуговуванні $C_{\text{трад}} = 1,5 + 1,5 = 3$ млн грн.

Крок 2: Витрати при впровадженні прогностичного ТО автомобілів

Планове обслуговування: в системі прогностичного ТО автомобілів багато стандартних перевірок виконуються рідше або цілком замінюються діагностуванням «за станом». Згідно з даними, впровадження таких рішень дає економію на сервісному обслуговуванні, може скласти $\sim 20\%$ [2].

Тому можна взяти $C_{\text{ТО, план}}^{\text{нове}} \approx 0,8 \times C_{\text{ТО, план}}$.

Аварійні роботи: системи контролю сигналізують про потенційні відмови заздалегідь, тож кількість серйозних поломок значно падає (на 30 – 50 %) [16]. Тому $C_{\text{ремонт}}^{\text{нове}}$ буде приблизно на 30 – 50 % меншим.

Загальні витрати:

$$C_{\text{прогноз}} = N_{\text{авто}} \times (0,8 C_{\text{ТО, план}} + 0,5 C_{\text{ремонт}}), \quad (4)$$

де: 0,8 та 0,5 – умовні коефіцієнти зниження (для прикладу).

Наприклад,

$$C_{\text{прогноз}} \approx 50 \times (0,8 \cdot 10\,000 + 0,5 \cdot 20\,000) = 50 \times (8\,000 + 10\,000) = 50 \times 18\,000 = 900\,000$$

Всього загальні витрати на ТО та ремонти автомобілів 900000 грн/рік.

Втрати від простоїв (прогностичні): у прогностичному ТО непередбачувані зупинки скорочуються приблизно на 30 – 50% [16], а техобслуговування можна планувати в зручний час. Припустимо, відбулося на 40 % зменшення годин простою H : тоді $H_{\text{простоїв, прогноз}} = 0,6 \times H_{\text{простоїв, традиц}}$, що зменшує річні простої з 150 год до 90 год/авто-рік. Таким чином, втрати від простою 50 автомобілів стають $0,6 \times 30000 \times 50 = 900000$ грн/рік.

Загальні витрати при прогностичному обслуговуванні $C_{\text{прогн}} = 900000 + 900000 = 1,8$ млн грн.

Подовження ресурсу: завдяки точному інтервалу обслуговування зменшується зношення, а також своєчасно усуваються проблеми з підбором несправностей. Наприклад, за даними McKinsey, термін служби обладнання в умовах прогностичного ТО може зрости на 20 – 40 % [16]. Для нашого автопарку це означає, що заміна чи капремонт автомобіля (середній термін – 5 років) відкладається приблизно на 1 – 2 роки. У фінансовому розрахунку це збільшує сумарну корисну роботу кожного автомобіля на 20 – 40 %, що еквівалентно економії амортизаційних витрат. Наприклад, якщо автомобіль коштує $\sim 700\,000$ грн, то продовження терміну служби на 1 рік (з 5 до 6 років) дає заощадження $\sim 24\,000$ грн річної амортизації на автомобіль ($700\,000/6 - 700\,000/5 \approx -24\,000$). Для 50 автомобілів – $\sim 1,2$ млн грн «економії ресурсу» щорічно.

Крок 3: Розрахунок економії та фінансовий ефект

Порівнюючи результати, маємо:

- Економія на ТО та Р:

$$\Delta C_{\text{ТО}} = C_{\text{традиц}} - C_{\text{прогноз}}. \quad (5)$$

За наведеними прикладами: $1,500,000 - 900,000 = 600,000$ грн/рік.

- Економія від скорочення простоїв:

$$\Delta D = \text{Втрати}_{\text{традиц}} - \text{Втрати}_{\text{прогноз}} \quad (6)$$

Наприклад, 1,5 млн грн - 0,9 млн грн = 600000 грн.

Це головні статті вигоди.

- Економія за рахунок подовження ресурсу: приблизно 1,2 млн грн відкладеної амортизації щорічно.

Загальна вигода від впровадження прогностичного обслуговування дорівнює

$$\text{Вигода} = 3 \text{ млн грн} - 1,8 \text{ млн грн} + 1,2 \text{ млн грн} = 2,4 \text{ млн грн.}$$

Фінансовий ефект: сукупне щорічне скорочення витрат $\approx 2,4$ млн грн для автопарку. Інвестиції в систему прогностичного ТО (обладнання, ПЗ, сервіс) треба порівнювати з цією економією.

Припустимо, вартість впровадження складає 1 млн грн (20 тис. грн/авто). Тоді ROI (рентабельність інвестицій) за перший рік оцінюється як

$$\text{ROI} = \frac{\text{вигода} - \text{витрати}}{\text{витрати}} \times 100\% \quad (7)$$

За нашими цифрами: на перший рік

$$\text{ROI} = (2,4 - 1)/1 = 1,4 \times 100\% = 140 \%$$

Тобто інвестиції в прогностичне обслуговування окупляться менше ніж за рік.

Багато джерел вказують, що проект прогностичного ТО часто окупається протягом 1 – 2 років [2, 16]. Зокрема, відомі кейси показують співвідношення вигоди до витрат у діапазоні 10:1 – 30:1 (1000 – 3000 %) за 1 – 1,5 роки [16].

ОБГОВОРЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

У результаті дослідження показано, що системи прогностичного технічного обслуговування автомобілів з використанням сенсорів IoT і AI-алгоритмів можуть значно підвищити ефективність управління автопарком. У порівнянні з традиційним превентивним ТО, PdM-стратегії дозволяють скоротити ризик аварійних відмов і простоїв до $\approx 70 - 75 \%$ і $35 - 45 \%$ відповідно [1], що призводить до суттєвої економії коштів. Зокрема, аналіз фінансових показників для міського таксопарку з 50 автомобілів Tesla Model 3 і 50 автомобілів Škoda Octavia A7 виявив, що впровадження PdM може зменшити сумарні річні витрати на технічне обслуговування майже вдвічі. При цьому електромобілі Tesla мають низькі базові витрати на обслуговування [13], а система PdM додатково підвищує їх безвідмовність і ефективність. Для таксопарку автомобілів Škoda, переваги PdM виражаються ще більшим відносним приростом ефективності через вищі початкові витрати на ТО. Загалом, результати підтверджують вигідність інвестування в PdM: за отриманими розрахунками термін окупності менше 1 року, а ROI дорівнює від 1 до 1,75 (100 – 175 %) у залежності від цін у країні, де проводиться аналіз, та врахування або не врахування зменшення амортизаційних відрахувань.

ВИСНОВКИ

Подальші дослідження в цій області можуть бути спрямовані на уточнення моделі оцінки ефективності PdM з урахуванням капітальних витрат на IT-інфраструктуру та амортизації, а також на використання цифрових двійників і глибоких нейромереж для підвищення точності прогнозів. Показники реалізованих стратегій (економія витрат, коефіцієнт окупності, час окупності та інші) дозволяють чітко оцінити прибутковість PdM-проектів і порівняти їх для різних платформ (електромобілі vs автомобілі з ДВЗ).

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1.How to calculate your predictive maintenance ROI? | Sensorfy. URL: <https://www.sensorfy.ai/blog/how-to-calculate-the-roi-of-a-predictive-maintenance-strategy/>.

- 2.The importance of predictive maintenance in fleet operations | Prolius. URL: <https://www.prolius.com/news/predictive-maintenance>.
- 3.Predictive Maintenance for Fleet Management Using AI and IoT. URL: <https://www.xenonstack.com/blog/predictive-maintenance-for-fleet-management>.
- 4.Tesla Vehicle Data Pipeline: Architecture of a Smarter Car. URL: <https://code2deploy.com/blog/tesla-vehicle-data-pipeline-architecture-of-a-smarter-car/>.
5. Role of Automotive Data Solutions in Tesla's Innovation and Success. URL: <https://www.promptcloud.com/blog/tesla-approach-to-automotive-data-solutions/>.
- 6.Tesla's Use of Data to Innovate in the Auto Industry: What Manufacturers Can Learn. URL: <https://www.promptcloud.com/blog/tesla-approach-to-automotive-data-solutions/>.
- 7.Tesla Vehicle Data Pipeline: Architecture of a Smarter Car – DevOps. URL: <https://code2deploy.com/blog/tesla-vehicle-data-pipeline-architecture-of-a-smarter-car/>.
- 8.How Tesla and BMW Use AI-Driven Predictive Maintenance to Reduce Downtime. URL: <https://www.cleverence.com/articles/business-blogs/how-tesla-and-bmw-use-ai-driven-predictive-maintenance-to-reduce-downtime/>.
- 9.The Impact of Predictive Maintenance on Automotive After-Sales Services | Hicron Software. URL: <https://hicronsoftware.com/blog/impact-of-predictive-maintenance-on-automotive-after-sales-services/>.
- 10.Predictive Maintenance: Cutting Costs & Downtime Smartly. URL: <https://www.iiot-world.com/predictive-analytics/predictive-maintenance/predictive-maintenance-cost-savings/>.
- 11.Reactive Vs. Preventive Vs. Predictive Maintenance | Prometheus Group. URL: <https://www.prometheusgroup.com/resources/posts/reactive-vs-preventive-vs-predictive-maintenance>.
- 12.How Tesla and BMW Slashed Downtime Using Predictive Maintenance in 2025 – News. URL: <https://www.marketresearchfuture.com/news/how-tesla-and-bmw-slashed-downtime-using-predictive-maintenance-in-2025>.
- 13.Tesla Model 3 Maintenance Schedule and Costs. URL: <https://caredge.com/tesla/model-3/maintenance>.
- 14.Vw Audi Seat Skoda Maintenance Costs. URL: <https://www.whocanfixmycar.com/advice/vw-audi-seat-skoda-maintenance-costs>.
- 15.Electric vs. Gas Cars: Is It Cheaper to Drive an EV? URL: <https://www.nrdc.org/stories/electric-vs-gas-cars-it-cheaper-drive-ev#gas>.
- 16.How Predictive Maintenance Drives Cost Savings - WorkTrek. URL: <https://worktrek.com/blog/predictive-maintenance-cost-savings/>.

REFERENCES

- 1.How to calculate your predictive maintenance ROI? | Sensorfy. URL: <https://www.sensorfy.ai/blog/how-to-calculate-the-roi-of-a-predictive-maintenance-strategy/>.
- 2.The importance of predictive maintenance in fleet operations | Prolius. URL: <https://www.prolius.com/news/predictive-maintenance>.
- 3.Predictive Maintenance for Fleet Management Using AI and IoT. URL: <https://www.xenonstack.com/blog/predictive-maintenance-for-fleet-management>.
- 4.Tesla Vehicle Data Pipeline: Architecture of a Smarter Car. URL: <https://code2deploy.com/blog/tesla-vehicle-data-pipeline-architecture-of-a-smarter-car/>.
5. Role of Automotive Data Solutions in Tesla's Innovation and Success. URL: <https://www.promptcloud.com/blog/tesla-approach-to-automotive-data-solutions/>.
- 6.Tesla's Use of Data to Innovate in the Auto Industry: What Manufacturers Can Learn. URL: <https://www.promptcloud.com/blog/tesla-approach-to-automotive-data-solutions/>.
- 7.Tesla Vehicle Data Pipeline: Architecture of a Smarter Car - DevOps. URL: <https://code2deploy.com/blog/tesla-vehicle-data-pipeline-architecture-of-a-smarter-car/>.
- 8.How Tesla and BMW Use AI-Driven Predictive Maintenance to Reduce Downtime. URL: <https://www.cleverence.com/articles/business-blogs/how-tesla-and-bmw-use-ai-driven-predictive-maintenance-to-reduce-downtime/>.
- 9.The Impact of Predictive Maintenance on Automotive After-Sales Services | Hicron Software. URL: <https://hicronsoftware.com/blog/impact-of-predictive-maintenance-on-automotive-after-sales-services/>.

10. Predictive Maintenance: Cutting Costs & Downtime Smartly. URL: <https://www.iiot-world.com/predictive-analytics/predictive-maintenance/predictive-maintenance-cost-savings/>.
11. Reactive Vs. Preventive Vs. Predictive Maintenance | Prometheus Group. URL: <https://www.prometheusgroup.com/resources/posts/reactive-vs-preventive-vs-predictive-maintenance>.
12. How Tesla and BMW Slashed Downtime Using Predictive Maintenance in 2025 – News. URL: <https://www.marketresearchfuture.com/news/how-tesla-and-bmw-slashed-downtime-using-predictive-maintenance-in-2025>.
13. Tesla Model 3 Maintenance Schedule and Costs. URL: <https://caredge.com/tesla/model-3/maintenance>.
14. Vw Audi Seat Skoda Maintenance Costs. URL: <https://www.whocanfixmycar.com/advice/vw-audi-seat-skoda-maintenance-costs>.
15. Electric vs. Gas Cars: Is It Cheaper to Drive an EV? URL: <https://www.nrdc.org/stories/electric-vs-gas-cars-it-cheaper-drive-ev#gas>.
16. How Predictive Maintenance Drives Cost Savings - WorkTrek. URL: <https://worktrek.com/blog/predictive-maintenance-cost-savings/>.

S. Andrusenko, V. Biletskyi, O. Buhaichuk, V. Podpisnov. Economic efficiency of implementation of predictive maintenance in the city taxi fleet: comparative analysis of Tesla Model 3 and Škoda Octavia A7.

This article determines the cost-effectiveness of implementing a predictive maintenance (PdM) system using the example of a city taxi fleet that uses Tesla Model 3 (electric cars) and Škoda Octavia A7 (gasoline cars).

Traditional maintenance (MOT) on a fixed schedule often leads to unnecessary preventive costs and unexpected downtime due to sudden breakdowns. The implementation of PdM systems based on IoT-sensors, telemetry and data analysis using artificial intelligence (AI) allows you to reduce maintenance costs and increase the reliability of equipment. For intensive operation in an urban taxi fleet, the comparison of traditional and predictive models is critical important.

PdM systems collect continuous telematics data (temperature, pressure, vibrations, battery status). For example, in the Tesla Model 3, data is collected by standard electronics, while for the Skoda Octavia, external OBD-II adapters can be used, go to the cloud, where ML models are trained (on a Tesla Dojo supercomputer or cloud GPUs). The updated diagnostic algorithms are delivered back to the vehicles via OTA updates. This allows you to detect abnormal patterns of node operation, preventing emergency stops and even remotely solving minor problems.

A comparative analysis of service strategies showed:

1. Routine maintenance has an average risk of unplanned downtime and high costs (due to non-critical scheduled repairs).
2. Reactive maintenance is characterized by maximum downtime and high costs for emergency repairs.
3. Predictive maintenance minimizes unplanned downtime and reduces maintenance costs by 18–25 %.

The implementation of PdM results in significant savings on maintenance, reduced downtime and life extension.

Key words: road transport, taxi, predictive maintenance, operational efficiency, return on investment.

АНДРУСЕНКО Сергій Іванович, кандидат технічних наук, професор, завідувач кафедри технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, Національний транспортний університет e-mail: sergeandrusenko@gmail.com. <http://orcid.org/0000-0002-9914-0200>

БІЛЕЦЬКИЙ Володимир Олександрович, кандидат технічних наук, доцент кафедри технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, Національний транспортний університет e-mail: volodymyrbiletsky56@gmail.com. <http://orcid.org/0000-0001-7235-6442>

БУГАЙЧУК Олександр Сергійович, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, Національний транспортний університет e-mail: bug_os@ukr.net. <http://orcid.org/0000-0001-8646-6263>

ПОДПИСНОВ Владислав Сергійович, старший викладач кафедри технічної експлуатації автомобілів та автосервісу, Національний транспортний університет e-mail: vpodpisnov@ukr.net. <http://orcid.org/0000-0002-8583-1502>

Serhii ANDRUSENKO, Ph.D. in Technical Science, Professor, Head of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, Kyiv, National Transport University e-mail: sergeandrusenko@gmail.com. <http://orcid.org/0000-0002-9914-0200>

Volodymyr BILETSKIY, Ph.D. in Technical Science, Associate Professor of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, Kyiv, National Transport University e-mail: volodymyrbiletsky56@gmail.com. <http://orcid.org/0000-0001-7235-6442>

Oleksandr BUHAICHUK, Ph.D. in Technical Science, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, Kyiv, National Transport University e-mail: bug_os@ukr.net. <http://orcid.org/0000-0001-8646-6263>

Vladyslav PODPISNOV, Senior Lecturer of the Department of Motor Vehicle Maintenance and Service, Kyiv, National Transport University e-mail: vpodpisnov@ukr.net. <http://orcid.org/0000-0002-8583-1502>

Дата надходження статті до видання: 02.04.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 23.04.2026

<https://doi.org/10.36910/fpkdtn33>