

Скляров І. І.

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛІННЯ СЕРВІСНИМИ ПРОЦЕСАМИ В АВТОМОБІЛЬНІЙ ГАЛУЗІ НА ОСНОВІ BIG DATA

Предметом дослідження є методи, моделі й засоби побудови інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами на основі *Big Data*. **Мета роботи** – створення інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data* для персоналізації сервісних послуг, автоматизації прийняття рішень щодо обслуговування та підвищення ефективності взаємодії між сервісними центрами, виробниками й споживачами. З огляду на окреслену мету необхідно виконати такі **завдання**: дослідити сучасні підходи до управління сервісними процесами в автомобільній галузі та визначити можливості використання *Big Data* для їх інтелектуалізації; проаналізувати джерела й структури даних, які застосовуються в сервісних процесах автомобільної галузі; розробити структуру інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами на основі інтеграції різнорідних даних; реалізувати запропоновану інформаційну технологію та експериментально оцінити її працездатність. **Методи**. У роботі використано методи системного аналізу для дослідження сервісних процесів в автомобільній галузі та визначення основних інформаційних потоків між сервісними центрами, виробниками й споживачами. Для оброблення великих масивів різнорідних даних упроваджено методи інтеграції, очищення й аналізу інформації. Інформаційна технологія розроблялася завдяки використанню методів інтелектуального аналізу даних, машинного навчання, класифікації та підтримки прийняття рішень. Для експериментальної перевірки працездатності запропонованого підходу застосовано методи обчислювального моделювання, порівняльного аналізу й оцінювання якості моделей за стандартними метриками класифікації. Програмну реалізацію виконано мовою *Python* у середовищі *Google Colab*. **Результати дослідження**. Розроблено інформаційну технологію управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data*, що забезпечує інтеграцію технічних, експлуатаційних і сервісних даних, оцінювання ризику відмови й формування сервісних рішень. У середовищі *Google Colab* реалізовано програмний прототип цієї технології мовою *Python* на основі датасету *scania_component_x_combined*, сформованого з відкритого набору *SCANIA Component X Dataset*. Експериментальна перевірка підтвердила працездатність запропонованого підходу й високу якість розподілу нормальних станів і станів ризику транспортних засобів. **Висновки**. Результати дослідження підтвердили доцільність використання *Big Data* для аналітичної підтримки сервісних процесів в автомобільній галузі. Запропонована інформаційна технологія може бути застосована як основа для підвищення обґрунтованості сервісних рішень, вчасного виявлення станів ризику й подальшого розвитку цифрових систем технічного обслуговування транспортних засобів.

Ключові слова: *Big Data*; автомобільна галузь; сервісні процеси; інформаційна технологія; технічне обслуговування; прогнозування ризику відмови; машинне навчання; аналіз даних; транспортні засоби; сервісні рішення.

1. Вступ

Сучасна автомобільна галузь визначається активною цифровізацією не лише процесів проєктування, виробництва та експлуатації транспортних засобів, а й систем обслуговування після продажу. Сервісні процеси дедалі більше залежать від швидкості оброблення інформації, повноти даних про транспортний засіб, історію його обслуговування, умов експлуатації та поведінкові якості споживача. У цих умовах традиційні підходи до організації сервісу, що ґрунтуються на регламентованих процедурах та ізольованому розгляді окремих звернень, втрачають ефективність, оскільки не забезпечують належного рівня гнучкості, персоналізації та оперативності прийняття

рішень. Розвиток технологій *Big Data* [1] відкриває нові можливості для побудови інтелектуальних сервісних систем, здатних інтегрувати дані телематики, діагностики, експлуатації разом із даними клієнтів в єдиний інформаційно-аналітичний простір. Використання такої інформації дає змогу не лише фіксувати стан транспортного засобу або історію сервісних операцій, а й формувати інтелектуальні механізми підтримки рішень щодо типу, часу, пріоритетності та персоналізації сервісного втручання. Особливої актуальності це набуває в умовах зростання вимог до якості обслуговування після продажу, скорочення часу реакції на сервісні події та підвищення ефективності взаємодії між усіма учасниками екосистеми сервісу.

Наявні інформаційні системи сервісного обслуговування в автомобільній галузі переважно орієнтовані на облік звернень, формування замовлень або збереження історії виконаних робіт. Водночас вони часто не забезпечують інтелектуального аналізу великих масивів даних для автоматизованого формування сервісних рекомендацій, адаптації обслуговування до особливостей конкретного клієнта чи транспортного засобу, а також для координації дій між сервісними центрами, виробниками й споживачами. Це зумовлює потребу у створенні інформаційної технології, яка поєднувала б інструменти збору, інтеграції, аналізу та інтерпретації *Big Data* з механізмами автоматизації сервісних рішень. Розроблення інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data* є актуальним науково-прикладним завданням, спрямованим на підвищення ефективності сервісної інфраструктури та якості обслуговування транспортних засобів.

2. Аналіз сучасних наукових публікацій. Визначення проблеми дослідження

Для виконання завдання підвищення ефективності управління сервісними процесами в автомобільній галузі необхідно брати до уваги сучасні підходи до використання *Big Data*, інтелектуального аналізу даних і цифрових сервісних платформ, визначити їх переваги й обмеження, а також обґрунтувати можливість розроблення інформаційної технології інтелектуального управління сервісом. З огляду на це доцільно проаналізувати сучасні дослідження, присвячені цифровізації сервісу після продажу, застосуванню аналітики *Big Data*, персоналізації сервісних послуг і автоматизації прийняття рішень у сервісних системах автомобільної галузі.

Роботу [2] присвячено аналізу використання машинного навчання для профілактичного обслуговування в автомобільній галузі. У дослідженні зазначено, що сучасні транспортні засоби генерують великі обсяги даних експлуатації, а тому машинне навчання стає одним із ключових інструментів забезпечення функціональної безпеки, надійності та економічно ефективного обслуговування протягом життєвого циклу автомобіля. Автори наголошують на необхідності поєднання кількох джерел інформації

та переходу до більш комплексних завдань, основаних на сучасних підходах у сфері обслуговування транспортних засобів. Висновки в цій роботі підтверджують доцільність розроблення більш комплексних рішень, де сервісне управління спирається не на окремі сигнали чи ізольовані моделі, а на інтеграцію інформації, аналітику *Big Data* й автоматизовану підтримку рішень.

У праці [3] описано гібридний підхід до профілактичного обслуговування, у якому поєднуються підходи на основі даних і знань та механізми підтримки рішень. Автори запропонували метод, у якому спочатку формується модель розпізнавання станів на основі LSTM, далі за допомогою методу найближчих сусідів аналізується зв'язок між ознаками робочого стану й станом несправності, а результати прогнозування передаються до графа знань для подальшого логічного виведення сервісних стратегій. Результатом є побудова системи, яка автоматично формує рішення щодо технічного обслуговування. Ця стаття підтверджує доцільність переходу від суто моделей прогнозування до систем підтримки рішень, у яких результати аналітики даних поєднуються з формалізованими знаннями предметної галузі.

Роботу [4] присвячено аналізу використання технологій машинного навчання, IoT та *Big Data* в завданнях трансформації технічного обслуговування. Запропоновано структуру, що охоплює збір і оброблення інформації, взаємодію людини й машини, обслуговування, зворотний зв'язок і забезпечення стійкості системи. Важливо зауважити, що автори розглядають профілактичне обслуговування не лише як задачу виявлення відмов, а як складник більш широкій цифровій екосистемі, у якій поєднуються дані, інтелектуальна аналітика, взаємодія з персоналом і підтримка прийняття рішень. Це дослідження підтверджує доцільність розроблення інформаційної технології, що буде орієнтована на персоналізацію сервісних послуг, автоматизацію обслуговування та підвищення ефективності взаємодії між сервісними центрами, виробниками й споживачами.

У статті [5] проаналізовано сучасний розвиток систем моніторингу стану автомобіля та діагностику несправностей для різних автономних транспортних засобів. Автори звертають увагу на те, що не існує єдиного узагальненого підходу, який би інтегрував різні методи й забезпечував масштабованість,

адаптивність і ефективність у різних умовах експлуатації. Також запропоновано таксономію підходів до моніторингу стану автомобіля, проаналізовано роль датчиків, IoT, машинне навчання, аналітику *Big Data* й мультисенсорну систему, а також сформовано концептуальну фреймворк-модель, орієнтовану на більш цілісне управління моніторингом і діагностикою транспортних засобів. Варто наголосити, що під час дослідження автори дійшли висновку, що більшість робіт зосереджена на окремих підсистемах, тоді як сучасний автомобіль потребує цілісного підходу, який поєднував би технічні, аналітичні та інформаційні засоби в межах єдиного фреймворк-рішення. Усе це робить доцільним перехід від локальних рішень для діагностики окремих вузлів до інтегрованих інтелектуальних систем управління сервісними процесами.

У контексті розвитку інтелектуальних сервісних технологій в автомобільній галузі окремий інтерес становлять дослідження, присвячені обробленню часових рядів бортової діагностики й використанню гібридних моделей глибокого навчання для підтримки профілактичної діагностики. Такі роботи є важливими, оскільки демонструють, яким чином показники, отримані через вбудовані системи діагностики автомобіля, можуть бути перетворені на основу для автоматизованого оцінювання стану транспортного засобу, раннього виявлення відхилень і формування сервісних рішень. Саме до цього напряму належить стаття [6], у якій розглянуто поєднання часового аналізу, кластеризації та глибокого навчання для прогнозування технічного обслуговування транспортних засобів. Основна ідея роботи полягає в тому, щоб використовувати кластеризацію для виявлення прихованих експлуатаційних шаблонів у даних, а LSTM – для прогнозування критичних параметрів стану двигуна. Авторі наголошують, що такий підхід є особливо корисним в умовах, коли набори автомобільних показників не мають явного маркування щодо відмов чи станів несправності. Застосування кластеризації дало змогу виділити режими експлуатації, а далі було використано LSTM-модель для прогнозування часової динаміки цих параметрів. Підтверджено, що показники вбудованих систем самодіагностики автомобіля можуть бути ефективною базою для побудови основаних на даних систем підтримки технічного

обслуговування транспортних засобів. Авторі не обмежуються класифікацією відмов, а пов'язують результати прогнозування з можливістю технічного обслуговування з огляду на стан транспортного засобу, зменшенням незапланованих простоїв, оптимізацією обслуговування та підтримкою прийняття рішень для фахівців сервісу й менеджерів з управління корпоративним автопарком. Хоча ця стаття й зосереджена переважно на прогнозуванні параметрів технічного стану й ранньому виявленні відхилень за результатами бортової діагностики, у ній не розкрито в повному обсязі питань персоналізації сервісних послуг, координації взаємодії між сервісними центрами, виробниками й споживачами, а також не запропоновано окремої інформаційної технології управління сервісною екосистемою.

У роботі [7] описано фреймворк для діагностики несправностей двигуна з використанням *MiniRocket*, багатокрокового відбору ознак і набору класифікаторів машинного навчання. На думку авторів статті, традиційні, основані на правилах, і статистичні підходи до оброблення сигналів не забезпечують належної якості діагностики в умовах високої динамічності та багатовимірності сучасних показників. У публікації фактично продемонстровано інтеграцію етапів попереднього оброблення даних, виокремлення ознак, відбору інформативних характеристик і машинного прийняття рішення. Водночас ця праця орієнтована насамперед на діагностику несправностей двигуна, тобто на локальну задачу класифікації, а не на повноцінне інтелектуальне управління сервісними процесами в автомобільній галузі. У ній не порушено питань персоналізації сервісних послуг, автоматизації взаємодії між сервісними центрами, виробниками й споживачами, а також не запропоновано окремої інформаційної технології керування обслуговуванням після продажу.

У роботі [8] проаналізовано сучасні підходи до профілактики в автомобільній сфері. Наголошено на тому, що більшість досліджень мають високі результати для прогнозування відмов окремих компонентів, зокрема підвісок, гальм, батарей та інших вузлів, однак такі рішення переважно функціонують ізольовано. Авторі зазначають, що основним нерозв'язаним завданням залишається перехід від прогнозування на рівні компонентів до цілісного управління станом транспортних засобів, тобто до комплексного оцінювання технічного стану автомобіля як взаємопов'язаної системи. Окремо

необхідно зауважити, що автори прямо формулюють одну з ключових проблем галузі: сучасні роботи часто реалізують однокомпонентний підхід, який не дає змоги повною мірою прогнозувати інтегровану потребу в технічному обслуговуванні всього транспортного засобу. Ця робота демонструє наявність реальної дослідницької прогалини між точковими профілактичними рішеннями й побудовою цілісної сервісно орієнтованої інформаційної технології. Отже, актуальною є інформаційна технологія, у межах якої *Big Data* використовується не лише для виявлення окремих технічних проблем, а й для персоналізації сервісних послуг, автоматизації рішень щодо обслуговування й координації взаємодії між сервісними центрами, виробниками та споживачами.

Деякі дослідження присвячені не лише прогнозуванню технічного стану транспортних засобів, а й прогнозуванню попиту на запасні частини й обслуговування після продажу. Такі роботи розширюють традиційне розуміння профілактичного обслуговування, оскільки демонструють, що ефективність сервісної інфраструктури залежить не тільки від вчасного виявлення технічних відхилень, а й від здатності передбачати потребу в запасних частинах, оптимізувати запаси й підтримувати належний рівень обслуговування клієнтів. У статті [9] автори досліджують можливості прогнозування технічного стану для підвищення точності передбачення попиту на запасні частини в автомобільній галузі, зокрема в країнах, що розвиваються. У роботі наголошено, що ринок автомобільних запасних частин визначається високою варіативністю попиту, значною кількістю одиниць складського обліку, нерегулярними й часовими рядами, а також суттєвою залежністю від обслуговування після продажу. Саме тому автори розглядають попит на запасні частини як критично важливий складник ефективного сервісного обслуговування, від якого залежать задоволеність клієнтів, рівень доступності деталей і загальна якість сервісу після продажу. Автори зробили висновок, що ефективність обслуговування після продажу значною мірою визначається здатністю правильно прогнозувати попит на запасні частини й обирати адекватні аналітичні інструменти для різних категорій номенклатури. Водночас стаття переважно зосереджена на прогнозуванні попиту на запасні частини, тобто на одному з важливих, але все ж локальних аспектів сервісного процесу. У ній не

порушуються питання персоналізації сервісних послуг, інтеграції сервісних показників і даними телематики, автоматизації взаємодії між сервісними центрами, виробниками й споживачами.

Іншим напрямом робіт з теми досліджень є ті, що зосереджуються на моделюванні процесів обслуговування після продажу в реальному середовищі автомобільного сервісу. У статті [10] автори розглядають проблему моделювання сервісних процесів у сегменті автомобільного ремонту як інструмент підвищення ефективності, прибутковості та задоволеності клієнтів. На відміну від багатьох праць, у яких порушено загальні питання, у цій роботі проаналізовано особливості обслуговування після продажу в автомобільній галузі. Автори наголошують, що більшість попередніх досліджень або залишаються на теоретичному рівні, або аналізують окремі процеси ізольовано, без огляду на їх взаємозалежності. Натомість у цій статті сервісний процес розглядається цілісно, як послідовність взаємопов'язаних етапів, що впливають на загальну результативність сервісної організації. Методологічно дослідження побудовано на поєднанні кількісного та якісного підходів. Автори використовували інформацію зі звітів сервісної діяльності, показники продуктивності, ефективності та задоволеності клієнтів, а також безпосереднє спостереження за участю в межах конкретного авторизованого сервісного центру. У роботі сформовано модель, що охоплює п'ять ключових етапів сервісного процесу: планування, прийом, діагностику, ремонт, передачу. Для кожного етапу визначено критичні фактори успіху й запропоновано практичні заходи вдосконалення, зокрема щодо розподілу ресурсів, організації запису, комунікації з клієнтами, дотримання технічних процедур, управління запасними частинами та збору зворотного зв'язку. Але водночас стаття має певні прогалини, зокрема вона ґрунтується на одному кейсі авторизованого сервісного центру, а тому не містить масштабної *Big Data*-аналітики, прогнозування сервісних подій у режимі реального часу чи побудови автоматизованої цифрової платформи на рівні всієї сервісної екосистеми.

Окремо важливо згадати наукові праці, присвячені комплексному прогнозуванню потреби в технічному обслуговуванні транспортного засобу, а не лише діагностиці окремих компонентів. У статті [11] автори виходять з того, що наявні підходи до прогнозування технічного обслуговування

переважно орієнтовані на окремі вузли чи компоненти автомобіля й не забезпечують повного прогнозування всіх потреб у сервісі. Основною проблемою, яку вони формулюють, є недостатність підходів типу CLP [12], оскільки транспортний засіб функціонує як взаємопов'язана система, а різні проєкти обслуговування мають як статичні, так і часові залежності між собою. У цьому полягає основна ідея роботи: перейти від ізольованого прогнозування окремих сервісних дій до комплексного прогнозування попиту на обслуговування на рівні всього автомобіля. У дослідженні запропоновано модель CoSDC, яка поєднує два рівні аналізу. Перший рівень – статичне кореляційно-усвідомлене навчання, а другий – динамічне навчання з огляду на кореляцію, де за допомогою рекурентної нейронної мережі та механізму подання моделюються часові залежності між записами технічного обслуговування на різних етапах життєвого циклу автомобіля. Після цього статичне й динамічне подання поєднується в кооперативний модуль прогнозування, що дає змогу передбачити наступний набір сервісних робіт. У дослідженні зазначено, що запропонована модель краще працює навіть за обмеженого обсягу навчальних даних і ефективно виявляє нові сервісні потреби, яких не було в попередній історії обслуговування. Крім того, автори зосереджені насамперед на прогнозуванні попиту на обслуговування як задачі одночасного визначення кількох можливих сервісних робіт. У роботі не порушуються питання персоналізації сервісних послуг, управління взаємодією між сервісними центрами, виробниками й споживачами, а також організації обслуговування після продажу.

Ще одним напрямом досліджень інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі є студії, в яких узагальнено сучасні підходи до прогнозування технічного обслуговування на основі штучного інтелекту. У статті [13] продемонстровано, що сучасні підходи до прогнозування обслуговування спираються на різноманітні джерела інформації, зокрема показники бортової діагностики, сенсорні вимірювання, історію технічного обслуговування, експлуатаційні параметри та діагностичні коди несправностей, а основними прикладними завданнями є прогнозування відмов, оцінювання залишкового корисного ресурсу, планування технічного обслуговування, діагностика несправностей і моніторинг технічного стану. Особливістю цієї роботи є те, що

вона не обмежується оглядом машинного й глибокого навчання, а додатково розглядає пояснювальний штучний інтелект [14] як інструмент підвищення прозорості моделей, а також генеративний штучний інтелект [15] як перспективний напрям для автоматизованого формування звітів, генерації синтетичних показників, підтримки діагностики й оптимізації сервісних рішень. У статті також наведено публічно доступні набори даних, важливі для прогнозування технічного обслуговування. Отже, сучасна автомобільна галузь уже має потужну основу у вигляді методів штучного інтелекту для прогнозування технічного обслуговування, однак подальший розвиток цього напрямку потребує переходу до більш інтегрованих, інтерпретованих і сервісно орієнтованих рішень, які поєднували б прогнозування, аналітику *Big Data*, автоматизацію рішень і цифрову підтримку сервісної інфраструктури.

Аналіз сучасних наукових публікацій засвідчив, що наявні підходи до прогнозування технічного обслуговування й управління сервісними процесами в автомобільній галузі створюють вагомий теоретичний й прикладний підґрунтя для подальших досліджень, однак переважно орієнтуються або на прогнозування відмов окремих компонентів, або на розв'язання локальних завдань сервісної логістики й обслуговування після продажу. Водночас недостатньо опрацьованими залишаються питання побудови цілісної інформаційної технології, здатної інтегрувати різноманітні дані, забезпечувати інтелектуалізацію сервісних рішень, персоналізацію послуг і координацію взаємодії між основними учасниками сервісної інфраструктури. У зв'язку з цим доцільним є розроблення інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data*, опис її структури, принципів функціонування та особливостей практичної реалізації.

3. Мета й завдання дослідження

Метою роботи є створення інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data* для персоналізації сервісних послуг, автоматизації прийняття рішень щодо обслуговування та підвищення ефективності взаємодії між сервісними центрами, виробниками й споживачами. З огляду на окреслену мету необхідно виконати такі завдання: проаналізувати сучасні підходи до управління сервісними процесами

в автомобільній галузі та визначити можливості використання *Big Data* для їх інтелектуалізації; проаналізувати джерела й структури даних, які застосовуються в сервісних процесах автомобільної галузі; розробити структуру інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами на основі інтеграції різнорідних даних; реалізувати запропоновану інформаційну технологію та експериментально оцінити її працездатність.

4. Викладення основного матеріалу

Розроблення інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі зумовлено потребою переходу від фрагментарного використання окремих даних сервісу, експлуатації та діагностики до їх комплексного аналізу в межах єдиного цифрового середовища підтримки рішень. На відміну від традиційних підходів, за яких сервісні операції переважно виконуються на основі регламентів, локального досвіду персоналу або реакції на вже наявні несправності, запропонована інформаційна технологія орієнтована на раннє виявлення потреб у технічному обслуговуванні, координацію сервісних дій і підвищення ефективності взаємодії між учасниками сервісної інфраструктури. Її основою є використання технологій *Big Data* для інтеграції різнорідних масивів даних, їх аналітичного опрацювання й формування обґрунтованих сервісних рішень.

Сутність запропонованої інформаційної технології полягає в поєднанні засобів збору, накопичення, уніфікації, аналізу та інтерпретації показників, що надходять із різних джерел і визначають технічний стан транспортних засобів, умови їх експлуатації, історію обслуговування, інтенсивність сервісних звернень, доступність ресурсів та особливості взаємодії зі споживачами. У межах такої технології сервісний процес розглядається не як послідовність ізольованих операцій, а як цілісна система, в якій кожне рішення щодо обслуговування формується з огляду на сукупність технічних, часових, організаційних та інформаційних чинників. Це дає змогу перейти від реактивної моделі обслуговування до інтелектуального управління сервісними процесами, орієнтованого на вчасність, адаптивність і персоналізацію.

Функціонально інформаційна технологія охоплює кілька взаємопов'язаних рівнів. На початковому рівні

здійснюється збір та консолідація показників із бортових систем діагностики, сенсорних пристроїв, сервісних журналів, баз даних технічного обслуговування, клієнтських звернень та інших цифрових джерел. Далі виконується попереднє опрацювання інформації, що передбачає очищення, нормалізацію, узгодження форматів, усунення дублювання й формування єдиного інформаційного простору для подальшої аналітики. На наступному рівні реалізуються процедури інтелектуального аналізу даних, спрямовані на виявлення закономірностей у сервісній історії транспортних засобів, оцінювання технічних і сервісних ризиків, визначення пріоритетності обслуговування та формування рекомендацій щодо оптимального сервісного втручання. Завершальний рівень пов'язаний із підтримкою прийняття рішень, де результати аналітики трансформуються в конкретні сервісні дії, рекомендації персоналу, пропозиції для клієнтів і сигнали для координації роботи між сервісними центрами, виробниками й споживачами.

Ключовою особливістю запропонованої інформаційної технології є її орієнтація на використання не окремих показників, а саме сукупної інформації про поведінку транспортного засобу впродовж життєвого циклу. Це дає змогу зважати як на поточні параметри функціонування, так і накопичену історію сервісних подій, повторюваність певних несправностей, закономірності звернень, інтенсивність експлуатації та інші чинники, що можуть свідчити про майбутню потребу в обслуговуванні. Завдяки цьому інформаційна технологія забезпечує не лише фіксацію вже наявного стану, а й аналітичне передбачення подальших сервісних потреб, що є основою для підвищення ефективності управління.

Запропонований підхід також містить персоналізацію сервісних рішень. Це означає, що формування рекомендацій щодо обслуговування здійснюється з огляду на індивідуальні характеристики транспортного засобу, історію його використання, типові умови експлуатації, попередні звернення та доступність сервісних ресурсів. У такому разі одна й та сама сервісна дія не розглядається як універсальна для всіх автомобілів, а адаптується до конкретного об'єкта обслуговування. Саме це створює основу для більш гнучкої організації сервісу, підвищення задоволеності споживача й раціонального використання ресурсів сервісної інфраструктури.

Для формалізації інформаційної технології інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі запропонуємо множину транспортних засобів, що перебувають у полі сервісного спостереження:

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}, \quad (1)$$

де v_i – i -й транспортний засіб, для якого аналізуються технічний стан, експлуатаційні характеристики й сервісні історії.

Для кожного транспортного засобу формується сукупність різномірних показників, що надходять із кількох інформаційних джерел:

$$D_i = \{D_i^{sens}, D_i^{serv}, D_i^{oper}, D_i^{client}\}, \quad (2)$$

де D_i^{sens} – дані з сенсорів та діагностики; D_i^{serv} – історія технічного обслуговування; D_i^{oper} – параметри експлуатації; D_i^{client} – дані про сервісні звернення та взаємодію зі споживачем.

Оскільки зазначені показники є неоднорідними за структурою, обсягом і частотою оновлення, на першому етапі інформаційної технології виконується їх інтеграція, очищення, нормалізація та узгодження в єдиному просторі ознак. Унаслідок формується інтегрований вектор опису транспортного засобу:

$$X_i = \Phi(D_i^{sens}, D_i^{serv}, D_i^{oper}, D_i^{client}), \quad (3)$$

де Φ – оператор попереднього оброблення й перетворення даних. Сформований вектор ознак X_i є основою для подальшого аналітичного оцінювання сервісної потреби транспортного засобу. Інтегральна оцінка потреби в сервісному втручанні визначається як

$$S_i = f(X_i), \quad (4)$$

де S_i – значення інтегральної сервісної оцінки для транспортного засобу v_i ; f – функція аналітичної моделі, реалізованої в межах інформаційної технології.

З метою підвищення інтерпретованості моделі інтегральну сервісну оцінку доцільно подати як зважену комбінацію основних факторів, що визначають технічний і сервісний стан транспортного засобу:

$$S_i = w_1 R_i + w_2 H_i + w_3 E_i + w_4 C_i, \quad (5)$$

де R_i – оцінка технічного ризику; H_i – показник сервісної історії; E_i – характеристика умов та інтенсивності експлуатації; C_i – показник клієнтської або сервісної активності; w_1, w_2, w_3, w_4 – вагові коефіцієнти відповідних складників.

У цьому разі вагові коефіцієнти мають задовольняти умову нормування:

$$\sum_{j=1}^4 w_j = 1, \quad w_j \geq 0. \quad (6)$$

Одним із ключових складників запропонованої інформаційної технології є оцінювання ризику виникнення сервісної події або ймовірності появи стану, за якого транспортний засіб потребує технічного втручання. Така оцінка визначається як умовна ймовірність:

$$R_i = P(Y_i = 1 | X_i), \quad (7)$$

де $Y_i = 1$ означає наявність потреби в сервісному втручанні в межах заданого горизонту прогнозування. Отримана інтегральна оцінка використовується для автоматизованого формування сервісного рішення. Залежно від її значення транспортний засіб належить до одного з класів сервісної реакції:

$$U_i = \begin{cases} u_1, & S_i < \theta_1 \\ u_2, & \theta_1 \leq S_i < \theta_2 \\ u_3, & S_i \geq \theta_2 \end{cases}, \quad (8)$$

де u_1 – стандартне планове обслуговування; u_2 – додаткова діагностика; u_3 – пріоритетне сервісне втручання; θ_1, θ_2 – порогові значення для розподілу рішень за рівнем критичності. Оскільки в умовах реальної сервісної інфраструктури важливим є не лише факт потреби в обслуговуванні, а й черговість виконання відповідних робіт, у межах інформаційної технології додатково обчислюється пріоритет сервісного обслуговування:

$$Pr_i = \alpha S_i + \beta T_i + \gamma A_i, \quad (9)$$

де Pr_i – інтегральний пріоритет обслуговування транспортного засобу; T_i – часовий фактор критичності; A_i – показник доступності сервісних ресурсів; α, β, γ – вагові коефіцієнти.

Для забезпечення персоналізації сервісних рішень остаточне рішення формується з огляду на індивідуальний профіль транспортного засобу, історію його використання та особливості взаємодії зі споживачем:

$$U_i^* = \Psi(U_i, Z_i), \quad (10)$$

де Z_i – профіль транспортного засобу та споживача, а Ψ – функція адаптації базового сервісного рішення до конкретних умов експлуатації та обслуговування. Узагальнено запропоновану інформаційну технологію

можна подати у вигляді композиції трьох основних функціональних компонентів:

$$IT = \langle \Phi, f, \Psi \rangle, \quad (11)$$

де Φ реалізує інтеграцію та підготовку даних, f забезпечує аналітичне оцінювання сервісної потреби й ризику, а Ψ формує персоналізоване сервісне рішення.

5. Результати дослідження

Експериментальна реалізація запропонованої інформаційної технології в середовищі *Google Colab* з використанням *Python* була спрямована на відтворення її основних функціональних етапів у межах аналітичного моделювання. У програмній реалізації було зосереджено увагу не на повній цифровій інфраструктурі сервісного обслуговування, а на її ключовому функціональному ядрі, що забезпечує оброблення інтегрованих даних, оцінювання сервісної потреби транспортного засобу, визначення рівня ризику та формування сервісного рішення. Такий підхід дав змогу перевірити працездатність запропонованої інформаційної технології як засобу підтримки прийняття рішень у сервісних процесах автомобільної галузі.

В описаному експерименті використано попередньо сформований інтегрований датасет *scania_component_x_combined*, отриманий на основі

відкритого набору *SCANIA Component X Dataset* [16]. На першому етапі реалізації виконано завантаження й первинний аналіз структури даних, після чого відібрано рядки з наявною цільовою міткою, оброблено пропущені значення, вилучено ознаки, що могли спричинити витік цільової змінної, а також поділено параметри на числові й категоріальні. Це забезпечило формування узгодженого простору ознак, придатного для машинного аналізу. На наступному етапі було побудовано модель, яка на основі інтегрованих технічних, експлуатаційних і сервісних характеристик транспортних засобів формує оцінку ризику й дає змогу долучити об'єкт до одного з класів сервісного стану. Після цього оцінка ризику, яка була прогнозована, використовувалася для формування сервісного рішення, що інтерпретувалося як продовження експлуатації, додаткова діагностика або пріоритетне технічне втручання. Отже, у *Colab* реалізовано не просто задачу класифікації, а послідовність обчислювальних процедур, що відповідає за логіку функціонування запропонованої інформаційної технології.

На рис. 1 подано розподіл цільового класу у сформованій вибірці. Він свідчить про суттєву незбалансованість експериментальних показників, у яких переважають спостереження, що відповідають нормальному технічному стану транспортних засобів, тоді як частка записів із ризиком відмови є значно меншою.



Рис. 1. Розподіл цільового класу

Така структура даних властива для реальних задач моніторингу технічного стану, оскільки в

умовах експлуатації більшість об'єктів у будь-який момент часу функціонує без критичних відхилень,

а потенційно небезпечні стани виникають відносно нечасто.

На рис. 2 запропоновано матрицю помилок, що відтворює результати класифікації нормальних і станів ризику транспортних засобів.

Аналіз отриманих значень демонструє, що модель правильно ідентифікує переважну більшість об'єктів, які належать до нормального технічного стану, а також забезпечує виявлення значної частини випадків ризику.



Рис. 2. Матриця помилок

Водночас спостерігається помітна кількість хибнопозитивних спрацювань, тобто ситуацій, коли нормальний стан помилково визначається як ризиковий. Така поведінка моделі є очікуваною в умовах незбалансованої вибірки та свідчить про її схильність до більш обережної стратегії прийняття рішень, за якої потенційно небезпечні стани виявляються з певним запасом чутливості. Кількість хибнонегативних результатів, навпаки, є відносно незначною, що має важливе практичне значення, оскільки знижує ризик пропуску дійсно небезпечних технічних станів. Отже, матриця помилок підтверджує, що реалізований прототип інформаційної технології загалом забезпечує ефективне розділення класів, хоча потребує подальшого налаштування для зменшення кількості помилкових спрацювань щодо класів ризику.

На рис. 3 подано ROC-криву, яка визначає здатність моделі розділяти нормальні стани й стани ризику транспортних засобів за всім діапазоном можливих порогів класифікації. Отримана крива суттєво відхиляється від діагоналі випадкового вгадування, що свідчить про високу якість

побудованої моделі з погляду відокремлення двох класів. Значення площі під ROC-кривою, яке становить $AUC = 0.9608$, підтверджує, що модель має високий рівень дискримінаційної здатності та здебільшого коректно визначає об'єкти за ступенем ризику. Це вказує на те, що ризикові стани здебільшого отримують вищі оцінки прогнозування, ніж нормальні, що є важливим для подальшого формування сервісних рішень. Водночас високе значення AUC необхідно інтерпретувати в поєднанні з іншими результатами, зокрема з матрицею помилок, оскільки загальна здатність до розділення класів не відкидає наявності хибнопозитивних спрацювань у виборі конкретного робочого порога. Загалом наведена ROC-крива підтверджує, що аналітичне ядро запропонованої інформаційної технології забезпечує якісну оцінку ризику й може бути використане як основа для підтримки прийняття сервісних рішень.

На рис. 4 подано розподіл прогнозованого ризику відмови, сформованого моделлю для об'єктів тестової вибірки.

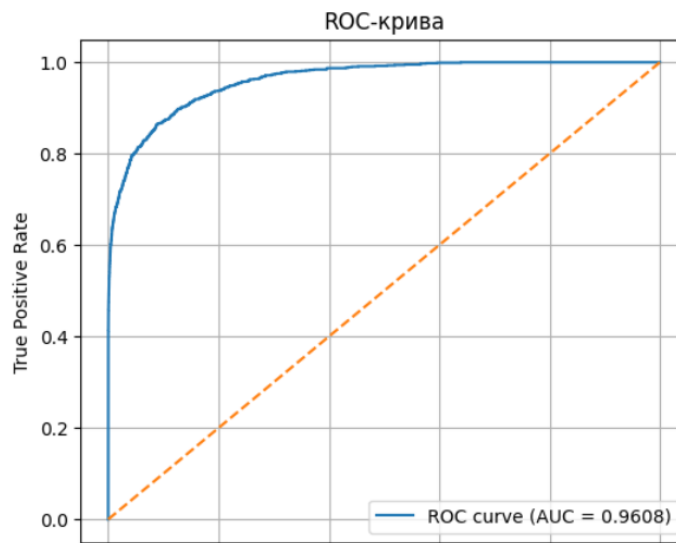


Рис. 3. ROC-крива

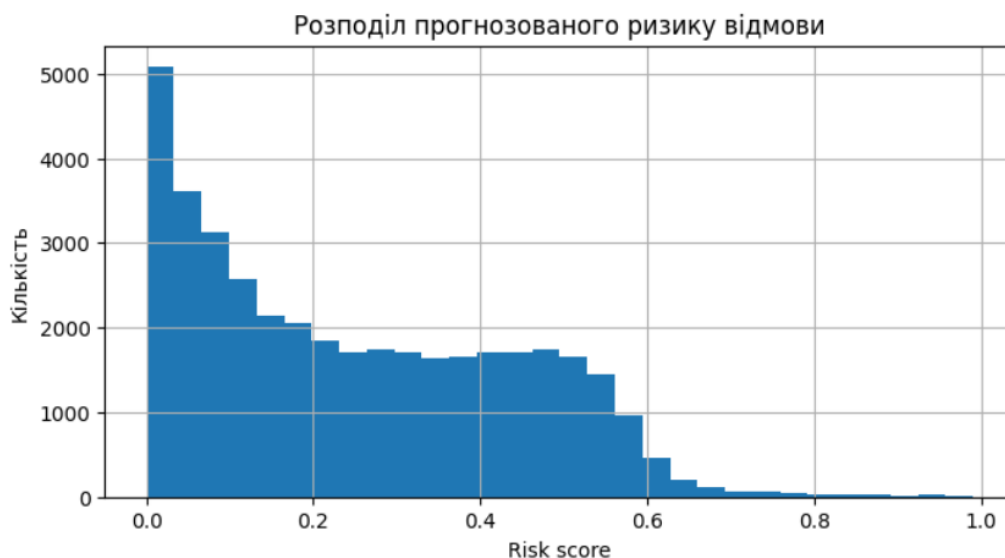


Рис. 4. Розподіл прогнозованого ризику відмови

Отриманий розподіл має виражену правосторонню асиметрію: найбільша частина спостережень зосереджена в ділянці низьких значень *risk score*, що відповідає перевазі транспортних засобів із нормальним технічним станом. Крім цього, у вибірці наявна й група об'єктів із середніми й високими значеннями прогнозованого ризику, для яких модель фіксує підвищену ймовірність виникнення небезпечного стану. Така форма розподілу є логічно узгодженою зі структурою даних і результатами класифікації, оскільки випадки ризику становлять меншу частку спостережень, але водночас мають бути достатньо чітко відокремлені від основної маси нормальних

станів. Практичне значення цього результату полягає в тому, що кількісна оцінка *risk score* може бути використана не лише для бінарної класифікації, а і як основа для подальшого ранжування транспортних засобів за рівнем критичності та формування диференційованих сервісних рішень. Отже, наведений розподіл підтверджує, що реалізоване аналітичне ядро інформаційної технології здатне генерувати безперервну оцінку ризику, яка є придатною для переходу від задачі класифікації до задачі інтелектуального управління сервісними процесами.

На рис. 5 зображено розподіл сервісних рішень, сформованих на основі прогнозованого ризику відмови.

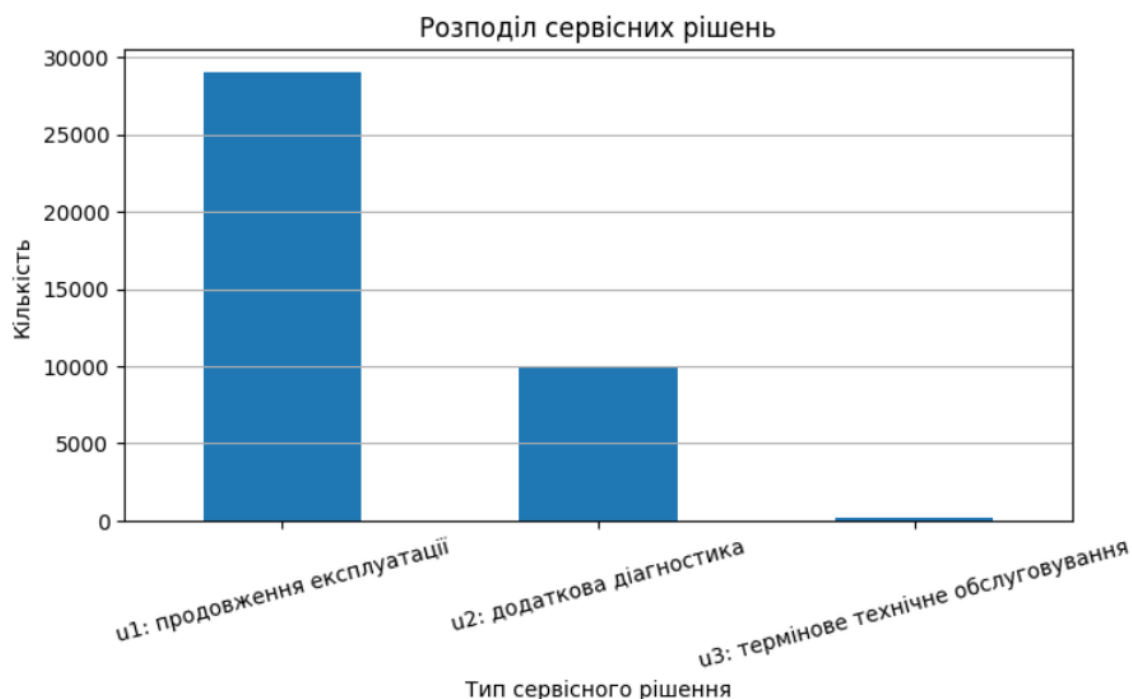


Рис. 5. Розподіл сервісних рішень

Отримані результати демонструють, що переважна більшість транспортних засобів була долучена до категорії продовження експлуатації, що узгоджується як із загальним розподілом цільового класу, так і з домінуванням низьких значень прогнозованого ризику. Помітно менша частка об'єктів була спрямована до категорії додаткової діагностики, що свідчить про наявність групи транспортних засобів із проміжним рівнем ризику, для яких модель не фіксує критичного стану, але виявляє підстави для поглибленої перевірки. Найменшу частку становлять рішення щодо термінового технічного обслуговування, що є логічним результатом, оскільки справді високий ризик відмови виявляється лише для обмеженої кількості об'єктів. Такий розподіл підтверджує, що запропонована інформаційна технологія не обмежується лише класифікацією стану, а забезпечує перехід до практично орієнтованого рівня підтримки сервісних рішень, у межах якого прогнозований ризик трансформується в конкретні дії щодо подальшої експлуатації, діагностики або обслуговування транспортного засобу.

На рис. 6 подано найважливіші ознаки, що мають найбільший вплив на формування прогнозу моделі. Отримані результати свідчать, що вирішальне значення в класифікації технічного стану транспортних засобів мають окремі числові

параметри, серед яких найбільш значущими виявилися ознаки 459_17, 459_15, 837_0, 459_14, 158_9 та 158_0. Водночас до факторів впливу увійшов також параметр *time_step*, що вказує на важливість часового складника під час оцінювання ризику відмови. Такий результат підтверджує, що модель спирається не на одну окрему характеристику, а на сукупність технічних і часових параметрів, які спільно формують підґрунтя для розпізнавання станів ризику. Крім цього, необхідно брати до уваги, що наведені позначки ознак відтворюють внутрішню структуру набору даних і не мають безпосередньо інтерпретованого фізичного змісту без додаткового опису на рівні предметної галузі. Незважаючи на це, сам факт наявності чітко вираженої групи основних ознак є важливим, оскільки він засвідчує, що побудована модель виявляє стійкі закономірності в даних і використовує їх для формування прогнозної оцінки ризику й подальших сервісних рішень.

Отримані результати продемонстрували, що реалізований прототип здатний забезпечувати стійке розділення нормальних станів і станів ризику транспортних засобів, формувати кількісну оцінку сервісного ризику й автоматизовано генерувати рішення щодо подальших сервісних дій. Це підтверджує можливість використання запропонованої інформаційної технології як аналітичної основи для інтелектуального управління

сервісними процесами в автомобільній галузі. Водночас проведений експеримент необхідно розглядати саме як апробацію прототипу

в середовищі аналітичного моделювання, що демонструє принципову придатність розробленого підходу до практичної реалізації.

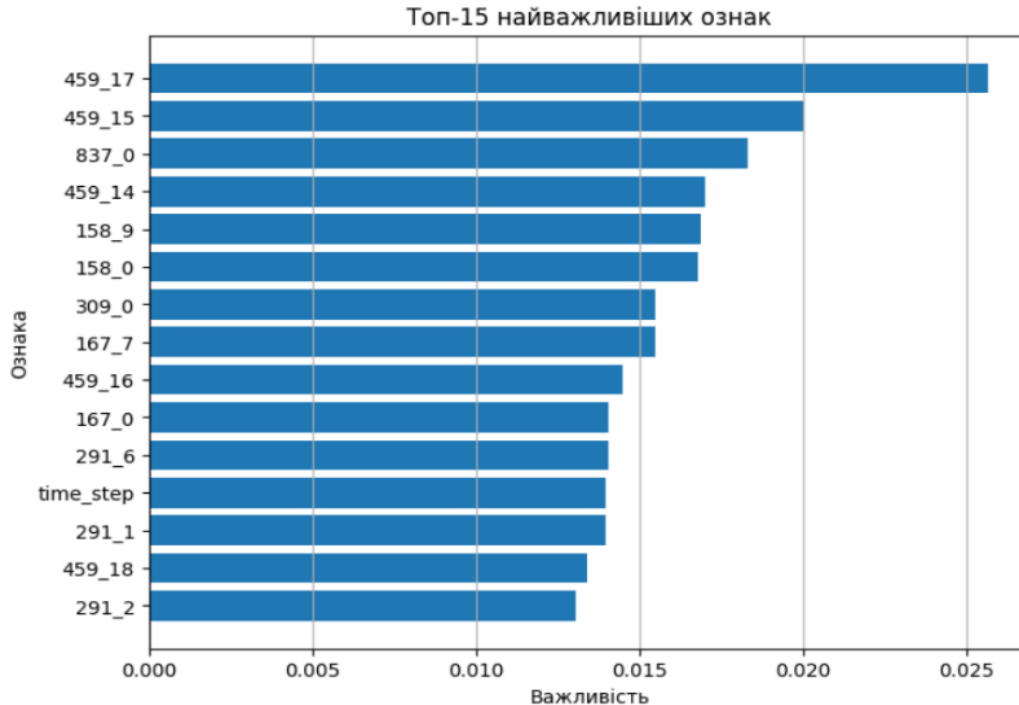


Рис. 6. Важливі ознаки

6. Обговорення результатів дослідження

Досягнуті результати підтвердили працездатність запропонованої інформаційної технології управління сервісними процесами в автомобільній галузі та доцільність використання підходу *Big Data* для підтримки сервісних рішень. Реалізований у середовищі *Google Colab* прототип відтворив основні етапи оброблення інтегрованих даних, оцінювання ризику відмови та автоматизованого формування сервісних рішень, що дає підстави розглядати його як придатну аналітичну основу для підтримки технічного обслуговування транспортних засобів.

Важливою особливістю експериментальних показників є суттєва незбалансованість цільового класу, оскільки кількість записів, що відповідають нормальному технічному стану, значно перевищує кількість ризикових випадків. З одного боку, це ускладнює побудову моделі, а з іншого – відтворює реальні умови експлуатації транспортних засобів, у яких потенційно небезпечні стани виникають відносно нечасто. Саме тому така структура вибірки може вважатися реалістичною для перевірки працездатності розробленого підходу.

Аналіз матриці помилок продемонстрував, що модель правильно розпізнає більшість нормальних станів і водночас виявляє значну частину ризикових випадків. У цьому разі спостерігається помітна кількість хибнопозитивних спрацювань, тобто ситуацій, коли нормальний стан визначається як ризиковий. У практичному сенсі це означає певну схильність моделі до перестраховання, однак така поведінка є менш небезпечною, ніж пропуск дійсно ризикових станів.

Високе значення площі під ROC-кривою підтвердило добру здатність моделі відокремлювати ризикові стани від нормальних. Це свідчить про те, що побудована модель не лише виконує класифікацію, а й формує коректну кількісну оцінку ризику, яка може бути використана для подальшого ранжування транспортних засобів за рівнем критичності.

Розподіл прогнозованого ризику та сформованих сервісних рішень показав, що більшість транспортних засобів долучено до категорії продовження експлуатації, меншу частку – до додаткової діагностики, і лише незначну кількість – до термінового технічного обслуговування. Такий результат є логічним

і підтверджує, що запропонована інформаційна технологія забезпечує перехід від прогнозування ризику до практичного формування сервісних дій.

Аналіз важливості ознак засвідчив, що модель спирається на групу технічних і часових параметрів, які мають найбільший вплив на результат прогнозування. Це підтверджує наявність стійких закономірностей у даних і придатність сформованого набору ознак для побудови аналітичної моделі.

Загалом результати дослідження свідчать, що запропонована інформаційна технологія є придатною для аналітичної підтримки сервісних процесів в автомобільній галузі. Водночас досягнуті результати необхідно розглядати як апробацію прототипу, що може бути надалі вдосконалений способом налаштування порогів прийняття рішень, зменшення кількості хибнопозитивних спрацювань та інтеграції з реальними сервісними системами.

7. Висновки

У роботі розв'язано актуальне науково-прикладне завдання, що полягає в розробленні інформаційної технології управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data*. Аналіз сучасних наукових публікацій продемонстрував, що наявні підходи переважно зосереджені на прогнозуванні відмов окремих компонентів або на розв'язанні локальних задач сервісного обслуговування, тоді як питання побудови цілісної інформаційної технології, здатної інтегрувати різноманітні дані, оцінювати ризик відмови й формувати сервісні рішення, залишаються недостатньо опрацьованими.

У межах дослідження розроблено математичний опис інформаційної технології, який охоплює етапи інтеграції даних, формування простору ознак, оцінку сервісної потреби, визначення рівня ризику й формування сервісного рішення. Запропонований підхід дає змогу перейти від аналізу окремих параметрів технічного стану до комплексної підтримки сервісних дій щодо транспортних засобів.

Для експериментальної перевірки працездатності розробленої інформаційної технології використано відкритий набір даних *SCANIA Component X Dataset*, на основі якого сформовано інтегрований датасет *scania_component_x_combined*. Програмну реалізацію виконано мовою *Python* у середовищі *Google Colab* із використанням бібліотек *NumPy*, *Pandas*,

Scikit-learn та *Matplotlib*. У межах реалізації відтворено основні етапи функціонування інформаційної технології: завантаження й попереднє оброблення даних, формування ознак, побудова моделі прогнозування, оцінювання ризику відмови й автоматизоване формування сервісних рішень.

Результати експерименту підтвердили ефективність запропонованого підходу. Побудована модель продемонструвала високу здатність до розділення нормальних станів і станів ризику транспортних засобів, що підтверджується значенням площі під ROC-кривою на рівні 0.9608. Аналіз матриці помилок показав, що модель правильно розпізнає більшість нормальних станів і значну частину ризикових випадків, хоча зберігається помітна кількість хибнопозитивних спрацювань. Це свідчить про працездатність розробленої інформаційної технології та її придатність до використання як інструменту аналітичної підтримки сервісних процесів.

Додатково встановлено, що використання безперервної оцінки ризику дає змогу не лише класифікувати технічний стан транспортних засобів, а й формувати практично орієнтовані сервісні рішення, зокрема щодо продовження експлуатації, додаткової діагностики або термінового технічного обслуговування. Це підтверджує, що розроблена інформаційна технологія забезпечує перехід від прогнозування ризику до підтримки прийняття рішень у сервісній інфраструктурі автомобільної галузі.

Запропонована інформаційна технологія може бути використана як основа для подальшого розвитку цифрових сервісних систем в автомобільній галузі. Перспективою подальших досліджень є вдосконалення моделей оцінювання ризику, зменшення кількості хибнопозитивних спрацювань, адаптація порогів сервісних рішень до умов конкретної сервісної інфраструктури й інтеграція розробленого підходу з реальними інформаційними системами технічного обслуговування.

Конфлікт інтересів

Автор статті декларує, що не має конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті.

Фінансування

Дослідження проводилося без фінансової підтримки.

Доступність даних

Рукопис не має пов'язаних даних.

Використання засобів штучного інтелекту

Автор підтверджує, що не використовував технології ШІ під час написання роботи.

References

- Han, X., Gstrein, O. J., Andrikopoulos, V. (2024), "When we talk about Big Data, What do we really mean? Toward a more precise definition of Big Data", *Front. Big Data*, Vol. 7:1441869. DOI: <https://doi.org/10.3389/fdata.2024.1441869>
- Theissler, A., Pérez-Velázquez, J., Kettelgerdes, M. Gordon Elger, (2021), "Predictive maintenance enabled by machine learning: Use cases and challenges in the automotive industry", *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 215. 23 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.res.2021.107864>
- Wang, X., Liu M., Liu, C., Ling, L., Zhang, X., (2023) "Data-driven and Knowledge-based predictive maintenance method for industrial robots for the production stability of intelligent manufacturing", *Expert Systems with Applications*, Vol. 234. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121136>
- Murtaza, A., Saher, A., Zafar, M., Moosavi, S., Aftab, M., Sanfilippo, F., (2024), "Paradigm shift for predictive maintenance and condition monitoring from Industry 4.0 to Industry 5.0: A systematic review, challenges and case study", *Results in Engineering*, Vol. 24. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102935>
- Hossain, N., Rahman, M., Ramasamy, D., (2025), "Advances in intelligent vehicular health monitoring and fault diagnosis: Techniques, technologies, and future directions", *Measurement*, Vol. 253, Part B. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.117618>
- Errezgouny, A., Chater, Y., González, C., Cherkaoui, A., (2025), "An integrated deep learning approach for predictive vehicle maintenance", *Decision Analytics Journal*, Vol. 16. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2025.100597>
- Takara, L., Mariani, V., Coelho, L., (2025), "Novel engine fault diagnosis framework based on machine learning and MiniRocket feature extraction using multi-correlation feature selection and predictive power score", *Expert Systems with Applications*, Vol. 293. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128662>
- Chen, F., Jia, H., Zhou, W., (2025), "Vehicle Maintenance Demand Prediction: A Survey", *Applied Sciences*, Vol. 15(20):11095. DOI: <https://doi.org/10.3390/app152011095>
- Tharinda, N., Kosgoda, D., Thibbotuwawa, A., Nielsen, I., (2025), "Predictive Analytics for Demand Forecasting in Automobile and Automotive Spare Parts Industry: Comparative Study", *IFAC-PapersOnLine*. Vol. 59, Issue 24, pp. 356–361. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.11.891>
- Titu, A., Grecu, D., Pop, A., Şugar, I., (2025), "Service Process Modeling in Practice: A Case Study in an Automotive Repair Service Provider", *Applied Sciences*, No. 15(8):4171. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15084171>
- Chen, F., Shang, D., Zhou, G., Xu, M., Ye, R., Ren, F., Wu, G., (2024), "Cooperative Static and Dynamic Correlation-Aware Learning for Vehicle Maintenance Demand Prediction", *IEEE Access*, pp. 1–13. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3524433>
- Becker, S., Grunske, L., Mirandola, R., Overhage, S. (2006), "Performance Prediction of Component-Based Systems. In: Reussner, R.H., Stafford, J.A., Szyperski, C.A. (eds) Architecting Systems with Trustworthy Components", *Lecture Notes in Computer Science*, vol 3938, Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/11786160_10
- Mahale, Y., Kolhar, S., More, A., (2025), "A comprehensive review on artificial intelligence driven predictive maintenance in vehicles: technologies, challenges and future research directions", *Discover Applied Sciences* 7(4), pp. 1–26. DOI: <https://doi.org/10.1007/s42452-025-06681-3>
- Ali, S., Abuhmed, T., El-Sappagh, S., Muhammad, K., Alonso-Moral, J., Confalonieri, R., Guidotti, R., Del Ser, J., Diaz-Rodríguez, N., Herrera, F., (2023), "Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence", *Information Fusion*, Vol. 99. pp. 1–52. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805>
- Andersen, J., Degn, L., Fishberg, R., Graversen, E., Horbach, S., Schmidt, E., Schneider, J., Sørensen, M., (2025), "Generative Artificial Intelligence (GenAI) in the research process – A survey of researchers' practices and perceptions", *Technology in Society*, Vol. 81, pp. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2025.102813>

16. SCANIA Component X Dataset: A Real-World Multivariate Time Series Dataset for Predictive Maintenance.
 DOI: <https://doi.org/10.58141/1w9m-yz81>

Received (Надійшла) 19.03.2026

Accepted for publication (Прийнята до друку) 12.04.2026

Publication date (Дата публікації) 29.05.2026

Відомості про авторів / About the Authors

Склярів Ілля Ігорович – Харківський національний автомобільно-дорожній університет, аспірант кафедри комп'ютерних наук і інформаційних систем, Харків, Україна;

Illia Skliarov – Kharkiv National Automobile and Highway University, Postgraduate Student of the Department of Computer Science and Information Systems, Kharkiv, Ukraine;

e-mail: is.ilyasklyarov@gmail.com

ORCID ID: <http://orcid.org/0009-0001-9116-5315>

**INFORMATION TECHNOLOGY
 FOR INTELLIGENT MANAGEMENT OF SERVICE PROCESSES
 IN THE AUTOMOTIVE INDUSTRY BASED ON BIG DATA**

The subject of the research is the methods, models, and tools for building information technology of intelligent management of service processes based on Big Data. **The objective of the work** is to develop information technology for intelligent management of service processes in the automotive industry based on Big Data for the personalization of service offerings, automation of decision-making regarding maintenance, and improvement of interaction efficiency between service centers, manufacturers, and consumers. In accordance with the stated objective, **the following tasks** must be accomplished: to analyze modern approaches to the management of service processes in the automotive industry and determine the possibilities of using Big Data for their intellectualization; to analyze the sources and structure of data used in the service processes of the automotive industry; to develop the structure of the information technology for intelligent management of service processes based on the integration of heterogeneous data; to implement the proposed information technology and conduct an experimental evaluation of its performance. **Methods.** The work employs methods of system analysis to study service processes in the automotive industry and to determine the main information flows between service centers, manufacturers, and consumers. Methods of data integration, cleaning, and analysis are used for processing large volumes of heterogeneous data. The development of information technology is carried out using methods of data mining, machine learning, classification, and decision support. For the experimental validation of the proposed approach, methods of computational modeling, comparative analysis, and evaluation of model quality using standard classification metrics are applied. The software implementation is performed in Python within the Google Colab environment. **Research results.** Information technology for managing service processes in the automotive industry based on Big Data has been developed, which ensures the integration of technical, operational, and service data, failure risk assessment, and the formation of service decisions. A software prototype of this technology has been implemented in the Google Colab environment using Python, based on the *scania_component_x_combined* dataset, formed from the open SCANIA Component X Dataset. Experimental validation confirmed the operability of the proposed approach and the high quality of distinguishing between normal and risk states of vehicles. **Conclusions.** The results obtained confirmed the feasibility of using Big Data for analytical support of service processes in the automotive industry. The proposed information technology can be used as a basis for improving the validity of service decisions, timely identification of risk states, and further development of digital systems for vehicle maintenance.

Keywords: Big Data; automotive industry; service processes; information technology; maintenance; failure risk prediction; machine learning; data analysis; vehicles; service decisions.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Склярів І. І. Інформаційна технологія інтелектуального управління сервісними процесами в автомобільній галузі на основі *Big Data*. *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики*. 2026. № 2 (189). С. 57–71. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.057>

Skliarov, I. (2026), "Information technology for intelligent management of service processes in the automotive industry based on big data", *Management Information System and Devices*, No. 2 (189), P. 57–71. DOI: <https://doi.org/10.30837/0135-1710.2026.189.057>