

Б. Ю. Мокряк<sup>1</sup>[\[0009-0006-8990-4226\]](#), Р. В. Зінько<sup>1</sup>[\[0000-0002-3275-8188\]](#), Н.А. Тарасов<sup>1</sup>[\[0000-0003-1870-3436\]](#),  
Р. Я. Качмар<sup>1</sup>[\[0000-0002-5440-6853\]](#), Р.В. Панечко<sup>2</sup>

Національний університет «Львівська політехніка»<sup>1</sup>  
Ковельський промислово-економічний фаховий коледж Луцького національного технічного  
університету<sup>2</sup>

## ДІАГНОСТИКА АВТОМОБІЛЬНИХ ДВИГУНІВ НА СТИСНеноМУ ПОВІТРІ З ВИКОРИСТАННЯМ ШІ

*Ефективна діагностика технічного стану автомобіля забезпечує його надійність та продуктивність під час виконання транспортних процесів. Сучасні інформаційні технології та методи обробки даних дають змогу виявляти та прогнозувати потенційні несправності на ранніх етапах їх виникнення, що сприяє підвищенню безпеки дорожнього руху та зменшенню витрат на технічне обслуговування.*

*У роботі проведено аналіз методів і моделей, що застосовуються в інформаційних системах діагностики двигунів, які працюють на стисненому повітрі. Розглянуто можливість використання алгоритмів машинного навчання для обробки даних сенсорів та виявлення несправностей у роботі двигуна. Запропоновано структуру інформаційного забезпечення системи діагностики, що включає реляційну базу даних та моделі машинного навчання, реалізовані на платформі TensorFlow.*

*Показано можливість застосування методів класифікації, регресії та аналізу аномалій для визначення технічного стану елементів двигуна та прогнозування їхнього ресурсу. Запропонований підхід дозволяє автоматизувати процес діагностики, підвищити точність визначення несправностей і забезпечити інтеграцію системи з телекомунікаційними та хмарними сервісами.*

*Ключові слова:* діагностика автомобіля, двигуни на стисненому повітрі, машинне навчання, штучний інтелект, реляційна база даних, TensorFlow.

**B. Yu. Mokriak, R. V. Zinko, N. A. Tarasov, R. Ya. Kachmar, R. Panechko**

## DIAGNOSTICS OF COMPRESSED AIR CAR ENGINES USING AI

*Effective diagnostics of the technical condition of a vehicle ensures its reliability and productivity during the performance of transport processes. Modern information technologies and data processing methods make it possible to detect and predict potential malfunctions at the early stages of their occurrence, which contributes to increasing road safety and reducing maintenance costs.*

*The paper analyzes the methods and models used in information systems for diagnosing engines operating on compressed air. The possibilities of using machine learning algorithms for processing sensor data and detecting engine malfunctions are considered. The structure of the information support of the diagnostic system is proposed, which includes a relational database and machine learning models implemented on the TensorFlow platform.*

*The possibility of using classification, regression and anomaly analysis methods to determine the technical condition of engine elements and predict their resource is shown. The proposed approach allows you to automate the diagnostic process, increase the accuracy of fault detection and ensure system integration with telecommunication and cloud services.*

*Keywords:* car diagnostics, compressed air engines, machine learning, artificial intelligence, relational database, TensorFlow.

**Вступ.** Своєчасна діагностика технічного стану автомобіля забезпечує його високу ефективність та надійність. Поява нових інформаційних технологій та методів обробки даних дозволяють виявляти та прогнозувати потенційні несправності ще до їх виникнення, і цим запобігати аваріям, зменшувати витрати на ремонт.

Зараз автомобілі оснащуються значною кількістю сенсорів та електронних системам, які дають можливість постійного моніторингу його технічного стану. Дані, що надходять з цих сенсорів, використовуються для діагностики, прогнозування поломок та прийняття рішень щодо обслуговування. У дослідженні розглянуто методи машинного навчання, що аналізують великі обсяги даних, виявляють приховані залежності та формують прогнози щодо стану транспортного засобу.

Застосування методів машинного навчання дає нові можливості для покращення точності діагностики, зменшення часу на виявлення поломок та підвищення надійності автомобіля. Так алгоритми класифікації та регресії допомагають в ідентифікації та оцінці міри зношення складових двигуна, а методи кластеризації виявляють аномальні поведінкові патерни, що свідчать про можливі негативні тенденції в роботі двигуна.

**Огляд.** Новітні технології у сфері автомобільної діагностики мають значний потенціал для покращення якості діагностики [1,2]. Використання додаткових датчиків дозволяє збирати більше даних про стан автомобіля, що підвищує точність аналізу. Алгоритми машинного навчання здатні обробляти великі обсяги даних та виявляти складні закономірності, що допомагає у точному

визначенні несправностей. Автоматизація процесу діагностики за допомогою штучного інтелекту та IoT технологій дозволяє значно прискорити процес та зменшити вплив людського фактору.

Основна перевага методу глибокого навчання полягає в його здатності автоматично виявляти складні залежності в даних без необхідності ручної інженерії ознак [3,4]. Це дозволяє скоротити час на підготовку даних та підвищити точність результатів. Глибокі нейронні мережі, такі як багатошарові перцептрони, згорткові нейронні мережі та рекурентні нейронні мережі, можуть навчатися на необроблених даних і самостійно виділяти значущі ознаки [5].

Програмне забезпечення для діагностики автомобілів було розроблено для роботи на операційній системі Windows, яка є однією з найпоширеніших у світі [6].

MySQL є реляційною системою управління базами даних з відкритим кодом [7]. Вона залишається однією з найпопулярніших баз даних у веб-додатках: більшість CMS використовують саме MySQL, і майже всі веб-фреймворки підтримують її на рівні базової конфігурації. Основні переваги MySQL включають простоту використання, гнучкість, низьку вартість володіння (у порівнянні з платними СУБД), масштабованість і високу продуктивність.

Сучасні інформаційні системи діагностики активно використовують хмарні технології та інтернет речей (IoT), що дає можливість здійснювати віддалений моніторинг транспортних засобів у режимі реального часу.

Незважаючи на значну кількість досліджень у сфері автомобільної діагностики, питання використання машинного навчання для двигунів на стисненому повітрі досліджені недостатньо та потребують подальшого розвитку.

**Мета і завдання дослідження.** Метою роботи є розроблення підходу до діагностики автомобільних двигунів на стисненому повітрі із використанням технологій штучного інтелекту.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Проаналізувати сучасні методи діагностики автомобільних двигунів.
2. Визначити параметри, які можуть використовуватись для моніторингу роботи двигуна на стисненому повітрі.
3. Розробити структуру інформаційної системи діагностики.
4. Запропонувати модель обробки даних із використанням алгоритмів машинного навчання.
5. Реалізувати приклад інформаційного забезпечення у вигляді реляційної бази даних.

**Основний виклад матеріалу.** Головне завдання всіх алгоритмів сучасних бортових засобів діагностики технічного стану прямо чи опосередковано полягає у визначенні факторів сили у контакті колеса з опорною поверхнею, тому їхнє пряме вимірювання спростить алгоритм керування, а отже, підвищить ефективність роботи автоматичних систем і знизить їхню вартість.

Побудові діагностичного алгоритму передують розробка блок-схеми структурних і наслідкових ланок уздовж ланцюга: діагностований об'єкт — одиниця — система, механізм — елемент — структурний параметр — несправність — зовнішній знак (симптом) — діагностичний параметр. Кожне зв'язок визначає рівень пошуку або технологічного кроку, спрямованого на встановлення несправності. Загалом, етапи розробки діагностичного алгоритму наведені у таблиці 1.

Табл. 1

Етапи розробки алгоритму узагальненої діагностики

Етапи розробки алгоритму	Рівень пошуку	Структурно-наслідковий зв'язок	Метод реалізації
АНАЛІЗ	1	Визначення загального технічного стану автомобіля	Інструментальна та технологічна
	2	Моніторинг основних блоків і систем автомобіля	
	3	Усунення несправностей компонентів, механізмів і систем окремих блоків	
	4	Моніторинг компонентів діагностованого механізму	
	5	Огляд інтерфейсів і елементів з найнижчими значеннями показників надійності експлуатації	
	6	Моніторинг структурних параметрів	
	7	Моніторинг можливих несправностей елементів і інтерфейсів	
СИНТЕЗ	8	Визначення списку зовнішніх ознак, прояв яких визначає конкретну несправність	Інформаційна та аналітична
	9	Визначення попереднього списку можливих діагностичних параметрів	

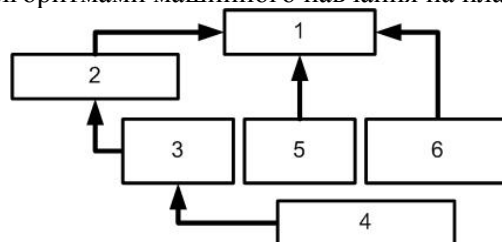
Сучасний рівень розвитку телекомунікаційних технологій дозволяє ефективно передавати великі обсяги інформації в реальному часі, що відкриває можливості для віддаленої діагностики та контролю транспортних засобів, у тому числі в автоматичному режимі [8-14]. У цьому випадку діагностика здійснюється віддаленим сервером на основі накопичених і оперативних даних.

Використання штучного інтелекту (ШІ) для діагностики автомобільного двигуна на стисненому повітрі з поршневым механізмом відкриває нові можливості для точного і швидкого виявлення несправностей (рис.1). Методика дослідження:

Методика дослідження базується на використанні сучасних інформаційних технологій збору та обробки даних.

Основні етапи дослідження включають:

1. **Збір даних** з датчиків двигуна:
  - тиск у системі стисненого повітря;
  - температура компонентів;
  - вібраційні параметри;
  - акустичні сигнали;
  - витрати повітря.
2. **Обробка та підготовка даних**
  - очищення від шумів;
  - нормалізація параметрів;
  - формування навчальних та тестових вибірок.
3. **Моделювання технічного стану двигуна**
  - застосування алгоритмів машинного навчання;
  - аналіз часових рядів;
  - виявлення аномалій.
4. **Розроблення інформаційної системи**
  - створення реляційної бази даних;
  - інтеграція з алгоритмами машинного навчання на платформі TensorFlow.



*Рис. 1. Комплексна діагностика автомобільних двигунів на стисненому повітрі:*  
**1 – Експертна система; 2 – Телекомунікаційні засоби зв'язку 3 – Бортова система діагностики 4 – Діагностика гальмівної системи 5 – Стендова діагностика 6 – Дорожні випробування**

Платформа TensorFlow є одним із найпопулярніших інструментів для реалізації машинного навчання (ML) і штучного інтелекту (ШІ). Вона надає інструменти для побудови, навчання і розгортання моделей машинного навчання, які можна використовувати для діагностики автомобільного двигуна на стисненому повітрі. TensorFlow можна застосувати для діагностики двигунів, що працюють на стисненому повітрі.

#### 1. Збір та підготовка даних

TensorFlow потребує якісних даних для навчання моделей, тому першим етапом є створення датасету.

##### 1.1. Джерела даних

- Датчики двигуна:
  - Тиск у системі стисненого повітря.
  - Вібрація поршневого механізму.
  - Температура компонентів.
  - Час відкриття/закриття клапанів.
  - Витрати повітря.
- Акустичні дані:
  - Звуки роботи двигуна, записані мікрофонами.

- Зображення та відео:
  - Фото та відео візуального стану компонентів (корпус, поршні, ущільнення, клапани).
- Історичні дані:
  - Логи попередніх несправностей і ремонтів.
  - Записи сервісного обслуговування.

### 1.2. Підготовка даних

- Очищення даних:
  - Видалення шумів, пропущених значень та аномалій у даних.
- Форматування:
  - Перетворення даних у потрібний формат для TensorFlow, наприклад, тензори (багатовимірні масиви чисел).
- Аугментація даних (за потреби):
  - Збільшення обсягу даних, наприклад, створення нових зразків із невеликими варіаціями (змінення частоти вібрацій, штучне додавання шумів).
- Розподіл даних:
  - Розділення на тренувальні (70-80%), тестові (10-15%) і валідаційні (10-15%) набори.

### 2. Створення моделі машинного навчання

TensorFlow надає інструменти для побудови різних типів моделей ML, які можна адаптувати до задачі діагностики.

#### 2.1. Вибір типу моделі

- Класифікація:
  - Використовується для визначення типу несправності двигуна (наприклад, витік повітря, знос поршнів, проблеми з клапанами).
- Регресія:
  - Для прогнозування кількісних показників, таких як залишковий ресурс компонентів (кількість циклів до зносу).
- Аналіз аномалій:
  - Використовується для виявлення відхилень від нормальної роботи (наприклад, нестандартні звуки, вібрація чи тиск).
- Обробка сигналів:
  - Для роботи з часо-частотними сигналами, такими як вібрації чи акустичні профілі, можна використовувати згорткові нейронні мережі (CNN).
- Робота з послідовностями:
  - Для аналізу часових рядів (даних, що змінюються з часом), наприклад, змін тиску чи температури, застосовують рекурентні нейронні мережі (RNN) або моделі типу LSTM (Long Short-Term Memory) (рис. 2).

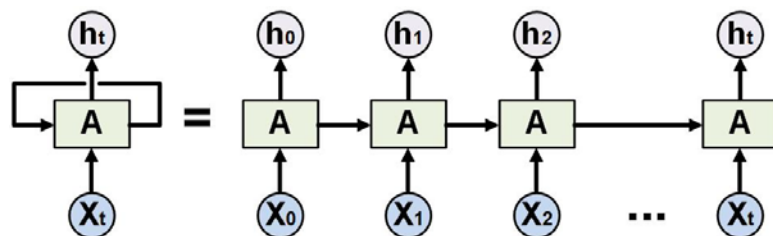


Рис. 2. Структурно-функціональна схема рекурентної нейронної мережі

#### 2.2. Математична постановка задач діагностики двигуна

Формування вектора діагностичних параметрів

Робота двигуна на стисненому повітрі характеризується набором вимірюваних параметрів, які формують вектор ознак:

$$x = [p, T, \omega, v, a] \quad (1)$$

де  $p(t)$  – тиск у системі стисненого повітря;  $T(t)$  – температура вузлів двигуна;  $v(t)$  – вібраційні параметри;  $q(t)$  – витрати повітря;  $a(t)$  – акустичні характеристики.

Тоді множина діагностичних даних визначається як

© Б. Ю. Мокряк, Р. В. Зінько, Н.А. Тарасов, Р. Я. Качмар, Р.В. Панечко

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + w_k \\ y_k &= Cx_k + v_k\end{aligned}\quad (2)$$

### 1. Задача класифікації технічного стану

Задача класифікації полягає у визначенні типу технічного стану двигуна на основі вимірних параметрів.

Нехай  $y \in C$ , де  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$  – множина можливих станів двигуна.

Наприклад:

c1 – нормальний режим роботи

c2 – витік повітря

c3 – знос поршневого механізму

c4 – несправність клапанного механізму

Модель машинного навчання реалізує відображення  $f_0: \mathbb{R}^m \rightarrow C$ , де  $\theta$  – параметри нейронної мережі.

Для нейронної мережі з функцією Softmax імовірність належності до класу визначається:

$$P(y = k | x) = \frac{\exp(z_k)}{\sum_{j=1}^K \exp(z_j)} \quad (3)$$

де  $z_k$  – вихідний сигнал нейрона для класу  $k$ .

Функція втрат для навчання моделі:

$$L = - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K y_{ik} \log P(y = k | x_i) \quad (4)$$

де  $y_{ik}$  – індикатор належності зразка  $i$  до класу  $k$ .

### 2. Задача регресії (прогнозування ресурсу)

Для оцінювання технічного стану елементів двигуна може використовуватись регресійна модель, яка прогнозує залишковий ресурс.

Нехай

$$R = f(x) \quad (5)$$

де  $R$  – прогнозований залишковий ресурс компонента (кількість циклів або час роботи до відмови).

У разі використання нейронної мережі модель задається як:

$$R = f_0(x) \quad (6)$$

Навчання виконується шляхом мінімізації квадратичної помилки:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_i - \hat{R}_i)^2 \quad (7)$$

де  $R_i$  – фактичний ресурс;  $\hat{R}_i$  – прогноз моделі.

### 3. Задача виявлення аномалій

Аналіз аномалій дозволяє виявляти відхилення від нормальної роботи двигуна.

Нехай  $x_n$  – вектор параметрів нормального режиму роботи. Будується модель  $g(x)$ , яка описує нормальний стан системи. Аномалія визначається за величиною відхилення

$$D(x) = |x - g(x)| \quad (8)$$

Якщо  $D(x) > \delta$  то стан двигуна вважається аномальним.

У випадку використання автокодера функція помилки реконструкції:

$$E = |x - \hat{x}|^2 \quad (9)$$

де  $\hat{x}$  – реконструйований вектор ознак.

Якщо  $E > E_{thr}$  то фіксується можлива несправність двигуна.

### 4. Аналіз часових рядів параметрів двигуна

Оскільки параметри двигуна змінюються у часі, їх можна описати послідовністю станів:

$$X = \{x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_T)\} \quad (10)$$

Для аналізу таких даних застосовуються рекурентні нейронні мережі (RNN / LSTM).

Модель LSTM визначається рівняннями:

$$h_t = \sigma(W_h x_t + U_h h_{t-1} + b_h) \quad (11)$$

де  $h_t$  – прихований стан мережі;  $x_t$  – вхідні параметри двигуна;  $\sigma$  – нелінійна функція активації.

Отриманий прихований стан використовується для прогнозування технічного стану:

$$y_t = W_y h_t + b_y \quad (12)$$

Узагальнена модель системи діагностики. У загальному вигляді задача інтелектуальної діагностики може бути представлена як

$$y = F(X, \theta) \quad (13)$$

де  $X$  – множина вимірних параметрів двигуна;  $\theta$  – параметри моделі машинного навчання;  $y$  – оцінка технічного стану двигуна.

Приклад розробленого елемента інформаційного забезпечення – реляційна база даних, яка включає 7 сутностей наведено на рис.3. Кожна сутність пов'язана з іншими за допомогою зв'язків типу один-до-багатьох. Типи зв'язків наведені у таблиці 2. Таблиця 3 містить опис атрибутів сутностей.

Табл. 2

Відомості про типи сутностей

Ім'я сутності	Визначення
Status	Інформація про статуси діагностик
Users	Інформація про користувача
Auto	Інформація про автомобіль
Diagnostic	Інформація про діагностику
Owner	Інформація про власника авто
Detals	Інформація про датчики двигуна
Detector	Інформація про датчики трансмісії

Табл. 3

Відомості про типи зв'язків

Тип сутності 1	Тип зв'язку 2	Тип сутності 3	Кардинальність 4
Status	входить до	Diagnostic	1:M
Users	входить до	Diagnostic	1:M
Auto	входить до	Detals	1:M
Owner	входить до	Auto	1:M
Detals	входить до	Detector	1:M

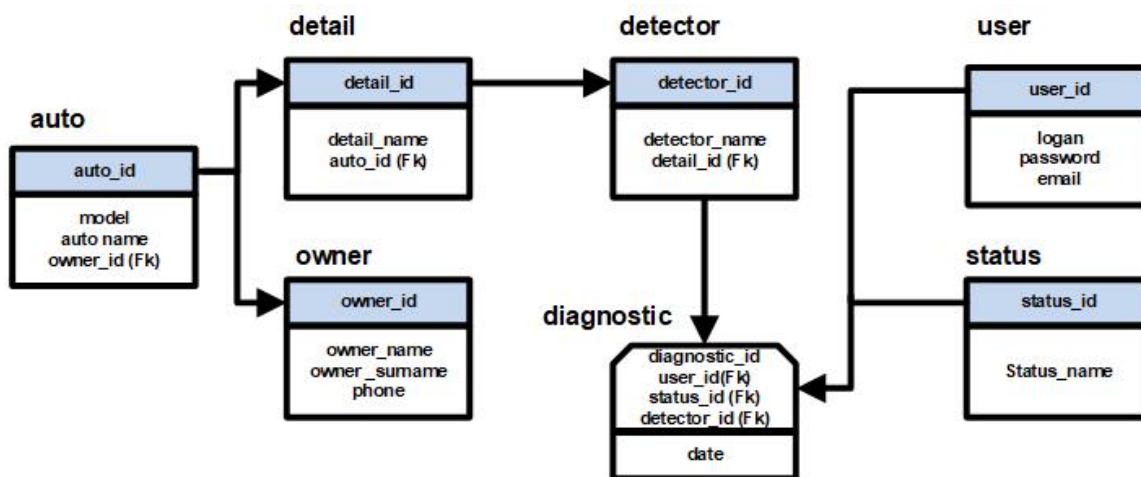


Рис. 3. Схема логічної моделі даних задачі

```

Фрагмент коду для реляційної бази даних
// backend/models/index.js
const { Sequelize, DataTypes } = require('sequelize');
const sequelize = new Sequelize('database', 'user', 'password', {
  host: 'localhost',
  dialect: 'mysql',
});
const Status = sequelize.define('Status', {
  name: { type: DataTypes.STRING, allowNull: false }
});
    
```

```

const Users = sequelize.define('Users', {
  name: { type: DataTypes.STRING, allowNull: false },
  email: { type: DataTypes.STRING, unique: true, allowNull: false }
});
const Auto = sequelize.define('Auto', {
  model: { type: DataTypes.STRING, allowNull: false },
  year: { type: DataTypes.INTEGER }
});
const Diagnostic = sequelize.define('Diagnostic', {
  description: { type: DataTypes.TEXT }
});
const Owner = sequelize.define('Owner', {
  name: { type: DataTypes.STRING, allowNull: false }
});
const Details = sequelize.define('Details', {
  name: { type: DataTypes.STRING, allowNull: false }
});
const Detector = sequelize.define('Detector', {
  type: { type: DataTypes.STRING, allowNull: false }
});
// Визначення зв'язків
Status.hasMany(Diagnostic);
Diagnostic.belongsTo(Status);
Users.hasMany(Diagnostic);
Diagnostic.belongsTo(Users);
Owner.hasMany(Auto);
Auto.belongsTo(Owner);
Auto.hasMany(Details);
Details.belongsTo(Auto);
Details.hasMany(Detector);
Detector.belongsTo(Details);
sequelize.sync({ force: true })
  .then(() => console.log('Database & tables created!'))
  .catch(error => console.log(error));
module.exports = { Status, Users, Auto, Diagnostic, Owner, Details, Detector };

```

### 3. Навчання моделі

Навчання моделі проводиться на тренувальному наборі даних.

#### 3.1. Процес навчання

- Передача даних у модель:
- Можливості TensorFlow:
  - Автоматична зупинка навчання при досягненні оптимального результату.
  - Регуляризація для запобігання перенавчанню.

#### 3.2. Оцінка моделі

### 4. Застосування моделі в реальному часі

Після навчання модель можна використовувати для діагностики двигуна в реальному часі.

#### 4.1. Інтеграція з датчиками

- Підключення моделі до системи збору даних від датчиків через API або спеціальний інтерфейс.
- Вхідні дані в режимі реального часу обробляються моделлю:
- `predictions = model.predict(live_data)`

#### 4.2. Ідентифікація проблем

- На основі прогнозу модель повідомляє тип несправності або попереджає про можливе зношення.

### 5. Покращення моделі

TensorFlow дозволяє регулярно оновлювати модель:

- Навчання на нових даних:

- Додати нові приклади несправностей для підвищення точності.
- Перенавчання моделі:
  - Використовувати інкрементальне навчання для адаптації до змін у даних.
- 6. Переваги використання TensorFlow для діагностики
- Гнучкість: Підтримка різних типів даних (сигнали, зображення, текст).
- Масштабованість: Можливість роботи з великими обсягами даних.
- Реальний час: Використання TensorFlow Lite для вбудованих систем (мобільні пристрої або автомобільні комп'ютери).
- Прогнозування несправностей: Застосування складних моделей прогнозування на основі історичних даних.

**Результати дослідження.** У роботі запропоновано структуру системи комплексної діагностики двигуна, яка включає:

- бортову систему збору даних;
- телекомунікаційні засоби передачі інформації;
- сервер обробки даних;
- модулі аналізу на основі штучного інтелекту.

Система використовує дані датчиків для формування діагностичних параметрів та визначення технічного стану двигуна.

Розроблено логічну модель бази даних, яка включає сім основних сутностей: Status, Users, Auto, Diagnostic, Owner, Details, Detector.

Між сутностями реалізовані зв'язки типу один-до-багатьох, що забезпечує зберігання інформації про результати діагностики, параметри двигуна та історію експлуатації автомобіля.

Для реалізації алгоритмів машинного навчання запропоновано використання платформи TensorFlow, яка забезпечує побудову моделей класифікації, регресії та аналізу аномалій.

**Обговорення.** Запропонований підхід дозволяє реалізувати інтелектуальну систему діагностики автомобільних двигунів, яка забезпечує:

- автоматичний аналіз параметрів роботи двигуна;
- раннє виявлення несправностей;
- прогнозування ресурсу елементів;
- інтеграцію з телекомунікаційними та хмарними системами.

Порівняно з традиційними методами діагностики використання алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити точність визначення технічного стану двигуна та скоротити час прийняття рішень щодо технічного обслуговування.

#### **Висновки.**

1. Проведено аналіз сучасних методів діагностики автомобільних двигунів та визначено перспективність застосування технологій штучного інтелекту для обробки діагностичних даних.
2. Запропоновано структуру інформаційної системи діагностики двигунів на стисненому повітрі, що включає модулі збору, зберігання та обробки даних.
3. Розроблено логічну модель реляційної бази даних для зберігання інформації про параметри роботи двигуна та результати діагностики.
4. Показано можливість використання платформи TensorFlow для створення моделей машинного навчання, що дозволяють виконувати класифікацію несправностей, аналіз аномалій та прогнозування технічного стану двигуна.
5. Запропонований підхід може бути використаний для створення інтелектуальних систем моніторингу та діагностики транспортних засобів.

#### **Список використаних джерел:**

1. Романов, С. Методи аналізу даних у діагностиці автомобільних систем: дис. ... канд. техн. наук / С. Романов. - Львів: ЛПІ, 2020. - 200 с.
2. Лисенко, О. Інформаційні технології в діагностиці транспортних засобів: дис. ... канд. техн. наук / О. Лисенко. - Харків: ХНУ, 2018. - 210 с.
3. Гнатенко, В. Моделі прогнозування технічного стану автомобілів / В. Гнатенко // Автомобільна промисловість та технології. - 2021. - № 7. - С. 34-41.

4. Технології штучного інтелекту у транспорті: тези конференції AITransport 2023. - Дніпро: ДНУ, 2023. - 190 с.
5. Самойленко, І. Застосування нейронних мереж у діагностиці автомобілів / І. Самойленко // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. - 2021. - № 4. - С. 145-151.
6. Войцехівський, М. Основи інформаційних технологій / М. Войцехівський. - Київ: КНУ, 2018. - 432 с.
7. Гринчук, В. Проектування інформаційних систем / В. Гринчук. - Одеса: ОНУ, 2020.
8. DzhelekarSKI P., Alexiev D. Initializing Communication to Vehicle OBDII System. Proc. Intern. Conf. ELECTRONICS, 2005, vol. 3, pp. 46–52.
9. Malekian R., Moloisane N.R., Nair L., Maharaj B.T., ChudeOkonkwo U.A.K. Design and Implementation of a Wireless OBD II Fleet Management System. IEEE Sensors J., 2017, vol. 17, no. 4, pp. 1154–1164.
10. Zhang H., Kang W. Design of the Data Acquisition System Based on STM32. Procedia Comp. Sc., 2013, vol. 17, pp. 222–228.
11. Si H., Aung Z.M. Position Data Acquisition from NMEA Protocol of Global Positioning System. IJCEE, 2011, vol. 3, no. 3, pp. 353–357.
12. Łukasz Muślewski, Roman Zinko, Oleg Polishchuk Principles of Formation of a Vehicle's Remote Diagnostics. 18th International Conference Diagnostics of Machines and Vehicles. MATEC Web of Conferences. Bydgoszcz, Poland, December 12, 2019. Vol. 302 (2019) P.1-9. <https://doi.org/10.1051/mateconf /201930201019>
13. Bayly M., Regan S., Plosking M. Intelligent Transport system and Motorcycle safetytext. // Monash University Accident Research Center Report Documentation Page. – 2006, July / N 260. – P.78
14. Giri N. K. Automobile Mechanics Text. / N. K. Giri // 7th ed Delhi, Khanna Publishers, 2001. – 728 p.

Дата надходження статті до видання: 20.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 24.03.2026

Дата оприлюднення 14.04.2026