

4. K. Daniel, A. Nash, S. Koenig, and A. Felner, «Theta*: Any-angle path planning on grids», *Journal of artificial intelligence research*, vol. 39, pp. 533-579, 2010. doi: **10.48550/arXiv.1401.3843**.
5. A. Nash, and S. Koenig, «Any-angle path planning», *AI Magazine*, vol. 34, no. 4, pp. 85-107, 2013. doi: **10.1609/aimag.v34i4.2512**.
6. S.-K. Zhang, G.-Y. Shi, Z.-J. Liu, Z.-W. Zhao, and Z.-L. Wu, «Data-driven based automatic maritime routing from massive AIS trajectories in the face of disparity», *Ocean Engineering*, vol. 155, pp. 240-250, 2018. doi: **10.1016/j.oceaneng.2018.02.060**.
7. C. Zhang, D. Zhang, M. Zhang, and W. Mao, «Data-driven ship energy efficiency analysis and optimization model for route planning in ice-covered arctic waters», *Ocean Engineering*, vol. 186, pp. 1-22, 2019. doi: **10.1016/j.oceaneng.2019.05.053**.
8. Y. Wen, Z. Sui, C. Zhou, C. Xiao, Q. Chen, D. Han, and Y. Zhang, «Automatic ship route design between two ports: A data-driven method», *Applied Ocean Research*, vol. 96, art. no. 102049, 2020. doi: **10.1016/j.apor.2019.102049**.
9. P. Han, and X. Yang, «Big data-driven automatic generation of ship route planning in complex maritime environments», *Acta Oceanologica Sinica*, vol. 39, no. 8, pp. 113-120, 2020. doi: **10.1007/s13131-020-1638-5**.
10. J. Lisowski, «Synthesis of a Path-Planning Algorithm for Autonomous Robots Moving in a Game Environment during Collision Avoidance», *Electronics*, vol. 10(6), pp. 1-14, 2021. doi: **10.3390/electronics10060675**.
11. A.A. Zazirnyi, «Metod formuvannia dynamichnoho prostoru rivniv nebezpeky zon v raioni plavannia pry vyrishenni zadachi rozkhodzhennia sudna z navihatsiinymy nebezpekamy» [«Method for forming dynamic space hazard levels in zones in the navigation area when solving the problem of discovering a vessel with navigation hazard»], *Zbirnyk naukovykh prats Kharkivskoho natsionalnoho universytetu Povitrianykh Syl – Scientific Works of Kharkiv National Air Force University*, № 1(67), pp. 110-118, 2021. doi: **10.30748/zhups.2021.67.15**. (Ukr.)

Рецензент: Д.В. Макарчук
канд. техн. наук, лектор, Solent University

Стаття надійшла 09.08.2023
Стаття прийнята 16.09.2023

УДК 656.075

doi: 10.31498/2225-6733.47.2023.300118

© Грицук І.В.¹, Головань А.І.², Поліщук О.В.³, Літвінов М.Є.⁴,
Головащенко О.В.⁵

ОСОБЛИВОСТІ АЛГОРИТМІВ МОНІТОРИНГУ ПОКАЗНИКІВ ЕКСПЛУАТАЦІЇ ЗАСОБІВ ТРАНСПОРТУ

У сучасних умовах ефективного функціонування транспортних засобів та систем стає критично важливим для забезпечення безперебійного перевезення пасажирів та вантажів. Однак зростаюча складність і розмір транспортних мереж

¹ д-р техн. наук, професор, Херсонська державна морська академія, м. Херсон, ORCID: 0000-0001-7065-6820, gritsuk_iv@ukr.net

² канд. техн. наук, доцент, Одеський національний морський університет, м. Одеса, ORCID: 0000-0001-6589-4381, g.onmu@ukr.net

³ аспірант, Херсонська державна морська академія, м. Херсон, ORCID: 0000-0001-7369-0485, polishukalex591@gmail.com

⁴ аспірант, Херсонська державна морська академія, м. Херсон, ORCID: 0009-0007-5030-6680, mykhaylolitvinov@gmail.com

⁵ аспірант, Національний транспортний університет, м. Київ, ORCID: 0009-0005-7729-5462, venger.a79@gmail.com

породжує низку проблем, пов'язаних з експлуатацією транспортних засобів. У цій статті досліджено особливості алгоритмів моніторингу показників експлуатації транспортних засобів. Метою статті є розробка і формування алгоритмів інформаційної системи моніторингу показників експлуатації засобів транспорту. Розглянуто різні методи моніторингу, включаючи аналіз часових рядів, прогнозування та виявлення несправностей. Описано процес формування моделей та використання їх для прогнозування технічного стану транспортних засобів. Зроблено висновки щодо ефективності існуючих методів моніторингу та визначено напрямки подальших досліджень у цій області. Результати цього дослідження мають практичне застосування і можуть бути корисними для покращення систем моніторингу транспортних засобів та підвищення їхньої безпеки та ефективності експлуатації.

Ключові слова: транспортні засоби, моніторинг, експлуатація, алгоритми, прогнозування, технічний стан, безпека, ефективність, системи моніторингу.

I.V. Gritsuk, A.I. Golovan, O.V. Polishchuk, M.Ye. Litvinov, O.V. Holovashchenko. Peculiarities of algorithms for monitoring vehicle performance. Efficient operation of vehicles and systems is crucial for smooth transportation of passengers and cargo. However, the increasing complexity and size of transportation networks create problems related to vehicle operation. Challenges faced by advanced algorithms for monitoring vehicle performance include analyzing large amounts of data, unstable real-time indicators, and the need for accurate and automated methods to predict the technical condition of vehicles. This article reviews modern approaches to monitoring, identifying factors that affect the technical condition of vehicles, and implementing advanced analysis and forecasting methods in modern information and analytical systems. Thus, this article aims to examine the characteristics of algorithms used to monitor vehicle performance indicators and identify ways to improve their efficiency and accuracy. This can be achieved by utilizing the latest methods of data analysis and forecasting. This article investigates algorithms for monitoring vehicle operation indicators and aims to develop algorithms for an information system to monitor vehicle performance. The article discusses different methods for monitoring technical conditions of vehicles, such as time series analysis, forecasting, and fault detection. It describes the process of creating models and using them to predict the condition of vehicles. The article concludes by evaluating the effectiveness of current monitoring methods and suggesting areas for further research. The study's results have practical applications and can improve vehicle monitoring systems, increasing their safety and efficiency. The authors are confident that the results of the study will help improve monitoring systems and increase the overall level of safety and efficiency of vehicles and transport systems.

Key words: vehicles, monitoring, operation, algorithms, forecasting, technical condition, safety, efficiency, monitoring systems.

Постановка проблеми. У сучасних умовах ефективного функціонування транспортних засобів і систем стає надзвичайно важливим для забезпечення безперебійного руху пасажирів і вантажів. Однак зростаюча складність і об'єм транспортних мереж породжують низку проблем, пов'язаних саме з експлуатацією транспортних засобів.

Передові алгоритми моніторингу показників експлуатації транспортних засобів стикаються з викликами, такими як складність аналізу великих обсягів даних, нестабільність показників у реальному часі, а також потреба в точних та автоматизованих методах прогнозування технічного стану транспортних засобів. Стаття спрямована на розгляд сучасних підходів до моніторингу, визначення факторів, що впливають на технічний стан транспортних засобів, а також впровадження передових методів аналізу та прогнозування в сучасні інформаційно-аналітичні системи.

Отже, ця стаття ставить перед собою завдання розглянути особливості алгоритмів моніторингу показників експлуатації транспортних засобів та виявити можливі шляхи підвищення їх ефективності та точності, зокрема шляхом використання новітніх методів аналізу даних та прогнозування.

Основними завданнями статті є:

1. Ретельне вивчення існуючих алгоритмів моніторингу та їхніх переваг та недоліків;
2. Аналіз впливу різних факторів на технічний стан транспортних засобів і визначення їхньої значущості;
3. Розробка та випробування нових методів прогнозування, спрямованих на підвищення точності та швидкості виявлення можливих проблем;
4. Встановлення практичних рекомендацій щодо використання передових алгоритмів моніторингу для підвищення ефективності та надійності транспортних систем.

Автори впевнені, що результати виконаного дослідження допоможуть вдосконалити системи моніторингу та підвищити загальний рівень безпеки та ефективності транспортних засобів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розглянуті роботи дають уявлення про особливості формування алгоритмів моніторингу показників експлуатації засобів транспорту. Для моніторингу ефективності роботи транспортних засобів розроблено низку алгоритмів, кожен з яких має свої унікальні особливості. Автори статті [1] пропонують алгоритм, який оцінює роботу оператора, використовуючи дані про стан транспортного засобу, тоді як дослідження [2] зосереджується на математичних моделях для визначення показників ефективності та впливу на навколишнє середовище. Стаття [3] представляє інтегровану систему, яка поєднує бортові та дистанційні датчики для моніторингу викидів забруднюючих речовин, споживання палива, стилю водіння та стану здоров'я водія. Автори статті [4] представляють алгоритм моніторингу інформації про швидкість автономних транспортних засобів, який використовує магніторезистивний датчик і досягає високої точності та низького споживання енергії.

Також у проаналізованих роботах припускається, що сучасні інформаційні системи та технології можуть сприяти удосконаленню процесів моніторингу показників експлуатації засобів транспорту. Датчики, встановлені на транспортних засобах, можна використовувати для моніторингу дорожнього руху [5]. Обчислювальний підхід із застосуванням бутстрапу був використаний як статистичний діагностичний інструмент для оцінки ефективності виявлення аномалій у процесах визначення технічного стану [6]. Високотехнологічні датчики, як правило, присутні в техніці та не оминають і автомобільну техніку [7]. Алгоритми злиття сенсорних даних акумулюють всю доступну сенсорну інформацію і надають моделі, що описують навколишнє середовище [8].

Ці алгоритми в сукупності сприяють вдосконаленню моніторингу ефективності транспортних засобів.

Проаналізовані статті разом підкреслюють важливість вдосконалення служб технічного контролю, матеріального постачання і оперативного управління, оптимізації інтервалів визначення і порогових значень показників технічного стану, а також використання методів підвищення надійності для вдосконалення системи моніторингу показників ефективності засобів транспорту.

Мета статті полягає в розробці і формуванні алгоритмів інформаційної системи моніторингу показників експлуатації засобів транспорту.

Виклад основного матеріалу.

1. Формування процесу збору даних про технічний стан транспортного засобу.

Початковим і одним з найбільш відповідальних етапів інформаційної моделі інформаційного програмного комплексу (ІПК) є отримання даних про параметри технічного стану транспортного засобу (ТЗ), щодо яких можливо здійснювати операції прогнозування. Важливість даного етапу у інформаційній моделі ІПК пояснюється якістю прогнозування технічних параметрів ТЗ, який безпосередньо залежить від отриманих вихідних даних. Найбільш відповідальним параметром прогнозу є інтервал часу отримання інформації. Особливість полягає в тому, що чим меншим буде інтервал, тим вище буде точність отриманого прогнозу, але в цьому випадку суттєво збільшується час визначення прогнозних значень [9, 10].

Необхідними даними для прогнозування є послідовності упорядкованих в часовій відстані числових значень (показників), які характеризують значення основних технічних параметрів ТЗ, тобто інтервальні часові ряди (повні), що, як правило, представлені у загальному вигляді [9, 10], як:

$$y_{ti} = f_i(t_i, x_{ti}) + \varepsilon_{ti}, t_i = 1, 2, \dots, T_i, \quad (1)$$

де y_{ti} – значення показників інтервальних часових рядів; $f_i(t_i, x_{ti})$ – детерміновані складові; x_{ti} – значення окремих детермінованих факторів, які впливають на детерміновані складові f_i у відповідні моменти часу t_i ; ε_{ti} – випадкові складові; T_i – довжина часових рядів.

Крім цього, одночасно зі збором інформації про параметри ТЗ здійснюється моніторинг і визначення несправностей ТЗ.

Для побудови часового ряду в системі моніторингу параметрів ТЗ були розроблені і сформовані алгоритми процесу збору даних і розпізнавання статусу несправностей ТЗ, розроблений і сформований процес прогнозування параметрів стану ТЗ, який може бути використаний для прогнозування параметрів технічного обслуговування і ремонту ТЗ, окремих питань управління, матеріального постачання тощо. Алгоритм повноцінно адаптовано до умов застосування інформаційної моделі ІПК через бортовий інформаційно-діагностичний комплекс (БПДК). Алгоритм збору даних має вигляд, представлений на рис. 1. Первинними вхідними даними для застосування алгоритму є мінімальний інтервал часу Δt , саме через який відбуватиметься зчитування інформації з системних датчиків, і період T часу, саме за який здійснюється збір оперативної інформації. Вихідними даними алгоритму є масив даних, який містить часовий ряд значень отриманих параметрів $D_i, i = 1, 2, \dots, T/\Delta t$. Особливості процесу і основні етапи збору даних в системі моніторингу стану ТЗ детально показані на рис. 1.

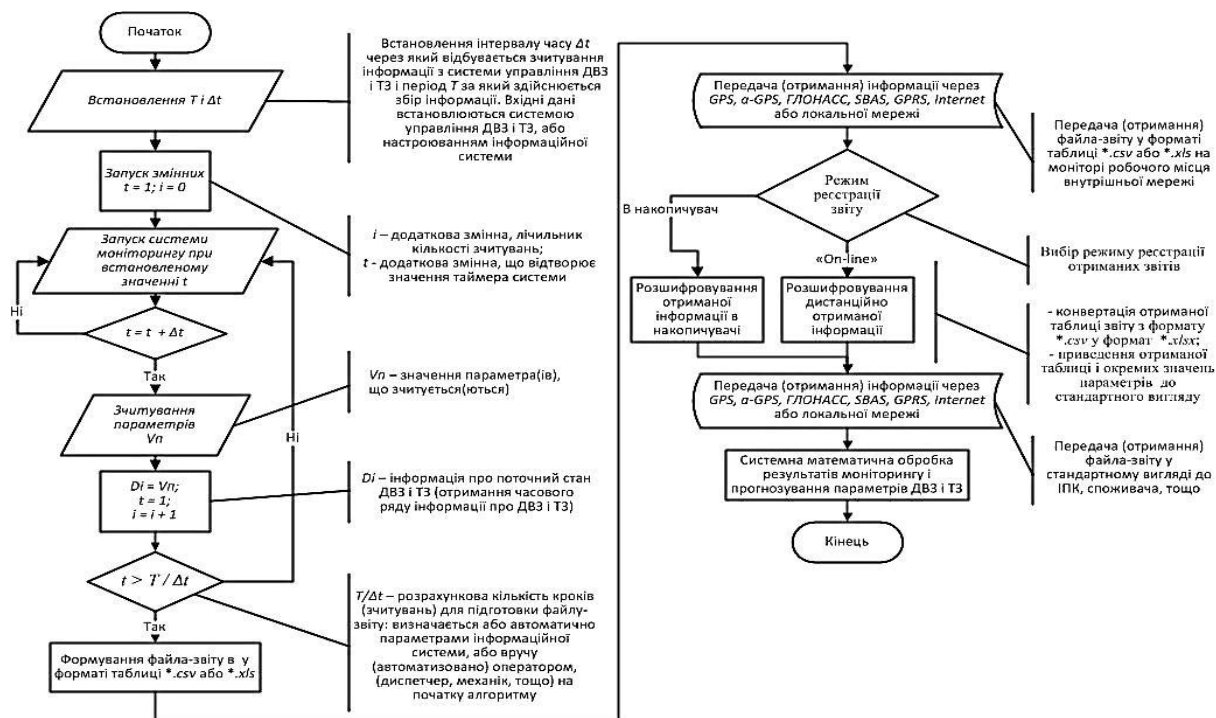


Рис. 1 – Алгоритм збору даних системи моніторингу параметрів стану транспортного засобу в межах роботи інформаційного програмного комплексу

2. Особливості процесу діагностування стану і визначення статусу несправностей транспортного засобу.

Крім описаних вище можливостей система оперативного моніторингу, діагностування і прогнозування технічного стану ТЗ при поєднанні з БПДК має можливість здійснювати прогнозування параметрів оперативного управління ТЗ або його обслуговуванням і ремонтом. Особливістю вказаного процесу є те, що можуть існувати три основних варіанти визначення статусу несправностей ТЗ, що показані на рис. 2 [9, 10]. Особливості процесу моніторингу, управління і визначення статусу несправностей ТЗ саме з використанням БПДК в умовах роботи ІПК, а саме без взаємодії водія ТЗ з оператором, в напівавтоматичному режимі і автоматичному режимі з використанням БПДК із взаємодією з підприємством з експлуатації засобу транспорту.

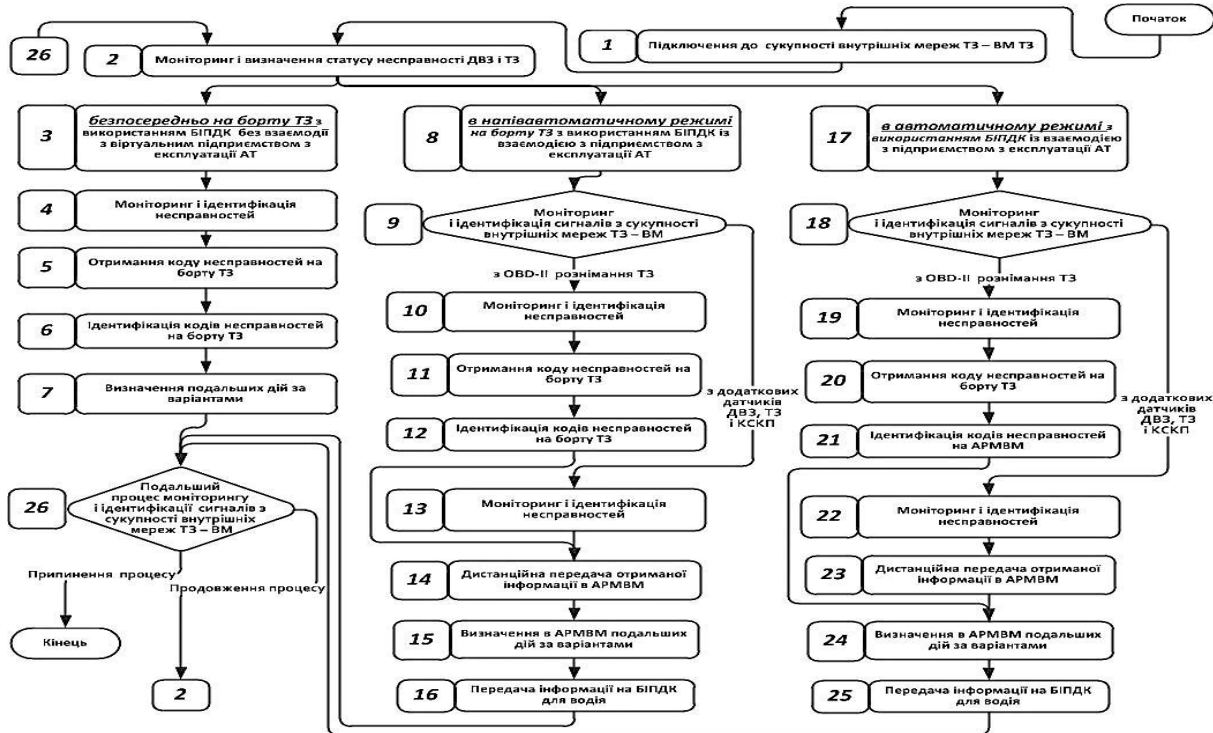


Рис. 2 – Варіанти алгоритму моніторингу і визначення статусу несправностей транспортного засобу в межах роботи інформаційного програмного комплексу

3. Розробка алгоритмів оцінювання способів забезпечення системних властивостей з можливістю прогнозування показників технічного стану.

Розроблений алгоритм інформаційної системи для оцінювання способів забезпечення системних властивостей ТЗ з можливостями прогнозування їх технічного стану в умовах експлуатації показаний на рис. 3.

На початку проведення оцінювання способів забезпечення системних властивостей з можливістю параметричного прогнозування параметрів у блоці 1 із отриманого масиву інформації про параметри технічного стану ТЗ в часі вибираються (формується) для підсистем масиви структур «модель – статистичні характеристики» D_1 і D_2 , тобто моделі структури, що включають в себе відповідні параметри моделей. У інформаційному розумінні D_1 і D_2 – часові ряди значень параметрів, що аналізуються і які представлені у вигляді масивів.

У блоці 2 формуються функції, які розраховують довжину масивів

$$L_{e1}(n_1) = f(D_1, n_1), \tag{2}$$

$$L_{e2}(n_2) = f(D_2, n_2), \tag{3}$$

де n_1 і n_2 – змінні, що містять довжини масивів структур «модель – статистичні характеристики» у підсистемах.

У блоці 3 формуються вектори

$$\bar{X}_1 = [1, 2, \dots, L_{e1}(n_1) = f(D_1, n_1)], \tag{4}$$

$$\bar{X}_2 = [1, 2, \dots, L_{e2}(n_2) = f(D_2, n_2)], \tag{5}$$

з масивів інформації про параметри технічного стану ТЗ у підсистемах в часі, що містять номери (індекси) $[1, 2, 3, \dots, n_1]$ і $[1, 2, 3, \dots, n_2]$ рівнів часового ряду (n_1 і n_2 довжини масивів D_1 і D_2 відповідно).

Модуль 1 поєднує блок 4 і блок 5 в одне ціле для формування з масивів інформації про параметри технічного стану ТЗ в часі апроксимуючі моделі лінійного типу у підсистемах і керує можливостями взаємодії її з іншими моделями.

У блоці 4 формуються функції:

$$aa_{11} = f_{11}(x_1, t_1, D_1) \rightarrow y_1(t_1) = a_{01} + a_{11}t_1, \tag{6}$$

$$aa_{12} = f_{12}(x_2, t_2, D_2) \rightarrow y_2(t_2) = a_{02} + a_{12}t_2, \tag{7}$$

які будують апроксимуючі моделі лінійного типу на основі даних підсистем X_1 і X_2 та D_1 і D_2 в часі, що обчислюють в якості результату структури «модель» і структури «статистичні характеристики», де \rightarrow (стрілка) позначає звідки і куди діють функції f_1 і f_2 . Записи $f_1: X_1 \rightarrow Y_1$ і $f_2: X_2 \rightarrow Y_2$ означають, що відображення f_1 і f_2 переводять елементи множин X_1 і X_2 в елементи множин (функції заданого типу) Y_1 і Y_2 .

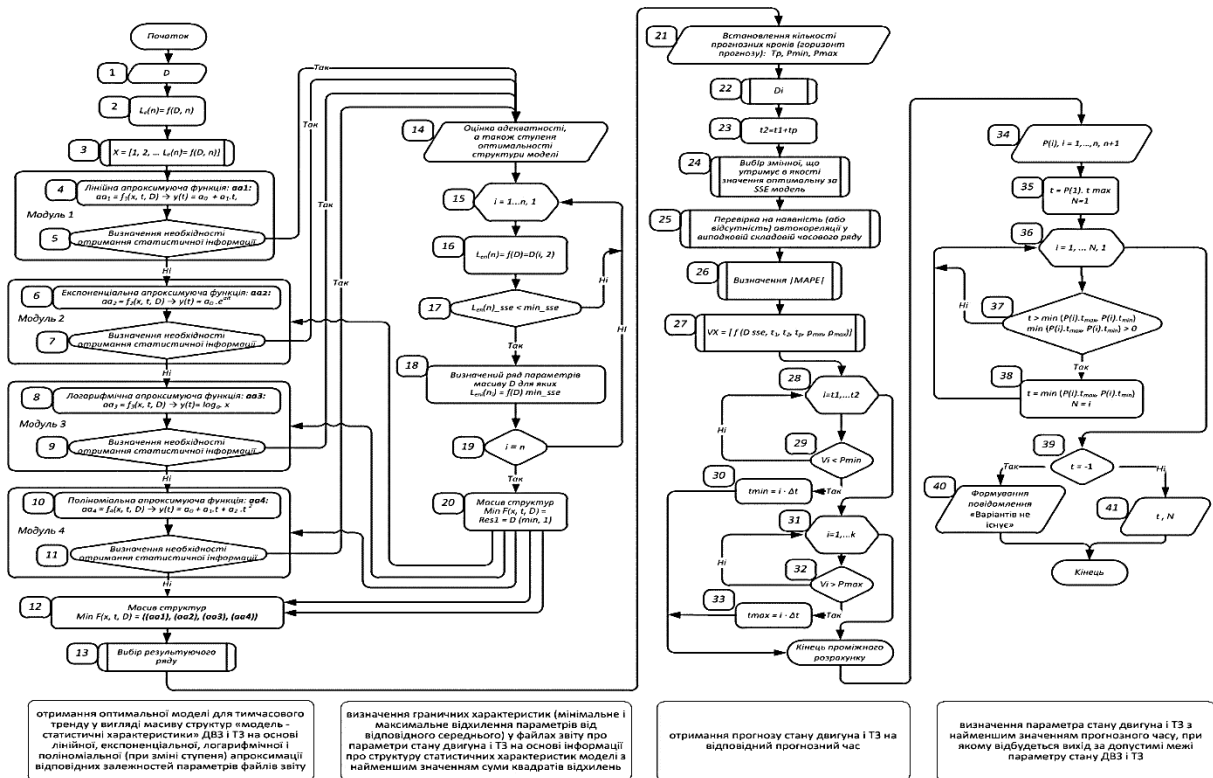


Рис. 3 – Алгоритм інформаційної системи для оцінювання способів забезпечення системних властивостей транспортних засобів з можливостями прогнозування їх технічного стану в умовах експлуатації

У блоці 5 проводиться визначення необхідності отримання статистичної інформації блоку 4 для формування апроксимуючих моделей експоненціального типу у блоці 6.

Модуль 2 поєднує блок 6 і блок 7 в одне ціле для формування з масивів інформації про параметри технічного стану ТЗ в часі апроксимуючі моделі експоненціального типу у підсистемах і керує можливостями взаємодії її з іншими моделями.

У блоці 6 формуються функції

$$aa_{21} = f_{21}(x_1, t_1, D_1) \rightarrow y_1(t_1) = a_{01}e^{ait_1}, \quad (8)$$

$$aa_{22} = f_{22}(x_2, t_2, D_2) \rightarrow y_2(t_2) = a_{02}e^{ait_2}, \quad (9)$$

які будують апроксимуючі моделі експоненціального типу на основі даних X_1 і X_2 та D_1 і D_2 в часі, що обчислюють в якості результату структури «модель» і структури «статистичні характеристики».

У блоці 7 проводиться визначення необхідності отримання статистичної інформації блоку 6 для формування апроксимуючих моделей логарифмічного типу у блоці 8.

Модуль 3 поєднує блок 8 і блок 9 в одне ціле для формування з масивів інформації про параметри технічного стану ТЗ в часі апроксимуючі моделі логарифмічного типу у підсистемах і керує можливостями взаємодії її з іншими моделями.

У блоці 8 формуються функції

$$aa_{31} = f_{31}(x_1, t_1, D_1) \rightarrow y_1(t_1) = \log_{a_1} x_1, \quad (10)$$

$$aa_{32} = f_{32}(x_2, t_2, D_2) \rightarrow y_2(t_2) = \log_{a_2} x_2, \quad (11)$$

які будують апроксимуючі моделі логарифмічного типу на основі даних X_1 і X_2 та D_1 і D_2 в часі, що обчислюють в якості результату структури «модель» і структури «статистичні характеристики».

У блоці 9 проводиться визначення необхідності отримання статистичної інформації блоку 8 для формування апроксимуючих моделей поліноміального типу у блоці 10.

Модуль 4 поєднує блок 10 і блок 11 в одне ціле для формування з масивів інформації про параметри технічного стану ТЗ в часі апроксимуючі моделі поліноміального типу у підсистемах і керує можливостями взаємодії її з іншими моделями.

У блоці 10 формуються функції

$$aa_{41} = f_{41}(x_1, t_1, D_1) \rightarrow y_1(t_1) = a_{01} + a_{11}t_1 + a_{21}t_1^2, \quad (12)$$

$$aa_{42} = f_{42}(x_2, t_2, D_2) \rightarrow y_2(t_2) = a_{02} + a_{12}t_2 + a_{22}t_2^2, \quad (13)$$

які будують апроксимуючі моделі поліноміального типу на основі даних X_1 і X_2 та D_1 і D_2 в часі, що обчислюють в якості результату структури «модель» і структури «статистичні характеристики».

У блоці 11 проводиться визначення необхідності отримання статистичної інформації блоку 8 для формування масивів структур у блоці 10.

У блоці 12 формуються

$$\min F_1(x_1, t_1, D_1) = (aa_{11}, aa_{21}, aa_{31}, aa_{41}), \quad (14)$$

$$\min F_2(x_2, t_2, D_2) = (aa_{12}, aa_{22}, aa_{32}, aa_{42}), \quad (15)$$

масиви структур «модель – статистичні характеристики», що складаються з чотирьох типів моделей у підсистемах – лінійної, експоненціальної, логарифмічної і поліноміальної, призначених для використання в якості параметрів при виклику функцій з мінімальними значеннями суми квадратів відхилень.

У блоці 13 визначаються змінні результати (результуючі ряди), що містять результати (моделі), що апроксимують вихідні часові ряди D_1 і D_2 , які володіють мінімальними значеннями суми квадратів відхилень – *Sum Squared Error* (SSE_1 і SSE_2), на виході фрагментів розробленого алгоритму.

У блоці 14 на основі отриманої інформації з масивів D_1 і D_2 про параметри технічного стану ТЗ в часі і відповідних апроксимованих залежностей визначаються статистичні характеристики моделей з найменшими значеннями суми квадратів відхилень. В цьому блоці проводиться оцінювання адекватності і точності, а також ступенів оптимальності структур моделей.

Для оцінювання адекватності і точності моделей розраховуємо:

- середньоквадратичні помилки (відхилення) модельних значень і рівнів трендів – *Mean Squared Error*, (MSE):

$$MSE_1 = 1/n_1 \sum_{t_1=1}^{n_1} (Y_{t_1} - F_{t_1})^2 = 1/n_1 \sum_{t_1=1}^{n_1} e_{t_1}^2, \quad (16)$$

$$MSE_2 = 1/n_2 \sum_{t_2=1}^{n_2} (Y_{t_2} - F_{t_2})^2 = 1/n_2 \sum_{t_2=1}^{n_2} e_{t_2}^2, \quad (17)$$

де n_1 і n_2 – довжини часових рядів; Y_{t_1} і Y_{t_2} – фактичні значення рівнів часових рядів в моменти t_1 і t_2 ; F_{t_1} і F_{t_2} – прогнози Y_{t_1} і Y_{t_2} , розрахункові значення рівнів, отримані за відповідними моделями; $e_{t_1} = Y_{t_1} - F_{t_1}$ і $e_{t_2} = Y_{t_2} - F_{t_2}$ – похибки або помилки прогнозу.

- суми квадратів помилок (відхилення) модельних значень і рівнів трендів – *Sum Squared Error*, (SSE):

$$SSE_1 = \sum_{t_1=1}^{n_1} (Y_{t_1} - F_{t_1})^2 = 1/n_1 \sum_{t_1=1}^{n_1} e_{t_1}^2, \quad (18)$$

$$SSE_2 = \sum_{t_2=1}^{n_2} (Y_{t_2} - F_{t_2})^2 = 1/n_2 \sum_{t_2=1}^{n_2} e_{t_2}^2. \quad (19)$$

Представлені критерії використовуються при виборі оптимальних моделей прогнозування в пакетах прикладних програм з прогнозування [9, 10]. Кожне зі значень помилок прогнозу в критеріях (15) і (17) та (18) і (19) зводиться в квадрат, що підкреслює великі помилки прогнозу, на відміну від середніх абсолютних відхилень – *Mean Absolute Derivation*, (MAD_1 і MAD_2). Описана особливість дуже важлива тому, що моделі прогнозування постійно дають середні за величиною помилки (відхилення), в деяких випадках це може бути переважніше інших моделей, що мають малі помилки, але періодично дають неприйнятні за абсолютними величинами відхилення.

- для порівняння якості моделей прогнозування різномірних технічних об'єктів, коли оцінки помилок саме в абсолютних величинах неприйнятні або викликають труднощі з

інтерпретацією отриманих результатів, найкраще перейти до оцінки помилок у відсотках [9, 10]. Для цього використовуємо середні абсолютні помилки у відсотках – *Mean Absolute Percentage Error*, (*MAPE* і *MAPE*), що обчислюються за рівняннями, відповідно для підсистем:

$$MAPE_1 = 1/n_1 \sum_{t_1=1}^{n_1} \frac{|Y_{t_1} - F_{t_1}|}{Y_{t_1}} \cdot 100 = 1/n_1 \sum_{t_1=1}^{n_1} \frac{|e_{t_1}|}{Y_{t_1}} \cdot 100 \quad (20)$$

$$MAPE_2 = 1/n_2 \sum_{t_2=1}^{n_2} \frac{|Y_{t_2} - F_{t_2}|}{Y_{t_2}} \cdot 100 = 1/n_2 \sum_{t_2=1}^{n_2} \frac{|e_{t_2}|}{Y_{t_2}} \cdot 100 \quad (21)$$

Наведені показники характеризують наскільки великі помилки прогнозів у порівнянні з дійсними значеннями рядів. Особливістю критеріїв *MAPE*₁ і *MAPE*₂ є те, що вони не підходять для часових рядів з нульовими членами. Проте, в роботах [9, 10] рекомендують у таких випадках пропускати нульові елементи рядів і зменшувати значення *n*₁ і *n*₂, відповідно, на одиницю.

Стандартні похибки середнього, що характеризують стандартні відхилення вибіркового середнього, що розраховані за вибірками розмірів *n*₁ і *n*₂ із генеральних сукупностей:

$$SD_1 = \sigma_1 / \sqrt{n_1}, \quad (22)$$

$$SD_2 = \sigma_2 / \sqrt{n_2}, \quad (23)$$

де $\sigma_1 = \sqrt{1/n_1 \sum_{t_1=1}^{n_1} (Y_{t_1} - F_{t_1})^2}$ і $\sigma_2 = \sqrt{1/n_2 \sum_{t_2=1}^{n_2} (Y_{t_2} - F_{t_2})^2}$ – величини середньоквадратичних відхилень.

- з метою визначення адекватних моделей прогнозування застосовують коефіцієнти не співпадіння Тейла [9, 10], які розраховуються за рівняннями:

$$U_1 = \sqrt{\sum_{t_1=1}^{n_1} (F_{t_1} - Y_{t_1})^2} / \left(\sqrt{\sum_{t_1=1}^{n_1} F_{t_1}^2} + \sqrt{\sum_{t_1=1}^{n_1} Y_{t_1}^2} \right), \quad (24)$$

$$U_2 = \sqrt{\sum_{t_2=1}^{n_2} (F_{t_2} - Y_{t_2})^2} / \left(\sqrt{\sum_{t_2=1}^{n_2} F_{t_2}^2} + \sqrt{\sum_{t_2=1}^{n_2} Y_{t_2}^2} \right), \quad (25)$$

Якщо коефіцієнт дорівнює нулю, то прогноз точний, а якщо значення, дорівнює одиниці, то прогноз неадекватний.

- іншими показниками адекватності моделей можуть служити коефіцієнти детермінації (КД або *R*₁² і *R*₂²) [9, 10], які розраховуються за рівняннями:

$$R_1^2 = 1 - \left(\frac{SSE_1}{\sum_{t_1=1}^{n_1} (Y_{t_1} - \bar{Y}_1)^2} \right), \quad (26)$$

$$R_2^2 = 1 - \left(\frac{SSE_2}{\sum_{t_2=1}^{n_2} (Y_{t_2} - \bar{Y}_2)^2} \right), \quad (27)$$

де \bar{Y}_1 і \bar{Y}_2 – середні значення фактичних значень рівнів часових рядів.

Чим ближче у виразах (26) і (27) значення *R*₁² і *R*₂² до одиниці, тим краще моделі описують реальні дані. На практиці прийнято вважати [9, 10] модель адекватною, якщо *R*₁² і *R*₂² > 0,75.

До недоліків даних критеріїв, а також попередньо представлених коефіцієнтів (15)-(27) можливо віднести те, що їх значення тим більше свідчать про покращення точності моделі, чим більше нових параметрів включаються в моделі, хоча це й не обов'язково означає покращення якості моделей.

Для оцінювання ступенів оптимальності структур моделей розраховуємо:

- скориговані коефіцієнти детермінації (СКД або *R*_{adj1}² і *R*_{adj2}²) [9, 10], які визначаються за формулами:

$$R_{adj1}^2 = 1 - (1 - R_1^2) (n_1 - 1) / (n_1 - r_1 - 1), \quad (28)$$

$$R_{adj2}^2 = 1 - (1 - R_2^2) (n_2 - 1) / (n_2 - r_2 - 1) \quad (29)$$

де *r*₁ і *r*₂ – кількості параметрів моделей.

СКД або *R*_{adj1}² і *R*_{adj2}² побудовані таким чином, що додавання нових параметрів в моделі призводить до зниження його значення – штрафується [9, 10]. Ця особливість вигідно відрізняє СКД або *R*_{adj1}² і *R*_{adj2}² від попередньо представлених критеріїв (15)-(27), які фокусують увагу на величинах відхилень прогнозів від реальних даних і не враховують ступінь оптимальності структури побудованих моделей. На принципах штрафів за додаткові параметри в моделях побудовані критерії Маллоуза, Акаїке і Шварца [9, 10].

- критерій Маллоуза:

$$C_{p1} = SSE_1 / \sum_{i_1=1}^{n_1} (Y_{t1} - \bar{Y}_1)^2 - 2(r_1 + 1)/n_1 - r_1 - 1. \quad (30)$$

$$C_{p2} = SSE_2 / \sum_{i_2=1}^{n_2} (Y_{t2} - \bar{Y}_2)^2 - 2(r_2 + 1)/n_2 - r_2 - 1. \quad (31)$$

- інформаційний критерій Акаїке:

$$AIC_1 = \ln(MCE_1) + 2(r_1 + 1)/n_1. \quad (32)$$

$$AIC_2 = \ln(MCE_2) + 2(r_2 + 1)/n_2. \quad (33)$$

- Байєсівський інформаційний критерій (критерій Шварца):

$$BIC_1 = \ln(MCE_1) + (r_1 + 1) \ln n_1/n_1. \quad (34)$$

$$BIC_2 = \ln(MCE_2) + (r_2 + 1) \ln n_2/n_2. \quad (35)$$

Моделі прогнозування вважаються тим краще, чим нижче показник C_{p1} і C_{p2} , AIC_1 і AIC_2 , BIC_1 і BIC_2 . На наведені критерії позитивно впливає зменшення залишкової дисперсії і негативно впливає саме кількість включених до оцінювання параметрів. Основною відмінністю між ними є ступінь жорсткості, тобто наскільки великий штраф надається за велику кількість параметрів в моделі [9, 10]. Критерії C_{p1} і C_{p2} та AIC_1 і AIC_2 , при великих n_1 і n_2 сильно корелюють між собою. Однак C_{p1} і C_{p2} дещо жорсткіший за AIC_1 і AIC_2 , особливо при малих n_1 і n_2 . BIC_1 і BIC_2 є найбільш жорсткими критеріями, причому, як можливо побачити з наведених формул (34 і 35), на відміну від інших критеріїв, його жорсткість зростає зі зростанням n_1 і n_2 . Різниця в жорсткості виникає з відмінностей у запропонованих вимогах до моделей прогнозування. Критерії C_{p1} і C_{p2} та AIC_1 і AIC_2 спрямовані на досягнення високих за точністю прогнозів: C_{p1} і C_{p2} спрямовані на мінімізацію дисперсій помилок прогнозів, а AIC_1 і AIC_2 – на мінімізацію розбіжностей між щільністю розподілів за істинними і обраними моделями. В основі критеріїв BIC_1 і BIC_2 лежать вимоги максимізації ймовірності виборів істинних моделей [9, 10].

Крім того, слід зазначити істотний недолік критерію Акаїке, що складається з переоцінки істинної кількості параметрів у моделі [9, 10]. У свою чергу критерій Маллоуза застосовується тільки при нормальному розподілі залишків [9, 10].

При порівнянні моделей прогнозування важливо враховувати, що якщо різні моделі використовують різні функціональні форми, то не можливо безпосередньо порівнювати КД або R_1^2 і R_2^2 , СКД або R_{adj1}^2 і R_{adj2}^2 або значення критеріїв (15)-(27). Наприклад, неможливо порівняти ці статистичні оцінки для лінійних і логарифмічних варіантів моделей.

Значення, що одержуються за логарифмічними моделями значно менші відповідних значень лінійних моделей, тому і залишки значно менші. Величини КД або R_1^2 і R_2^2 безрозмірні, проте в двох рівняннях вони відносяться до різних статистичних понять. В одному рівнянні вони вимірюють, пояснену моделлю, частку дисперсії залежної змінної, а в іншому – дисперсії логарифма залежної змінної. Для порівнянності значень критеріїв, у відповідності до положень робіт [9, 10], доцільно застосування процедури Бокса-Кокса [9, 10]. Дана процедура передбачає перетворення масштабу спостережень саме залежної змінної, при якому забезпечувалась би можливість безпосереднього порівняння саме суми квадратів відхилень.

У блоці 15 формуються змінні i_1 і i_2 , лічильник циклу з відповідними параметрами ($i_1 = 1...n_1, 1$) і ($i_2 = 1...n_2, 1$), а в блоці 16 формуються змінні (функції):

$$L_{en1}(n_1) = f_1(D_1) = D_1(i_1, 2), \quad (36)$$

$$L_{en2}(n_2) = f_2(D_2) = D_2(i_2, 2), \quad (37)$$

що базуються на значеннях поточних характеристик моделей при переборі масивів D_1 і D_2 .

У блоці 17 відбувається порівняння сум квадратів помилок (відхилень) модельних значень і рівнів трендів SSE_1 і SSE_2 при переборі змінних масивів D_1 і D_2 зі змінними, що мають мінімальні значення SSE_1 і SSE_2 :

$$L_{en1}(n_1)sse_1 < \min sse_1, \quad (38)$$

$$L_{en2}(n_2)sse_2 < \min sse_2. \quad (39)$$

Якщо умови в блоці 17 не виконуються, то перевірка умов продовжується для наступних значень в блоці 15.

У блоці 18 виділяються ряд параметрів масивів D_1 і D_2 для яких:

$$L_{eni1}(n_{i1}) = f_1(D_1) \min sse_1, \quad (40)$$

$$L_{eni2}(n_{i2}) = f_2(D_2) \min sse_2, \quad (41)$$

(визначаються змінні (функції) для заданих параметрів моделей за відповідними їх дослідженнями), що базуються на значеннях поточних характеристик моделей при переборі масивів D_1 і D_2 і перевірки масивів відбуваються знову для отримання необхідного значення.

В блоці 19 проводиться перевірки щодо наявності наступних присвоєних відповідних значень параметрів моделей при переборі масивів – i_{n1} і i_{n2} , лічильників циклів з відповідними параметрами ($i_1 = 1...n_1, I$) і ($i_2 = 1...n_2, I$). Якщо ряди масивів вичерпані, результати статистичної обробки передаються в блок 20, де формуються масиви структур а потім – в блок 12.

$$\min F_1(x_1, t_1, D_1) = Res_1 I = D_1(\min_1, I \text{ для відповідного тренду}), \quad (42)$$

$$\min F_2(x_2, t_2, D_2) = Res_2 I = D_2(\min_2, I \text{ для відповідного тренду}). \quad (43)$$

В блоці 21 задаються і програмно визначаються прогнозні кроки (горизонти прогнозу): мінімальні і максимальні значення параметрів, що контролюються, тобто $T_{p1}, P_{min1}, P_{max1}$ і $T_{p2}, P_{min2}, P_{max2}$, де T_{p1} і T_{p2} – змінні, що включають значення кількості прогнозних кроків (горизонти прогнозу); P_{min1} і P_{min2} – мінімальні значення, а P_{max1} і P_{max2} – максимальні значення параметрів, що контролюються.

В блоці 22 з блоку 13 вибираються часові ряди D_1 і D_2 , які включають значення контрольованих параметрів на допрогнозованому етапі.

В блоці 23 визначаються ліві t_{11} і t_{12} та праві t_{21} і t_{22} граничні значення інтервалів прогнозування.

В блоці 24 проводяться вибори змінних, що утримують в якості значень оптимальні за SSE_1 і SSE_2 моделі.

В блоці 25 проводиться перевірка на наявність (або відсутність) автокореляції у випадкових складових часових рядів, при цьому розраховані функції можуть мати значення - 1, 0, 1, які сигналізують про наявність означених фактів [9, 10].

Якщо вид функції, яка описує систематичну складову, обраний невдало, то послідовні значення ряду залишків можуть не мати властивості незалежності, тому вони можуть корелювати між собою. У цьому випадку має місце автокореляція помилок. Існує кілька прийомів виявлення автокореляції. Найбільш поширеним є метод, запропонований Дарбіном і Уотсоном [9, 10]. Критерій Дарбіна-Уотсона, що пов'язаний з гіпотезою про існування автокореляції першого порядку, тобто системної автокореляції між сусідніми залишковими членами дослідного ряду. Значення цього критерію оцінюється за формулою [9, 10]:

$$d_1 = \frac{\sum_{t_1=2}^{n_1} (e_{t_1} - e_{t_1-1})^2}{\sum_{t_1=1}^{n_1} e_{t_1}^2} \quad (44)$$

$$d_2 = \frac{\sum_{t_2=2}^{n_2} (e_{t_2} - e_{t_2-1})^2}{\sum_{t_2=1}^{n_2} e_{t_2}^2} \quad (45)$$

В блоці 26 розраховується за формулою (13) середня відносна помилка за модулем – Mean Absolute Percentage Error ($MAPE$) для змінних, що утримують в якості значень оптимальних за SSE_1 і SSE_2 моделі і часових рядів D_1 і D_2 , які включають значення контрольованих параметрів на допрогнозованому етапі:

$$|MAPE|_1 = |\bar{\delta}|_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{t_1=1}^{n_1} \left| \frac{\hat{y}_{t_1} - y_{t_1}}{y_{t_1}} \right| \cdot 100\%, \quad (46)$$

$$|MAPE|_2 = |\bar{\delta}|_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{t_2=1}^{n_2} \left| \frac{\hat{y}_{t_2} - y_{t_2}}{y_{t_2}} \right| \cdot 100\%, \quad (47)$$

де n_{i1} і n_{i2} – кількість рівнів часових рядів, для яких визначались прогнозні значення.

Характеристики $MAPE$ достатньо широко використовуються для порівняння точності прогнозування різномірних об'єктів прогнозу. При цьому зустрічаються вказівки на те, що значення $|\bar{\delta}| < 10\%$ свідчить про високу точність моделі, при значеннях вказаної характеристики саме в діапазоні 10-20% точності можна визнати хорошою, при $20\% < |\bar{\delta}| < 50\%$ – задовільною.

В блоці 27 формуються вектори прогнозних значень

$$VX_1 = [f_1(D_1 sse_1, t_{11}, t_{21}, t_{p1}, p_{min1}, p_{max1})], \quad (48)$$

$$VX_2 = [f_2(D_2 sse_2, t_{12}, t_{22}, t_{p2}, p_{min2}, p_{max2})]. \quad (49)$$

В блоці 28 вводяться (формулюються) i_1 і i_2 – змінні для прогнозуючого алгоритму для P_{min1} і P_{min2} – лічильники циклу з відповідними параметрами.

В блоці 29 проводиться перевірка $V_{i1} < P_{min1}$ і $V_{i2} < P_{min2}$ прогнозуючих векторів для P_{min1} і P_{min2} . Якщо умови виконуються, то подальші розрахунки проводяться в блоці 30. Якщо умови не

виконуються, то перевірка рядів проводиться в блоці 28 (перевірка визначених значень для відповідних значень i_1 і i_2).

В блоці 30 розраховуються t_{min1} і t_{min2} – прогнозний час виходу за межі мінімальних значень параметрів.

В блоці 31 вводяться (формується) i_1 і i_2 – змінні для прогнозуючого алгоритму для P_{max1} і P_{max2} – лічильники циклу з відповідними параметрами.

В блоці 32 проводиться перевірка $V_{i1} > P_{max1}$ і $V_{i2} > P_{max2}$ прогнозуючих векторів для P_{max1} і P_{max2} . Якщо умови виконуються, то подальші розрахунки проводяться в блоці 33. Якщо умови не виконуються, то перевірки рядів проводяться в блоці 31 (перевірка визначених значень для відповідних значень i_1 і i_2).

В блоці 33 розраховуються t_{max1} і t_{max2} – прогнозний час виходу за межі максимальних значень параметрів.

Наприкінці розрахунку одержуємо можливість отримання прогнозу технічних параметрів стану ТЗ на відповідний період прогнозу – інтервалі упередження. Якщо виникає потреба у визначенні параметрів стану ТЗ з найменшими значеннями часу прогнозу, саме при якому відбудеться вихід за допустимі обмеження параметрів технічного стану, то розрахунок продовжується, починаючи з блоку 34.

В блоці 34 формуються масиви структур даних про прогнозування і параметрів $P_1(i_1)$ і $P_2(i_2)$, що складаються з двох записів (t_{max1}, t_{min1}) і (t_{max2}, t_{min2}) , де t_{max1} і t_{max2} – номери періодів прогнозування, на яких відбувається вихід за межі максимально допустимих значень i -параметрів і t_{min1} і t_{min2} – номери періодів прогнозування, на яких відбувається вихід за межі мінімального допустимих значень i -параметрів. У випадку, якщо відсутній вихід значень за допустимі межі, відповідні поля містять значення -1.

У блоці 35 визначаються мінімальні значення періодів t_1 і t_2 , на яких відбуваються виходи за допустимі значення параметрів і формуються номери параметрів N_1 і N_2 з мінімальними значеннями періодів виходу за допустимі значення досліджуваних параметрів технічного стану.

У блоці 36 вводяться додаткові змінні – лічильники циклів i_1 і i_2 та відбуваються їх зміни.

В блоці 37 проводяться перевірки знаходження параметрів мінімальних значень часу в інтервалі від t_1 і t_2 до 0 за допомогою функції \min , що розраховує одночасно мінімум двох значень. Перевірка проводиться одночасно для

$$t_1 > \min(P_1(i_1) \cdot t_{max1}, P_1(i_1) \cdot t_{min1}) \text{ і для } \min(P_1(i_1) \cdot t_{max1}, P_1(i_1) \cdot t_{min1}) > 0, \quad (50)$$

$$t_2 > \min(P_2(i_2) \cdot t_{max2}, P_2(i_2) \cdot t_{min2}) \text{ і для } \min(P_2(i_2) \cdot t_{max2}, P_2(i_2) \cdot t_{min2}) > 0. \quad (51)$$

Якщо результати перевірки не задовольняють умовам блоку – проводиться зміна змінних – лічильників циклів i_1 і i_2 в блоці 37. Якщо виконується – подальший розрахунок відбувається в блоці 38, де розраховуються значення мінімальних значень часу за допомогою функції \min , що розраховує одночасно мінімум двох значень для i -х номерів параметрів N_1 і N_2 з мінімальними значеннями періоду виходу за допустимі значення досліджуваних параметрів. Розрахунок проводиться одночасно для

$$t_1 = \min(P_1(i_1) \cdot t_{max1}, P_1(i_1) \cdot t_{min1}) \text{ при } N_1 = i, \quad (52)$$

$$t_2 = \min(P_2(i_2) \cdot t_{max2}, P_2(i_2) \cdot t_{min2}) \text{ при } N_2 = i. \quad (53)$$

В блоці 39 проводиться перевірка для випадку, якщо відсутній вихід значень за допустимі межі і відповідні поля містять значення $t_1 = t_2 = -1$. Якщо умови виконуються, в блоці 40 програма видає повідомлення про той факт, що варіантів не існує. Якщо виконуються, то в блоці 41 формуються (наводяться) відповідно мінімальних значень часу t_1 і t_2 , і номери параметрів N_1 і N_2 з мінімальними значеннями періоду виходу за допустимі значення досліджуваних параметрів.

Висновки

У результаті проведеного дослідження можна зробити кілька важливих висновків щодо алгоритмів моніторингу показників експлуатації транспортних засобів.

1. Аналіз показав, що багато з існуючих алгоритмів моніторингу досить ефективні, проте є простір для вдосконалення у виявленні певних видів несправностей та прогнозуванні їхнього виникнення.

2. Визначено, що різні фактори, такі як умови експлуатації, навантаження, робочі характеристики транспортних засобів та інші, мають великий вплив на їхній технічний стан.

3. Розроблено і сформовано інформаційну систему оцінювання способів забезпечення системних властивостей ТЗ, що здійснює моніторинг параметрів технічного стану, діагностування і можливість прогнозувати їх технічний стан в умовах експлуатації.

4. Розроблена на основі бортового комплексу ITS загальна структура систем моніторингу ТЗ та інформаційної взаємодії між елементами ITS в процесах моніторингу параметрів стану.

5. Розроблені: алгоритм процесу збору даних про технічний стан ТЗ та інформаційної системи моніторингу, процесу діагностування стану і визначення статусу несправностей у складі розробленої інформаційної системи, а також алгоритм прогнозування значень контрольованих параметрів стану в умовах експлуатації.

6. Впровадження передових алгоритмів моніторингу може значно підвищити ефективність та безпеку експлуатації транспортних засобів, що стане важливим кроком у розвитку сучасних транспортних систем.

Загалом, результати дослідження свідчать про значний потенціал у вдосконаленні алгоритмів моніторингу показників експлуатації транспортних засобів, що сприятиме підвищенню їхньої ефективності та безпеки.

Перелік використаних джерел:

1. Josh S.S., Maas N., Schramm D. A vehicle dynamics based algorithm for driver evaluation. *Proceedings of 11th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, Coimbatore, India, 05-06 January 2017. Pp. 40-44. DOI: <https://doi.org/10.1109/isco.2017.7856028>.
2. The peculiarities of monitoring road vehicle performance and environmental impact / I. Kuric, V. Mateichyk, M. Śmieszek, M. Tsiuman, N. Goridko, I. Gritsuk. *MATEC Web of Conferences*, 2018. Vol. 244. Pp. 1-7. DOI: <https://doi.org/10.1051/mateconf/201824403003>.
3. Vehicle and driver monitoring system using On-Board and remote sensors / A.E. Campos-Ferreira, J. De J. Lozoya-Santos, J.C. Tudón-Martínez, R.A. Ramírez-Mendoza, A.H. Martínez, R. Morales-Menéndez, D. Lozano. *Sensors*. 2023. Vol. 23(2). Pp. 1-30. DOI: <https://doi.org/10.3390/s23020814>.
4. Tang Y. Monitoring algorithm for speed information of autonomous vehicles based on magnetoresistive sensor. *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*. 2020. Vol. 14. Number 1. Pp. 43-52.
5. Performance evaluation of vehicle-based mobile sensor networks for traffic monitoring / X. Li, W. Shu, M. Li, H. Huang, P. Luo, M. Wu. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2009. Vol. 58(4). Pp. 1647-1653. DOI: <https://doi.org/10.1109/tvt.2008.2005775>.
6. Moon H.S., Chellappa R., Rosenfeld A. Performance analysis of a simple vehicle detection algorithm. *Image and Vision Computing*. 2002. Vol. 20(1). Pp. 1-13. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0262-8856\(01\)00059-2](https://doi.org/10.1016/s0262-8856(01)00059-2).
7. Driver monitoring algorithm for advanced vehicle safety assistance system / A. Karthikeyan, R. Mythili, S. Prasanna, C. Naveen, P. Kg. *Proceedings of 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, Coimbatore, India, 06-07 March 2020. Pp. 332-335. DOI: <https://doi.org/10.1109/icaccs48705.2020.9074409>.
8. Stämpfle M., Holz D.E., Becker J.C. Performance evaluation of automotive sensor data fusion. *Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Transportation Systems*, Vienna, Austria, 16 September 2005. Pp. 50-55. DOI: <https://doi.org/10.1109/itsc.2005.1520114>.
9. Cognitive model of the internal combustion engine / V. Vychuzhanin et al. *SAE Technical Paper*. 2018. DOI: <https://doi.org/10.4271/2018-01-1738>.
10. Особливості моніторингу стану транспортних засобів з використанням бортових діагностичних комплексів / В.П. Матейчик, В.П. Волков, П.Б. Комов, І.В. Грицук, А.П. Комов, Ю.В. Волков. *Управління проектами, системний аналіз і логістика*. 2014. Вип. 13. С. 126-138.

References:

1. S.S. Joshi, N. Maas, and D. Schramm, «A vehicle dynamics based algorithm for driver evaluation», in *Proceedings of 11th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, Coimbatore, India, 2017, pp. 40-44. doi: 10.1109/isco.2017.7856028.
2. I. Kuric, V. Mateichyk, M. Śmieszek, M. Tsiuman, N. Goridko, and I. Gritsuk, «The peculiarities

- of monitoring road vehicle performance and environmental impact», *MATEC Web of Conferences*, vol. 244, pp. 1-7, 2018. doi: [10.1051/mateconf/201824403003](https://doi.org/10.1051/mateconf/201824403003).
3. A.E. Campos-Ferreira et al., «Vehicle and driver monitoring system using On-Board and remote sensors», *Sensors*, vol. 23(2), pp. 1-30, 2023. doi: [10.3390/s23020814](https://doi.org/10.3390/s23020814).
 4. Y. Tang, «Monitoring Algorithm for Speed Information of Autonomous Vehicles Based on Magnetoresistive Sensor», *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, vol. 14, № 1, pp. 43-52, 2020.
 5. X. Li, W. Shu, M. Li, H. Huang, P. Luo, and M. Wu, «Performance Evaluation of Vehicle-Based mobile sensor networks for traffic monitoring», *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58(4), pp. 1647-1653, 2009. doi: [10.1109/tvt.2008.2005775](https://doi.org/10.1109/tvt.2008.2005775).
 6. H.S. Moon, R. Chellappa, and A. Rosenfeld, «Performance analysis of a simple vehicle detection algorithm», *Image and Vision Computing*, vol. 20(1), pp. 1-13, 2020. doi: [10.1016/s0262-8856\(01\)00059-2](https://doi.org/10.1016/s0262-8856(01)00059-2).
 7. A. Karthikeyan, R. Mythili, S. Prasanna, C. Naveen, and P. Kg, «Driver Monitoring Algorithm for Advanced Vehicle Safety Assistance System», in Proceedings of 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS), Coimbatore, India, 2020, pp. 332-335. doi: [10.1109/icaccs48705.2020.9074409](https://doi.org/10.1109/icaccs48705.2020.9074409).
 8. M. Stämpfle, D.E. Holz, and J.C. Becker, «Performance evaluation of automotive sensor data fusion», in Proceedings of 2005 IEEE Intelligent Transportation Systems, Vienna, Austria, 2005, pp. 50-55. doi: [10.1109/itsc.2005.1520114](https://doi.org/10.1109/itsc.2005.1520114).
 9. V. Vychuzhanin et al., «Cognitive Model of the Internal Combustion Engine», *SAE Technical Paper*, 2018. doi: [10.4271/2018-01-1738](https://doi.org/10.4271/2018-01-1738).
 10. V.P. Mateichyk, V.P. Volkov, P.B. Komov, I.V. Gritsuk, A.P. Komov, and Ju. V. Volkov, «Osoblyvosti monitorynhu stanu transportnykh zasobiv z vykorystanniam bortovykh diahnostychnykh kompleksiv» [«Features of monitoring of vehicles state with using of board diagnostic complexes»], *Upravlinnia proektamy, systemnyi analiz i lohistyka – Project management, system analysis and logistics*, № 13, pp. 126-138, 2014. (Ukr.)

Рецензент: І.П. Гончарук
канд. техн. наук, доц., ОНМУ

Стаття надійшла 12.02.2023

Стаття прийнята 14.04.2023

УДК 629.5:656.6

doi: [10.31498/2225-6733.47.2023.300119](https://doi.org/10.31498/2225-6733.47.2023.300119)

© Петровський А.В.¹, Ісайчев А.Г.², Злобін Ю.О.³

ЗАСАДИ РОЗРАХУВАННЯ ТА НАЛАГОДЖЕННЯ НАВІГАЦІЙНИХ ПАРАМЕТРІВ БЕЗПЕЧНИХ ГЛИБИН ПРИ ПЛАНУВАННІ МАРШРУТУ

У статті розглянуті питання налагодження SENC щодо попередньої прокладки з урахуванням використання різних додаткових накладань: NavTex, АІО, погодних карт. Показані причини та наслідки відсутності глибинного розуміння параметрів безпеки щодо навігаційних глибин для прокладки маршруту. Запропоновано один з варіантів моделі розрахування контуру безпеки Safety Contour та УКС, а також

¹ канд. техн. наук, доцент, Херсонська державна морська академія, м. Херсон, ORCID: [0000-0002-3337-9577](https://orcid.org/0000-0002-3337-9577), andrevanybody@gmail.com

² капітан далекого плавання, ст. викладач, Херсонська державна морська академія, м. Херсон, ORCID: [0009-0005-3490-2111](https://orcid.org/0009-0005-3490-2111), falcongleb@ukr.net

³ капітан далекого плавання, інструктор, Херсонський морський спеціалізований тренажерний центр, м. Херсон, ORCID: [0009-0002-7202-0206](https://orcid.org/0009-0002-7202-0206)