

Крок 10. Правові та реєстраційні аспекти.

10.1. Дотримання правових вимог та реєстрація переобладнаного електромобіля відповідно до законодавства [6-8].

### Висновки

Можливість переробки автомобілів із ДВЗ на електромобілі дозволяє значно зменшити викиди CO<sub>2</sub> та інших шкідливих речовин, сприяючи поліпшенню навколишнього середовища та зменшенню витрат на паливо. В роботі проведено дослідження можливості конвертації автомобіля Mitsubishi ASX 2010 в електромобіль, представлено відповідний план.

### Література

1. Levine, J. (2019). *Electric Vehicle Integration into Modern Power Networks*. Springer.
2. Gao, X., & Hua, J. (2020). Energy management strategy of electric vehicle: A review. *IEEE Access*, 8, 21675-21690.
3. Miller, C., & Madi, H. (2020). Review of electric vehicle charger infrastructure: An overview of EV charging technology. *IEEE Access*, 8, 140486-140500.
4. Nijman, C., & Brown, J. S. (2018). Transitioning to electric vehicles in the USA: Insights from household vehicle ownership data. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 59, 346-358.
5. Farias, T. L., & Mansano, R. D. (2021). Electric vehicle battery life cycle assessment: A review. *Journal of Cleaner Production*, 276, 124080.
6. Hübner, J., & Koziel, S. (2019). Electric vehicle in urban area—environmental analysis. In *Energies* (Vol. 12, No. 10, p. 1887). MDPI.
7. Pisu, P., & Rizzoni, G. (2011). A technical and economic analysis of plug-in hybrid electric vehicle impact on commercial delivery vehicle fleet operations. In *2011 American Control Conference (ACC)* (pp. 4286-4293). IEEE.
8. United Nations. (2015). *The Paris Agreement*. Retrieved from <https://unfccc.int/process-and-meetings/the-paris-agreement/the-paris-agreement>.

Нечаус Андрій Олександрович, к.т.н., доцент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, [nechaus@ukr.net](mailto:nechaus@ukr.net), 067-777-0224

Рикун Володимир Георгійович, к.т.н., доцент, Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Інститут цивільної авіації, [rykun.vova1961@gmail.com](mailto:rykun.vova1961@gmail.com), 050-3010197

Васильєв Владислав Юрійович, студент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, [vladislav899900@gmail.com](mailto:vladislav899900@gmail.com), 093-905-9882

## ЗАСТОСУВАННЯ СИСТЕМ АВТОМАТИЗОВАНОЇ ОБРОБКИ АВТОМОБІЛЬНОЇ ДІАГНОСТИЧНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

Сучасні автомобільні діагностичні комплекси на підставі аналізу роботи

бортового комп'ютера, а також результатів застосування зовнішніх вимірювальних датчиків та пристроїв, дозволяють визначати технічний стан автомобіля, прямо або опосередковано елемент, який відмовив, та можливі причини його відмови, якщо така відмова залежна.

На рисунку 1 наведено один з трьох етапів рекомендованого циклу випробування легкового автомобіля згідно [1]. Цей етап має тривалість 600 с, а, відповідно, повний цикл випробування – 1800 с. Також на рисунку, для прикладу, наведено осцилограма періоду роботи системи запалювання одного циліндру 1, який має тривалість порядку від 4 до 8 мс і складається з п'яти визначальних ділянок, та період роботи  $\lambda$ -датчика 2, який має тривалість порядку від 1,5 до 2 с. Вважаючи, що автомобільний осцилограф дозволяє провести подібні вимірювання, слід уявити кількість вимірювальної інформації для кількох десятків контрольованих сигналів, а також кількість інформації, яку повинен проаналізувати діагност для визначення причини відмови.

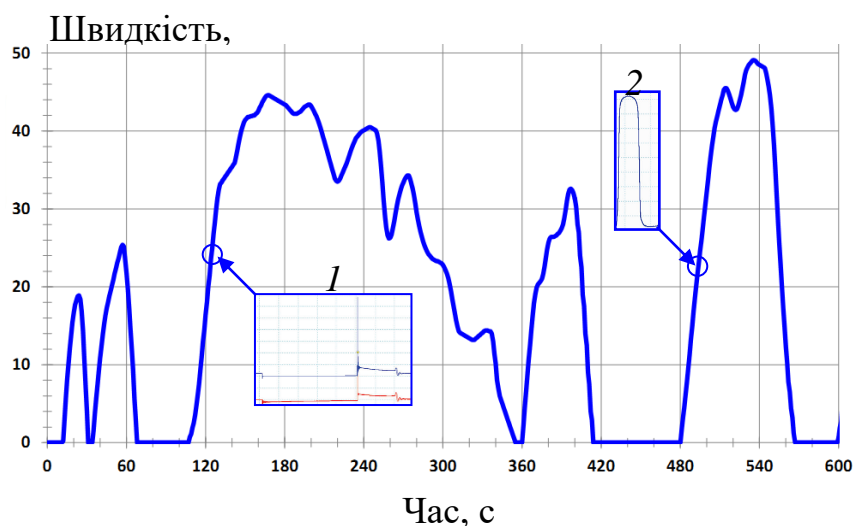


Рисунок 1 – Перший етап рекомендованого циклу випробування легкового автомобіля згідно [1]

З цієї точки зору, актуальним є питання застосування автоматизованих систем обробки діагностичної інформації, що звісно розвиваються, і реалізують різноманітні підходи вирішення поставленого завдання. У роботах [2, 3] запропоновано ділення осцилограм на характерні ділянки, які можуть бути порівняні з характерними для даного сигналу зразковими осцилограмами. Однак, вважаючи, що кожен автомобіль, кожен його елемент є, по-суті, унікальним тою чи іншою мірою, можна уявити, якою великою повинна бути база даних зразкових осцилограм. В такому випадку, більш сучасними та більш ефективними слід вважати технології штучного інтелекту, як описано, наприклад, у роботах [4, 5]. Розглянемо деякі з них.

Дерево рішень (CART – Classification And Regression Trees) є одним із підходів прогнозного моделювання, який розробляє деревоподібні моделі процесів прийняття рішень для досягнення певної мітки класу. Процес навчання вимагає вхідних наборів даних, наприклад, вимірювань системи, бажано для всіх сценаріїв, які потрібно класифікувати. Крім того, кожен набір

даних повинен мати мітку, яка вказує, до якого класу несправності він належить. Іншою необхідною умовою є визначення набору діагностичних ознак, які потенційно можна застосовувати у процесі формування діагностичного висновку. У сфері машинного навчання функції в наборах даних також називають предикторами. Стандартний CART вибирає предиктор розділення, який максимізує виграш критерію розподілу над усіма можливими розподілами всіх предикторів [6]. Тому розрахунок індексу різноманітності (GDI – Gini Diversity Index) включено в алгоритм. Після оцінки GDI для кожного предиктора алгоритм обирає предиктор, який має найвищий коефіцієнт GDI для розбиття. Розрахунок повторюється, оскільки дерево продовжує рости. Він припиняється, коли виконується умова припинення.

Штучні нейронні мережі (ANN – Artificial neural networks) – це біологічно подібні парадигми програмування, які дозволяють комп'ютеру навчатися на основі даних спостережень. ANN намагається зрозуміти дані у термінах ієрархії концепцій, де кожна концепція визначається через її зв'язок із більш простими концепціями. Ієрархія понять дозволяє комп'ютеру вивчати багато складних понять. Оскільки складні концепції складаються з простіших концепцій у кількох шарах нейронів на відміну від одного шару, цей підхід називають глибоким навчанням [7]. Глибоке навчання було успішно застосоване до різних проблем, таких як розпізнавання зображень, розпізнавання мови, обробка природної мови та прогнозування часових рядів. На відміну від простіших алгоритмів машинного навчання, нейронні мережі мають можливість витягувати шаблони з необроблених даних, щоб навчитися суті проблеми. ANN також розглядаються як універсальні апроксиматори функцій. Вони здатні апроксимувати будь-яку функцію з довільною точністю. Ці дві основні особливості роблять його придатним для застосування до проблеми класифікації несправностей.

Згорткові нейронні мережі (CNN – Convolutional Neural Networks) були вперше представлені близько 30 років тому і знову набули популярності у останні роки [8]. CNN використовуються в широкому діапазоні програм, включаючи розпізнавання зображень, відео та мови. Прикладами є використання CNN для класифікації та оцінки сигналів руками, рукописні цифри, дорожні знаки, обличчя. Модель CNN завжди має однакову загальну структуру, оскільки складається з послідовності кількох згорткових шарів і завершується з повністю з'єднаними шарами. Залежно від вхідних даних, CNN не досягає автоматично кращої точності, коли він збільшується в глибину. CNN з меншою кількістю шарів може перевершити глибший CNN.

## Висновки

Застосування технологій штучного інтелекту є сучасним рівнем розвитку інформаційних систем, які здатні вирішувати широкий клас прикладних завдань. Впровадження таких систем у алгоритми обробки автомобільної діагностичної інформації дозволить суттєво підвищити швидкість та якість діагностики автомобільного транспорту, а також визначати першопричини

появи відмов автомобілях вузлів та агрегатів.

## Література

1. Worldwide Harmonized Light-Duty Vehicles Test Procedure, <https://www.unece.org/fileadmin/DAM/trans/doc/2014/wp29/ECE-TRANS-WP29-2014-027e.pdf>.
2. Jacob A. Crossman, Hong Guo, Yi Lu Murphey, and John Cardillo. Automotive Signal Fault Diagnostics – Part I: Signal Fault Analysis, Signal Segmentation, Feature Extraction and Quasi-Optimal Feature Selection. IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY, VOL. 52, NO. 4, JULY 2003, DOI: 10.1109/TVT.2002.807635.
3. Yi Lu Murphey, Jacob A. Crossman, Zhi Hang Chen, and John Cardillo. Automotive Fault Diagnosis – Part II: A Distributed Agent Diagnostic System. IEEE TRANSACTIONS ON VEHICULAR TECHNOLOGY, VOL. 52, NO. 4, JULY 2003, DOI: 10.1109/TVT.2003.814236.
4. S. Meckel, T. Schuessler, P.K. Jaisawal et al. Generation of a diagnosis model for hybrid-electric vehicles using machine learning / Microprocessors and Microsystems 75 (2020) 103071, <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103071>.
5. Kaplan, H.; Tehrani, K.; Jamshidi, M. A Fault Diagnosis Design Based on Deep Learning Approach for Electric Vehicle Applications. Energies 2021, 14, 6599. <https://doi.org/10.3390/en14206599>.
6. L. Breiman. Classification and regression trees, Routledge, 2017, <https://doi.org/10.1201/9781315139470>.
7. I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, Deep learning, MIT press, 2016, <http://www.deeplearningbook.org>.
8. A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks / Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012), 2012, pp. 1097-1105. ISBN: 9781627480031.

Нечаус Андрій Олександрович, к.т.н., доцент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, [nechaus@ukr.net](mailto:nechaus@ukr.net), 067-777-0224

Воронінко Максим Андрійович, студент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, [voroninkomaksim@gmail.com](mailto:voroninkomaksim@gmail.com), 066-407-4570

## ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ГІБРИДНОЮ СИЛОВОЮ УСТАНОВКОЮ ЕЛЕКТРОМОБІЛЯ У ДИНАМІЧНИХ РЕЖИМАХ

Гібридний електромобіль відрізняється від автомобіля з ДВЗ чотирма різними частинами: пристроєм для зберігання великої кількості електричної енергії; електричною машиною для перетворення електричної енергії на механічний крутний момент; модифікованим ДВЗ, пристосованим до гібридного електричного використання; системою передачі між двома різними методами руху. З точки зору інтеграції компонентів, гібридний електромобіль являє собою,