

УДК 621.43.001.5

Слинько Г.І.<sup>1</sup>, Тхор Є.А.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> д-р техн. наук, проф. НУ «Запорізька політехніка»

<sup>2</sup> асп. гр. А-133.13 НУ «Запорізька політехніка»

## **ДІАГНОСТИКА РЕЖИМІВ РОБОТИ ДВИГУНА ВНУТРІШНЬОГО ЗГОРАННЯ ЗА АУДІОСИГНАЛОМ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

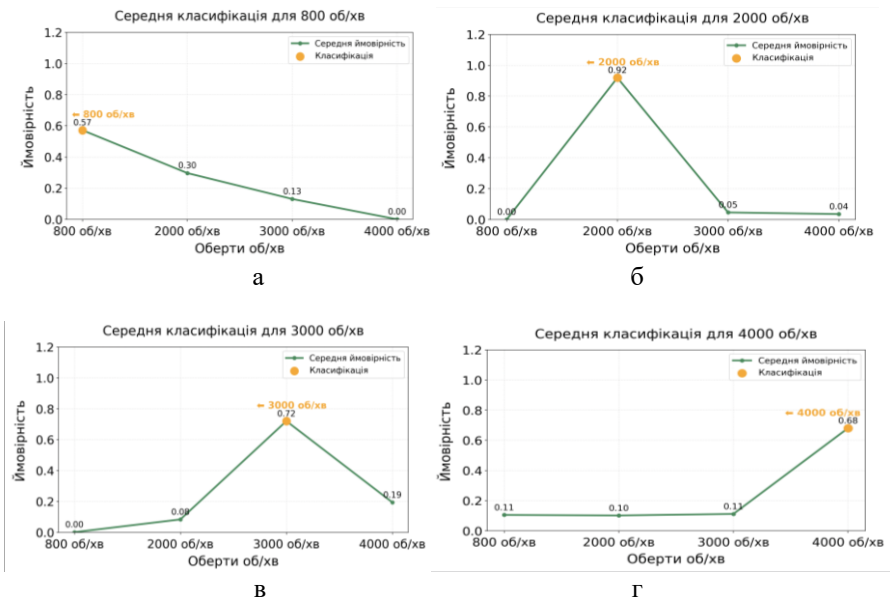
У сучасному автотранспорті своєчасна діагностика технічного стану двигуна внутрішнього згорання (ДВЗ) є важливою умовою його надійної експлуатації. Одним із перспективних методів є акустичний аналіз звукового сигналу, що генерується двигуном у процесі роботи [1–3]. У межах цього дослідження було записано аудіосигнали роботи двигуна Škoda Fabia 1.2 MPI з пробігом 215 тис. км у чотирьох режимах: 800 хв<sup>-1</sup>, 2000 хв<sup>-1</sup>, 3000 хв<sup>-1</sup> та 4000 хв<sup>-1</sup>. Далі, на основі цих аудіофайлів, було створено самописну нейронну мережу в середовищі Python з використанням бібліотек TensorFlow та librosa [4]. Навчання мережі здійснювалось шляхом подання спектрограм як вхідних ознак, відповідно до обертів двигуна. Після завершення тренування, була проведена класифікація аудіофайлів, які не входили до навчальної вибірки. На рисунку 1 наведено приклади результатів класифікації нейромережею для кожного з режимів роботи двигуна.

Запис аудіосигналів здійснювався за допомогою професійного портативного рекордера Zoom H1. Усі режими роботи двигуна записувались у однакових умовах, при незмінному положенні мікрофона відносно моторного відсіку, що дозволило мінімізувати вплив зовнішніх чинників та забезпечити коректність порівняння. Об'єктом дослідження був справний двигун автомобіля з пробігом понад 200 тис. км. Зазначимо, що у даній задачі нейронна мережа не аналізувала зміни в частотному складі сигналу як основний класифікаційний ознаковий простір. Натомість, як показали спектрограми, головною особливістю, що змінювалась з ростом обертів, була загальна гучність сигналу, яка рівномірно зростала в усьому частотному діапазоні. Це було підтверджено обчисленням гучності у дБПШ (децибел повної шкали, англ. dBFS – decibels relative to full scale), де 0 дБПШ відповідає максимальному цифровому рівню, а значення <0 вказують на нижчі рівні сигналу:

- для 800 хв<sup>-1</sup>: –28,03 дБПШ;
- для 2000 хв<sup>-1</sup>: –21,26 дБПШ;
- для 3000 хв<sup>-1</sup>: –15,57 дБПШ;
- для 4000хв<sup>-1</sup>: –16,41 дБПШ.

У межах даного дослідження була розроблена методика акустичної діагностики режимів роботи двигуна внутрішнього згорання з використанням нейронної мережі. Методика включає в себе запис аудіосигналів з подальшим спектральним аналізом та подачею спектрограм у якості вхідних даних для штучної нейромережі. Метою є визначення режиму роботи двигуна (обертів колінчастого валу) за аудіосигналом. Для цього було зібрано вибірку звуків роботи двигуна на  $800 \text{ хв}^{-1}$ ,  $2000 \text{ хв}^{-1}$ ,  $3000 \text{ хв}^{-1}$  та  $4000 \text{ хв}^{-1}$ .

На рисунку 1, а зображено результат класифікації для режиму  $800 \text{ хв}^{-1}$ . Найвища ймовірність (0,59) спостерігається саме для цього режиму, що свідчить про правильну роботу мережі. На рисунку 1, б – результат для режиму  $2000 \text{ хв}^{-1}$ , де також з великою впевненістю (0,74) класифікація була здійснена вірно. Рисунок 1, в демонструє класифікацію для  $3000 \text{ хв}^{-1}$  – ймовірність цього режиму склала 0,58. Нарешті, на рисунку 1, г видно впевнене розпізнавання режиму  $4000 \text{ хв}^{-1}$  з результатом 0,84. Отже, самописна нейромережа продемонструвала здатність до надійної класифікації акустичних сигналів роботи ДВЗ за режимами обертів колінчастого валу.



а –  $800 \text{ хв}^{-1}$ ; б –  $2000 \text{ хв}^{-1}$ ; в –  $3000 \text{ хв}^{-1}$ ; г –  $4000 \text{ хв}^{-1}$

Рисунок 1 – Результат класифікації нейромережею аудіосигналу на різних частотах обертання двигуна

Таким чином, акустична діагностика з використанням штучного інтелекту може бути надійним і доступним інструментом для попередньої оцінки технічного стану ДВЗ. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення кількості класів і класифікацій та інтеграцію цієї методики у портативні діагностичні системи.

### **СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ**

1. Li Zengfang, He Yong, Xu Gaohuan. Engine Fault Diagnosis Model Based on Sound Intensity Analysis and Neural Network Integration [J]. *Journal of Agricultural Machinery*, 2008. 39 (12). С. 170–173.

2. Тхор Є. А., Сухонос Р. Ф., Слинько В. В. Дослідження можливостей діагностики ДВЗ з використанням акустичних систем // Інноваційні технології розвитку машинобудування та ефективного функціонування транспортних систем : тези доповідей Всеукр. наук.-техн. інтернет-конф., 28–29 листопада 2019 р. Рівне : Нац. ун-т водного господарства та природокористування. 2019. С. 145–146.

3. Слинько Г. І., Сухонос Р. Ф., Тхор Є. А. Особливості діагностики технічного стану ДВЗ з використанням акустичних систем // Інформаційні технології: теорія і практика : матеріали II Всеукр. Інтернет-конф. здобувачів вищої освіти і молодих учених, 4 квітня 2019 р. Запоріжжя : ЗНТУ, 2019. С. 98–99.

4. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. MIT Press, 2016. 800 p. DOI: 10.1007/s10710-017-9314-z