

СУЧАСНІ МЕТОДИ ЗАСТОСУВАННЯ ПОРШНЕВИХ ДВИГУНІВ У ГІБРИДНИХ ЕНЕРГЕТИЧНИХ УСТАНОВКАХ ДЛЯ ТРАНСПОРТУ ТА ВИРОБНИЦТВА ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ.

Кривда Віталій Валерійович, канд. техн. наук, доцент кафедри автомобілів та автомобільного господарства, Національний технічний університет

«Дніпровська політехніка»

e-mail: krivda.v.v@nmu.one, ORCID: 0000-0002-8304-2016

Сакно Ольга Петрівна, канд. техн. наук, доцент кафедри автомобілів та автомобільного господарства, Національний технічний університет

«Дніпровська політехніка»

e-mail: sakno.o.p@nmu.one, ORCID: 0000-0003-4672-6651

Сакно Олена Русланівна, бакалавр,

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

e-mail: sakno.o.r@nmu.one

Актуальність теми роботи пов'язана з аналізом сучасних підходів до використання поршневих двигунів у складі гібридних енергоустановок, особливо в контексті транспорту та енергетичних систем. Окрема увага приділяється розвитку поршневих двигунів, які працюють на водні, як перспективному джерелі енергії для зменшення залежності від викопного палива.

Метою дослідження є визначення вихідних параметрів нейроматематичної моделі енергетичного балансу для оптимізації роботи гібридної системи.

Об'єктом дослідження енергетичний потік у гібридному автомобілі.

Предметом дослідження є керування енергетичними потоками в реальному часі у гібридному автомобілі.

Робота присвячена аналізу сучасних методів та підходів до використання поршневих двигунів у складі гібридних енергоустановок, особливо в контексті транспорту та енергетичних систем.

Розглянуто традиційні поршневі двигуни і їхні обмеження. Поршневі двигуни внутрішнього згоряння (ДВЗ) використовуються у транспорту протягом багатьох десятиліть, але вони характеризуються високими викидами шкідливих речовин та низькою енергоефективністю. Основні проблеми традиційних ДВЗ полягають у значному споживанні палива, втраті теплової енергії та обмеженому потенціалі для подальшого вдосконалення у напрямку екологічної стійкості [1].

Ефективність традиційного поршневого двигуна, математично, можна описати через тепловий баланс і втрати енергії. Загальна ефективність ДВЗ (η) визначається як відношення корисної механічної роботи до загальної енергії палива, що згоряє в двигуні:

$$\eta = \frac{W_{кор.}}{Q_{пал.}} \quad (1)$$

де $W_{кор.}$ – корисна механічна робота, яку двигун виробляє для виконання корисної дії (наприклад, рух автомобіля);
 $Q_{п.}$ – загальна енергія, що міститься в паливі, яка розраховується як продукт маси палива і його теплотворної здатності.

Однак, через теплові втрати $Q_{втр.}$, реальна ефективність значно нижча:

$$\eta_{р.} = \frac{W_{кор.}}{Q_{п.} + Q_{втр.}}$$

Теплові втрати можна описати як суму кількох компонентів:

$$Q_{вт.} = Q_{тер.} + Q_{тепло} + Q_{випар.}, \quad (2)$$

де $Q_{тер.}$ – втрати через тертя між рухомими частинами двигуна;
 $Q_{тепло}$ – втрати тепла через вихлопні гази та систему охолодження;
 $Q_{випар.}$ – втрати енергії через неповне згоряння палива та втрати тепла в системі вихлопу.

Таким чином, для підвищення ефективності двигуна потрібно мінімізувати $Q_{втрати}$ за рахунок зменшення тертя (використання нових матеріалів або мастил), покращення згоряння палива та зниження теплових втрат. Якщо розглядати залежність ДВЗ від викопного палива, можна врахувати витрати палива і енергетичний вихід при згорянні. Витрати палива можна описати через наступну формулу:

$$C_{п.} = \frac{m_{п.}}{\eta_{д.}} \quad (3)$$

де $C_{п.}$ – кількість спожитого палива;
 $m_{п.}$ – маса палива, що згоряє;
 $\eta_{д.}$ – ефективність двигуна, яка визначає, скільки енергії було перетворено у корисну роботу.

В якості математичної моделі гібридної системи, можна застосувати складну частину з двох основних компонентів, двигуна внутрішнього згоряння – генератору механічної енергії, та електричного двигуна – генератора або споживача електричної енергії.

Представимо модель енергетичного балансу.

$$P_{заг.} = P_{ДВЗ} + P_{ел.}, \quad (4)$$

де $P_{ДВЗ}$ – потужність, яку генерує ДВЗ;
 $P_{ел.}$ – потужність електродвигуна.

Тоді витрати палива C_n в такій системі можна подати через ефективність двигуна і генератора:

$$C_n = \frac{P_{ДВЗ}}{\eta_{ДВЗ}} = \frac{P_{ел.}}{\eta_{ген.}} \quad (5)$$

де $\eta_{ДВЗ}$ – коефіцієнт корисної дії двигуна внутрішнього згорання;
 $\eta_{ген.}$ – коефіцієнт корисної дії електричного генератора.

Для розрахунку енергії, що зберігається у акумуляторах або використовується з них, застосовуємо модель:

$$E_{акум.}(t) = E_{акум.}(t-1) + P_{ген.}(t) - P_{ел.}(t), \quad (6)$$

де $E_{акум.}$ – запас енергії в акумуляторі;
 $P_{ген.}$ – потужність, що генерується ДВЗ і надходить до акумулятора;
 $P_{ел.}$ – потужність, що використовується для електромотора.

Оптимізація роботи гібридної системи. Сховані шари нейронної мережі можуть містити декілька нейронів із нелінійними функціями активації (наприклад, *ReLU* [2]), які допоможуть обробляти складні взаємозв'язки між вхідними параметрами і виробляти оптимальний розподіл потужності між двигунами.

Таблиця 1 – Структура нейронної мережі

№	Прошарок	Опис
1	$\dot{P}_{ДВЗ}$	Оптимальна потужність, яку має забезпечити двигун внутрішнього згорання
2	$\dot{P}_{ел.}$	Оптимальна потужність, яку має забезпечити електрична частина

Ці виходи використовуються для того, щоб мінімізувати витрати палива за умови забезпечення необхідної потужності. Нейронна мережа повинна навчатися на основі реальних даних, які включають різні сценарії роботи гібридної системи. Виберемо основні компоненти нейроматематичної моделі застосовуючи основні характеристики системи.

Таблиця 2 – Вхідні і вихідні дані для навчання нейронної мережі

№	Прошарок	Опис
1	T	Оптимальна потужність, яку має забезпечити двигун

		внутрішнього згорання
2	L	Оптимальна потужність, яку має забезпечити електрична частина
3	$P_{заг.}$	Вимоги до загальної потужності
4	$C_n.$	Фактичні витрати палива
5	$P_{ДВЗ}$	Потужність, яку забезпечує ДВЗ
6	$P_{ел.}$	Потужність, яку забезпечує електродвигун

Математична формулювання задачі оптимізації нейронної мережі – мінімізувати витрати палива. Це можна записати як задачу оптимізації за (5):

$$\min C_n = \min \left(\frac{\dot{P}_{ДВЗ}}{\eta_{ДВЗ}} \right)$$

де $\dot{P}_{ДВЗ}$ – потужність, яку забезпечує ДВЗ (вихід нейронної мережі);
 $\eta_{ДВЗ}$ — ефективність двигуна внутрішнього згорання.

Задовільна потужність повинна забезпечувати виконання умови:

$$P_{заг.} = \dot{P}_{ДВЗ} + \dot{P}_{ел.}$$

де $P_{заг.}$ – загальна необхідна потужність,
 $\dot{P}_{ел.}$ – потужність, яку забезпечує електрична система.

Для навчання нейронної мережі використовується функція втрат – це функція, яка характеризує втрати при неправильному прийнятті рішень на основі спостережених даних.

$$\mathcal{L} = \alpha(C_n - C_n^{optim})^2 + \beta(P_{заг.} - (\dot{P}_{ДВЗ} + \dot{P}_{ел.}))^2 \quad (7)$$

де α, β – вагові коефіцієнти, що визначають важливість кожної частини функції втрат,
 C_n^{optim} – оптимальні витрати палива для певних умов експлуатації,
 $P_{заг.}$ – потреба у загальній потужності.

Нейронна мережа може мати архітектуру з кількома схованими шарами, де кожен шар обробляє вхідні дані для оптимізації розподілу потужності: Вхідний шар. $X=[T, L, P_{заг.}, P_{ел.}, P_{ДВЗ}]$. Сховані шари можуть використовувати функції активації *ReLU* або *Sigmoid* для нелінійної обробки даних [3]. Вихідний шар видає $\dot{P}_{ДВЗ}$ і $\dot{P}_{ел.}$.

Процес навчання нейронної мережі полягає у зборі даних, для чого збираються реальні дані про витрати палива, потужність ДВЗ і електромотора в

різних умовах. Нейронна мережа навчається за допомогою методу зворотного поширення помилки для мінімізації функції втрат, це метод навчання багатопарового перцептронну [4].

Висновки.

У роботі проаналізовано сучасні підходи до використання поршневих двигунів у складі гібридних енергоустановок, особливо в контексті транспорту та енергетичних систем, що є перспективним напрямком для підвищення енергоефективності транспорту та генераційних систем. Подальші дослідження у цій галузі дозволять вирішити технологічні виклики та забезпечити сталий розвиток енергетичних і транспортних систем.

Література

1. Транспортні енергетичні установки : навч. посіб. / О. М. Артюх, О. В. Дударенко, В. В. Кузьмін та ін. Запоріжжя : НУ «Запорізька політехніка», 2021. – 264 с.
2. Brownlee, Jason (8 January 2019). "[A Gentle Introduction to the Rectified Linear Unit \(ReLU\)](#)". *Machine Learning Mastery*. Retrieved 8 April 2021.
3. Han, Jun; Morag, Claudio (1995). "[The influence of the sigmoid function parameters on the speed of backpropagation learning](#)". In Mira, José; Sandoval, Francisco (eds.). *From Natural to Artificial Neural Computation. Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 930. pp. [195–201](#). doi:[10.1007/3-540-59497-3_175](#). ISBN [978-3-540-59497-0](#).
4. Werbos P. J., Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Ph.D. thesis, Harvard University, Cambridge, MA, 1974.

УДК 532.5:628.174

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ВИЗНАЧЕННЯ КОЕФІЦІЄНТУ ОПОРУ ПОВІТРЯ ПРИ ВИМІРЮВАННІ ДАЛЬНОСТІ ПОЛЬОТУ ГІДРАВЛІЧНОГО СТРУМЕНЯ

Міщенко Ігор Вікторович, канд. техн. наук, доцент кафедра ДМ і ТМ, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, e-mail: ivmishch@gmail.com, ORCID : 0000-0003-3752-4986
Чернов Вячеслав Миколайович, студент гр. А-33-22, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, e-mail: a322cvm@stud.khadi.kharkov.ua

В сучасній техніці, зокрема, у приладах протипожежного водопостачання широко використовуються вільні (незатоплені) гідравлічні струменя, які поділяються на вертикальні, нахилені та горизонтальні.

Струмені горизонтального початкового витікання часто зустрічаються на практиці. Вони виникають при контрольовану зливі рідини з резервуару, аварійному утворенні отворів у стінках судин, заповнених рідиною, при гасінні пожеж, мийці вулиць і доріг рухливими засобами тощо. Тому їхній розрахунок