

© В. В. Кривда, канд. техн. наук,
доцент кафедри,
ORCID: 0000-0002-8304-2016,
e-mail: krivda.v.v@nmu.one;

© О. П. Сакно, канд. техн. наук,
доцент кафедри,
ORCID: 0000-0003-4672-6651,
e-mail: sakno.o.p@nmu.one;

© В. Є. Олішевська, канд. техн. наук,
доцент кафедри,
ORCID: 0000-0002-3098-1351,
e-mail: olishevskav.ye@nmu.one
(НТУ «Дніпровська політехніка»)

© Vitalii Krivda, PhD,
Associate Professor,
ORCID: 0000-0002-8304-2016,
e-mail: krivda.v.v@nmu.one;

© Olha Sakno, PhD, Associate Professor,
ORCID: 0000-0003-4672-6651,
e-mail: sakno.o.p@nmu.one;

© Valentyna Olishavska, PhD,
Associate Professor,
ORCID: 0000-0002-3098-1351,
e-mail: olishevskav.ye@nmu.one
(Dnipro University of Technology)

ОБҐРУНТУВАННЯ НЕЙРОННОГО СПОСОБУ КОНТРОЛЮ ВИДУ ЖИВЛЕННЯ ДВЗ ЗАЛЕЖНО ВІД УМОВ РОБОТИ

JUSTIFICATION OF A NEURAL METHOD FOR CONTROLLING THE TYPE OF POWER SUPPLY OF AN INTERNAL COMBUSTION ENGINE DEPENDING ON OPERATING CONDITIONS

Анотація. Проведено аналіз поєднання видів живлення ДВЗ, а саме автомобільного бензину, дизельного і газоподібного палива та нейронного способу контролю живлення двигуна залежно від умов роботи.

Представлено нейронний підхід до оптимізації вибору палива за умовами експлуатації.

Нейронна система дає змогу автоматично регулювати параметри подачі палива, використовуючи адаптивний PID-регулятор (пропорційно-інтегрально-диференціальний регулятор), який в реальному часі коригує подачу палива на основі змін зовнішніх умов.

В якості вхідних параметрів нейронної мережі можливо використовувати температуру, навантаження, оберти двигуна. Для врахування більш складних умов експлуатації ДВЗ, до моделі можна додати швидкість транспортного засобу, атмосферний тиск, знос деталей двигуна, реакцію водія.

Нейронна мережа може бути навчена на основі даних із реальних або симуляційних умов, що дає їй змогу передбачати найбільш економічний режим роботи ДВЗ.

Виконана графічна візуалізація, яка допомагає зрозуміти, як витрати палива залежать від температури та навантаження для кожного типу палива.

Ключові слова: двигун внутрішнього згорання, види автомобільного палива, інтелектуальні нейронні системи контролю, модель керування процесом подачі палива, умови експлуатації, оптимізація подачі палива.

Abstract. The rapid development of the modern automotive industry and increasing requirements for environmental friendliness, energy efficiency, and economy necessitate the development of new control systems for internal combustion engines (ICEs). A topical issue for the strategic development of road transport is the design of new technologies: a combination of different fuel types and neural control of ICE power supply.

The paper analyzes the combination of types of ICE power, namely motor gasoline, diesel, and gaseous fuels, and a neural method of controlling engine power based on operating conditions.

A neural approach to optimizing fuel choice by operating conditions is presented.

The neural system allows you to automatically adjust the fuel supply parameters using an adaptive PID controller (proportional-integral-differential controller), which adjusts the fuel supply in real time based on external conditions.

The neural network can use temperature, load, and engine speed as input parameters.

To consider more complex conditions of internal combustion engine operation, the model can be supplemented with vehicle speed, atmospheric pressure, wear of engine parts, and driver reaction.

Using multi-layer neural networks allows you to adapt the fuel supply in real-time. The architecture of a neural network for this task may include several layers: an input layer that receives ambient temperature, engine load, engine speed, fuel type, atmospheric pressure, and wear level of parts; a hidden layer that performs nonlinear transformations and makes decisions based on the interaction of parameters; and an output layer that generates a fuel supply control signal.

The neural network can be trained based on data from real or simulated conditions, which allows it to predict the most economical mode of operation of the internal combustion engine.

Adaptive neural networks can be used to optimize the ratio of fuels.

A graphical visualization is performed to help understand that fuel consumption depends on temperature and load for each fuel type.

Keywords: *internal combustion engine (ICE), fuel type, intelligent neural control systems, model for controlling the fuel supply process, operating conditions, optimization of fuel feed.*

Вступ

Однією із найяскравіших характеристик розвитку будь-якої країни є автомобільний транспорт, який виконує важливу роль у функціонуванні та розвитку економіки країни, забезпеченні зв'язку, виробництва й споживання, активізації руху товарно-матеріальних потоків, підтримці мобільності робочої сили та задоволенні потреби населення у перевезеннях [1, 2].

Та використання автомобільного транспорту створює великий негативний вплив на навколишнє середовище. В Україні викиди в атмосферу шкідливих речовин, що здійснюються автомобільним транспортом, становлять 95 % усіх викидів [3].

Стрімкий розвиток сучасної автомобільної індустрії, підвищення вимог до екологічності, енергоефективності та економічності, зумовлюють необхідність розробки нових технологій.

Сьогодні одними із найбільш перспективних напрямів розвитку автомобільного транспорту, які дають змогу вирішувати проблеми екологічності, енергоефективності та економічності, можна вважати розвиток гібридних автомобілів і штучного інтелекту.

Проблеми та перспективи розвитку гібридних автомобілів розглянуто в наукових працях О. В. Бажинова, В. І. Кубіч, О. Л. Ляшук, У. М. Плекан, О. П. Цьонь, Б. Р. Гевко та багатьох інших науковців [4-6].

Серед публікацій, присвячених штучним нейронним мережам, варто відзначити наукові праці І. А. Терейковського, Д. А. Бушуєва, Л. О. Терейковської, С. О. Субботіна, В. В. Кривди, Л. М. Добровської та інших науковців [7-12].

Проведений аналіз показує, що розробка нових систем керування двигунами внутрішнього згорання (далі – ДВЗ), які об'єднують використання декількох видів пального, таких як автомобільний бензин, дизельне паливо та газоподібне паливо, із застосуванням інтелектуальних систем керування ДВЗ є актуальним та важливим завданням. Використання нейронних мереж для оптимізації

живлення ДВЗ дає змогу враховувати змінні умови експлуатації та адаптувати процес горіння до найкращих умов.

Метою роботи є розробка методів оптимізації подачі палива у ДВЗ з використанням трьох видів палива (автомобільного бензину, дизельного та газоподібного палива) та інтелектуальних нейронних систем контролю, які враховують динамічні умови експлуатації (температуру навколишнього середовища, навантаження, швидкість транспортного засобу тощо).

Основна частина

Завдання полягає у створенні диференціальної моделі керування процесом подачі палива в уніфікованому ДВЗ при використанні різних типів пального та визначенні оптимальних умов керування за допомогою нейронних мереж.

Система має коригувати подачу палива залежно від зовнішніх і внутрішніх факторів:

- температури навколишнього середовища T ;
- рівня навантаження на двигун L ;
- обертів двигуна ω ;
- типу пального P (автомобільний бензин, дизельне паливо, газоподібне паливо).

Розглянемо диференціальну модель подачі палива у двигун на основі спрощеної версії закону горіння та з врахуванням нейронної мережі для оптимізації.

Загальне рівняння динаміки потоку палива можна записати як:

$$\frac{dF(t)}{dt} = k(P, T, L)F(t) + u(t), \quad (1)$$

де $F(t)$ – об'єм подачі палива залежно від часу;

$k(P, T, L)$ – коефіцієнт витрати палива, що залежить від типу пального P , температури навколишнього середовища T і навантаження L ;

$u(t)$ – управляючий сигнал подачі палива.

Для кожного типу пального можна задати свої параметри витрати:

для автомобільного бензину:

$$k_b(T, L) = k_{b0} + \alpha_b T - \beta_b L, \quad (2)$$

для дизельного палива:

$$k_d(T, L) = k_{d0} + \alpha_d T - \beta_d L, \quad (3)$$

для газоподібного палива:

$$k_g(T, L) = k_{g0} + \alpha_g T - \beta_g L, \quad (4)$$

де k_{b0} , k_{d0} , k_{g0} – початкові коефіцієнти витрати для автомобільного бензину, дизельного палива, газоподібного палива, відповідно;

α_b , α_d , α_g – температурні коефіцієнти для автомобільного бензину, дизельного палива, газоподібного палива, відповідно;

β_b , β_d , β_g – навантажувальні коефіцієнти для автомобільного бензину, дизельного палива, газоподібного палива, відповідно.

Нейронна мережа навчається на вхідних даних про зміну параметрів (температури, навантаження, обертів) і виробляє сигнал корекції подачі палива.

Вхідними параметрами нейронної мережі є наступні параметри:

$x_1 = T$ – температура;

$x_2 = L$ – навантаження;

$x_3 = \omega$ – оберти двигуна.

Нейронна мережа генерує управляючий сигнал $u(t)$, що подається в диференціальне рівняння:

$$u(t) = W^T \cdot X + b, \quad (5)$$

де W^T – вектор ваг нейронної мережі;

X – вектор вхідних змінних;

b – зсув.

Модель керування для різних умов експлуатації.

Для кожного типу пального можна скласти відповідну систему керування та зробити візуалізацію залежності умов експлуатації від потоків палива.

Графік для автомобільного бензину:

$$F_b(t) = F_{b0} \exp(-k_b(T, L)t). \quad (6)$$

Графік для дизельного палива:

$$F_d(t) = F_{d0} \exp(-k_d(T, L)t). \quad (7)$$

Графік для газоподібного палива:

$$F_g(t) = F_{g0} \exp(-k_g(T, L)t). \quad (8)$$

Для побудови графіків потрібно обчислити потоки палива для різних умов, таких як:

- температура $T = 20$ °C (нормальна експлуатація);
- температура $T = -10$ °C (низькотемпературна експлуатація);
- високе навантаження $L = 0,8$;
- низьке навантаження $L = 0,3$.

На **рис. 1** зображені потоки палива для трьох видів пального (автомобільного бензину, дизельного палива, газоподібного палива) залежно від часу, при різних умовах експлуатації:

суцільні лінії: нормальна температура $T = 20$ °C та високе навантаження $L = 0,8$;

пунктирні лінії: низька температура $T = -10$ °C та низьке навантаження $L = 0,3$.

Із **рис. 1** видно, що за низької температури та менших навантажень потік палива сповільнюється, особливо для газоподібного палива, оскільки його залежність від температури найвища. Це ілюструє важливість врахування умов експлуатації для оптимізації роботи двигуна.

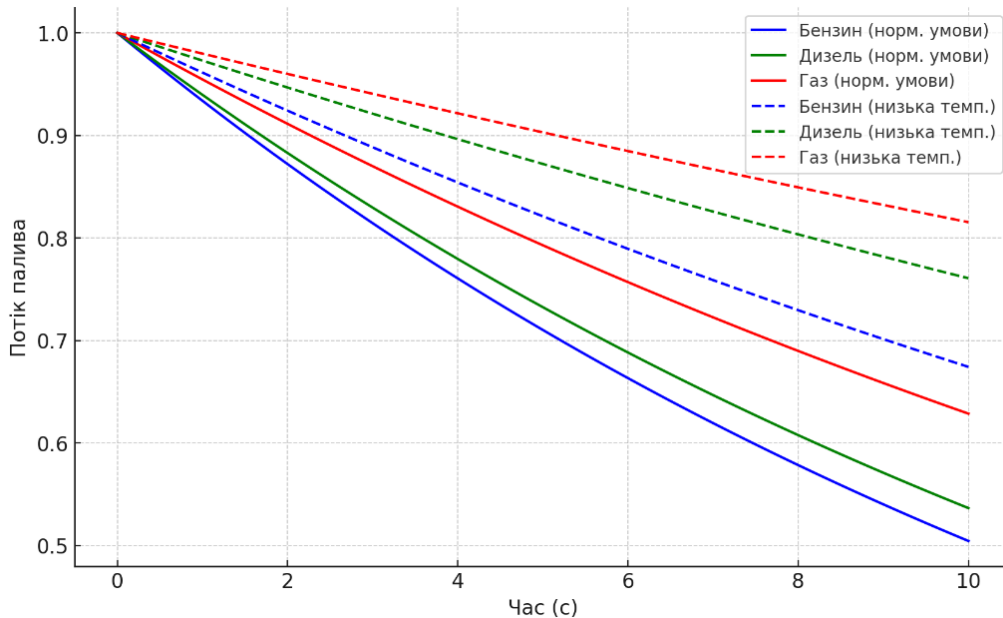


Рис. 1. Графіки потоків палива для різних типів палива (автомобільний бензин, дизельне паливо, газоподібне паливо) у різних умовах експлуатації

Розглянемо синтез регулятора для системи керування.

Пропорційно-інтегрально-диференціальний (PID) регулятор є пристроєм у контурі управління із зворотнім зв'язком, що використовується для створення керуючого сигналу, з метою досягнення необхідної точності та якості перетворюючого процесу.

PID-регулятор генерує керуючий сигнал як суму трьох складових: перша пропорційна різниці між вхідним сигналом і зворотнім зв'язком (сигнал помилки), друга – інтегралу цієї помилки, а третя – її похідній.

У роботі вибір структури і параметрів регуляторів ґрунтується на аналізі перехідної характеристики замкненої системи.

Ця характеристика розраховується для кожної конфігурації регулятора за допомогою математичного моделювання у середовищі MATLAB.

Окремо розглядаються властивості пропорційного (П), інтегрального (І) та диференціального (Д) регуляторів, а також методи досягнення бажаного відгуку системи шляхом вибору відповідного типу регулятора.

Схема системи з одиничним зворотнім зв'язком показана на **рис. 2** [7].

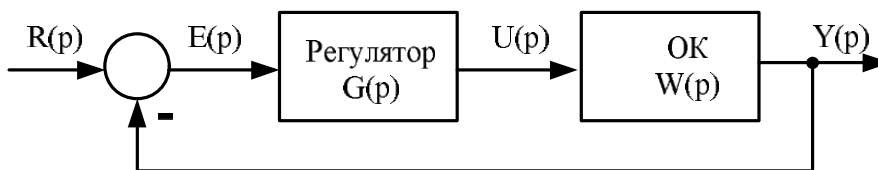


Рис. 2. Система з одиничним зворотнім зв'язком

Об'єкт керування (далі – ОК) – це так звана А-система, яка має керуватися певним регулятором. Регулятор забезпечує збудження об'єкта керування та керує поведінкою всієї системи.

Передаточна функція регулятора в повному складі дорівнює:

$$W(s) = k_p + \frac{k_i}{p} + k_d p = \frac{k_d p^2 + k_p p + k_i}{p}, \quad (9)$$

де k_p – масштабуючий коефіцієнт пропорційного підсилювача;

k_i – коефіцієнт перетворення інтегратора;

k_d – коефіцієнт перетворення обчислювача похідної.

Проаналізуємо роботу PID-регулятора в замкнутому колі системи, зображеної на

рис. 2. Похибка на виході суматора $e(t)$ (різниця між вхідним впливом $r(t)$ та вихідним сигналом $y(t)$) надходить до PID-регулятора, який її масштабує, обчислює похідну та інтеграл від неї і таким чином утворює сигнал керування $u(t)$ [7]:

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int e(t) dt + k_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (10)$$

де $e(t)$ – помилка між бажаним та фактичним потоком палива;

k_p, k_i, k_d – коефіцієнти пропорційної, інтегральної та диференційної частин, відповідно.

Керуючий сигнал подається на об'єкт керування, де під його впливом формується нове значення вихідного сигналу $y(t)y(t)y(t)$. Це значення передається на суматор, де обчислюється нове значення сигналу похибки $e(t)e(t)e(t)$. Регулятор отримує цей сигнал похибки і проводить нові розрахунки для формування чергового значення керуючого сигналу. Процес в замкненому контурі триватиме доти, доки різниця між вхідним та вихідним сигналами не зникне.

Вплив кожного з елементів регулятора на якість перехідних процесів можна проілюструвати за допомогою **табл. 1**.

Таблиця 1

Вплив елементів регулятора на якість перехідних процесів

Коефіцієнт регулятора	Час досягнення максимуму	Перерегулювання	Час регулювання	Похибка сталого режиму
k_p	Зменшується	Збільшується	Невеликі зміни	Зменшується
k_i	Зменшується	Збільшується	Збільшується	Ліквідується повністю
k_d	Невеликі зміни	Зменшується	Зменшується	Невеликі зміни

Важливо зазначити, що наведені у **табл. 1** властивості перехідних процесів не можуть бути відтворені з абсолютною точністю, оскільки елементи регулятора взаємодіють між собою. Зміна параметрів одного елемента може впливати на інші два елементи.

Тому **табл. 1** варто розглядати лише як орієнтир для приблизних розрахунків під час синтезу регулятора.

Нейронні мережі здатні обробляти великі обсяги даних за умови експлуатації та генерувати оптимальні рішення на основі тренувальних даних.

Класична архітектура нейронної мережі для цього завдання може включати:

- вхідний шар, який отримує значення температури T , навантаження L , обертів ω і типу палива P ;
- прихований шар, що виконує нелінійні перетворення і приймає рішення на основі взаємодії параметрів;
- вихідний шар, що генерує управляючий сигнал подачі палива $u(t)$ (**рис. 3**).

Нейронна мережа може використовувати алгоритм зворотного поширення помилки для навчання і покращення точності прогнозування потоку палива [8].

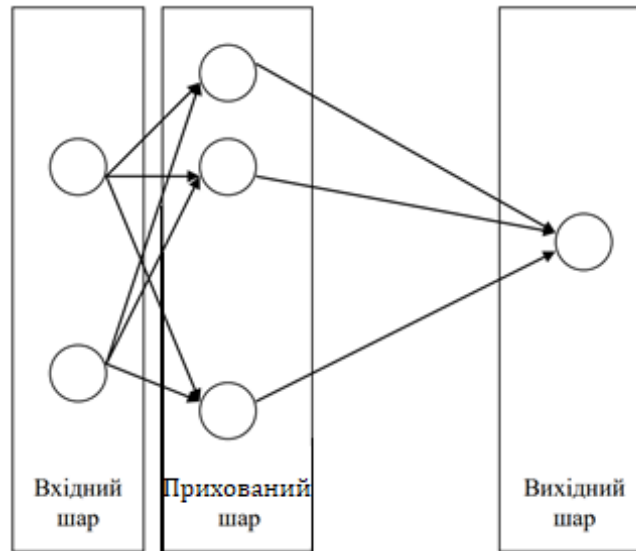


Рис. 3. Схема нейронної мережі, що складається з трьох шарів: вхідного, прихованого та вихідного [9]

Алгоритм адаптації подачі палива.

Нейронна система може автоматично регулювати параметри подачі палива, використовуючи адаптивний PID-регулятор (пропорційно-інтегрально-диференціальний регулятор), який в реальному часі коригує подачу палива на основі змін зовнішніх умов.

Загальну форму алгоритму PID-регулятора, що змінюється в часі, знаходимо за формулою (10):

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(t) dt + k_d \frac{de(t)}{dt}.$$

Нейронна мережа може навчатися з коригуванням цих коефіцієнтів у реальному часі, що дасть можливість досягати більш точної подачі палива.

Розробка та впровадження нейронних систем для керування подачею палива у ДВЗ, що використовують кілька видів палива, дає можливість значно підвищити ефективність роботи двигуна. Це особливо важливо в контексті сучасних вимог до екологічності та енергозбереження. Нейронні мережі та адаптивні алгоритми здатні оптимізувати процес керування, знижуючи витрати палива і підвищуючи загальну продуктивність двигуна в умовах різних експлуатаційних режимів.

Таким чином, дане дослідження демонструє потенціал сучасних інтелектуальних систем в галузі автомобілебудування та відкриває нові можливості для подальших інновацій в управлінні ДВЗ.

Для врахування більш складних умов експлуатації ДВЗ, наприклад, у помірному кліматі, до моделі додаються кілька важливих параметрів, які впливають на роботу двигуна:

- оберти двигуна $\omega(t)$ – змінюються залежно від часу та умов роботи (прискорення, уповільнення);

- швидкість транспортного засобу $v(t)$ – впливає на загальне навантаження на двигун і на кількість енергії, необхідної для підтримання швидкості;

- атмосферний тиск $P_{\text{атм}}$ – впливає на об'єм повітря, яке надходить в камеру згорання; нижчий тиск (на висоті або в спекотних умовах) призводить до зменшення ефективності згорання;

- знос деталей двигуна $Z(t)$ – з плином часу ефективність компонентів двигуна (поршнів, клапанів тощо) знижується, що збільшує витрати палива;

- реакція водія – включає зміну навантаження на двигун через різкі зміни швидкості або обертів, що впливає на витрати палива.

Основну модель подачі палива можна розширити так:

$$\frac{dF(t)}{dt} = -k(T, L, P_{\text{атм}}, Z(t))F(t) + u(t), \quad (11)$$

де $F(t)$ – об'єм подачі палива;

$k(T, L, P_{\text{атм}}, Z(t))$ – коефіцієнт витрати палива, який враховує не тільки температуру T

і навантаження L , але й атмосферний тиск $P_{\text{атм}}$ та знос деталей двигуна $Z(t)$.

Знос деталей двигуна $Z(t)$ можна моделювати через експоненційне зростання витрат енергоефективності:

$$Z(t) = Z_0 e^{\gamma t}, \quad (12)$$

де Z_0 – початковий рівень зносу деталей двигуна;

γ – швидкість зносу деталей двигуна, яка залежить від умов експлуатації та типу двигуна.

Реакцію водія можна врахувати через миттєве збільшення або зменшення обертів двигуна:

$$\omega(t) = \omega_0 + \Delta\omega(t), \quad (13)$$

де ω_0 – початкова швидкість обертання;

$\Delta\omega(t)$ – зміна обертів внаслідок реакції водія.

Загальні витрати палива будуть зростати через зношення деталей двигуна. Це можна врахувати, модифікуючи коефіцієнт витрати палива:

$$k_{\text{eff}}(t) = k_0 + \alpha Z(t), \quad (14)$$

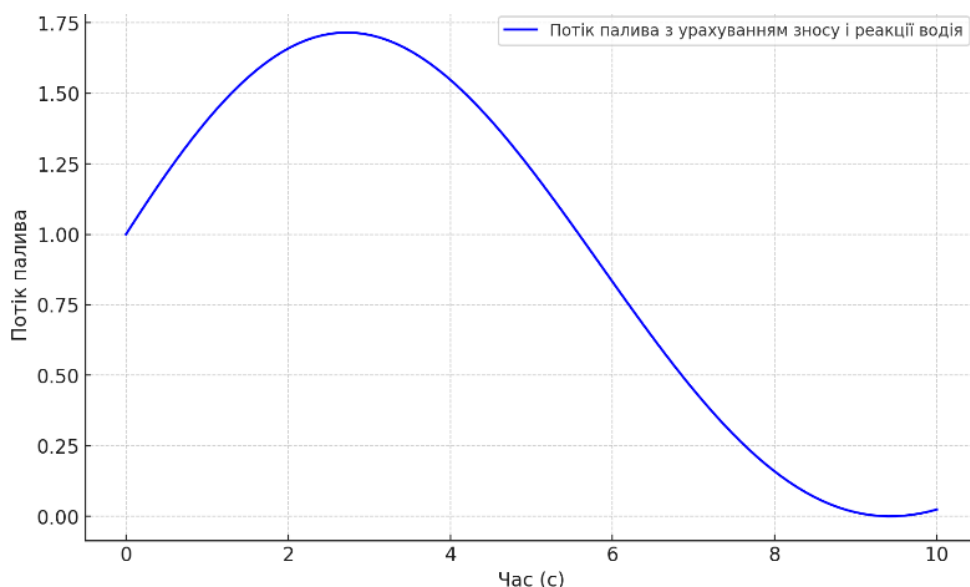


Рис. 4. Графік залежності витрат палива від часу для різних умов експлуатації з урахуванням зносу деталей двигуна та реакції водія

Ця мережа може бути навчена на основі даних із реальних або симуляційних умов, що дає змогу їй передбачати найекономічніший режим роботи ДВЗ.

де α – коефіцієнт впливу зносу деталей на витрати палива.

На **рис. 4** зображено динаміку витрат палива з урахуванням зносу деталей двигуна та реакції водія (зміна обертів двигуна). Знос компонентів поступово збільшує витрати палива, що відображається у зменшенні потоку палива з часом, а реакція водія впливає на миттєві коливання обертів двигуна, що також змінює витрати.

Використання багатошарових нейронних мереж дає змогу адаптувати подачу палива в режимі реального часу.

Архітектура такої мережі може включати кілька шарів:

- до вхідних параметрів віднесемо температуру навколишнього середовища T , навантаження на ДВЗ системи автомобіль L , оберти двигуна внутрішнього згорання ω , атмосферний тиск $P_{\text{атм}}$, рівень зносу деталей ДВЗ $Z(t)$;

- нейрони обробляють ці параметри, щоб визначити оптимальний сигнал для керування подачею палива у прихованих шарах;

- PID генерує коригуючий сигнал $u(t)$, який коригує витрати палива у вихідному шарі.

Завдяки використанню адаптивних нейронних мереж можна оптимізувати співвідношення видів палива. Наприклад, за низьких температур мережа може віддавати

перевагу автомобільному бензину, тоді як за середніх температур – дизельному паливу чи газоподібному паливу. Це дасть змогу зменшити витрати та мінімізувати викиди шкідливих речовин, адаптуючи подачу палива до поточних умов експлуатації.

Висновки

У роботі проведено обґрунтування поєднання видів живлення двигуна внутрішнього згоряння (автомобільного бензину, дизельного та газоподібного палива) та нейронного способу контролювання живлення двигуна залежно від умов роботи. Виконано нейронний підхід до оптимізації вибору палива за умовами експлуатації.

Виконана графічна візуалізація, яка допомагає зрозуміти, як витрати палива залежать від температури та навантаження для кожного типу палива. Завдяки цьому адаптивна нейронна система може оптимізувати роботу двигуна для досягнення максимальних економічних і екологічних результатів.

Матеріали роботи використовуються здобувачами вищої освіти спеціальності 274 «Автомобільний транспорт» в освітніх компонентах «Основи технології виробництва та ремонту автомобілів», «Безпека дорожнього руху та екологія на автотранспорті» (НТУ «Дніпровська політехніка», м. Дніпро).

References

1. Nykyforuk, O. I., Chukayeva, I. K., Piriashvili, B. Z., Lyashenko, O. F., Karpov, V. M., Kudryts'ka, N. V. ... Plyuta, I. Yu. (2017). Development of infrastructure sectors as a factor in the implementation of priority areas of Ukraine's economic policy: a collective monograph [*Rozvytok infrastrukturykh sektoriv yak chynnyk realizatsiyi priorytetnykh napryamiv ekonomichnoyi polityky Ukrayiny: kolektyvna monografiya*]. Kyiv: NASU, SI "Institute of Economics and Forecasting of the NAS of Ukraine" [in Ukrainian].
2. Olishevs'ka, V. Ye., Olishevs'kyy, H. S. (2024). [Substantiating rational rolling stock at an enterprise in the transition to electric vehicles](#) [*Obgruntuvannya ratsional'noho rukhomoho skladu pidpryyemstva v umovakh perekhodu do elektromobiliv*]. *Avtoshliakhovyk Ukrayiny*, 2, 35–44. DOI: 10.33868/0365-8392-2024-2-279-35-44 [in Ukrainian].
3. Ponedilok, Yu. V. & Kryvoshapko, S. B. (2020, Lystopad). Problems and directions of development of the road transport system [*Problemy ta napryamky rozvytku avtomobil'notransportnoyi systemy. Paper presented at the mizhnarodnoyi naukovo-tekhnichnoyi konferentsiyi «Intelektual'ni tekhnolohiyi upravlinnya*

transportnymy protsesamy]. Kharkiv, 186–188. Retrieved from https://sci.ldubgd.edu.ua/bitstream/123456789/7218/1/%D0%97%D0%91%D0%86%D0%A0%D0%9D%D0%98%D0%9A_%D0%9C%D0%90%D0%A2%D0%95%D0%A0%D0%86%D0%90%D0%9B%D0%86%D0%92.pdf [in Ukrainian].

4. Bazhynov, O. V., Smyrnov, O. P., Syerikov, S. A., Hnatov, A. V. & Kolyesnikov, A. V. (2008). Hybrid vehicle: a monograph [*Hibrydni avtomobili: monografiya*]. Kharkiv: KhNADU [in Ukrainian].
5. Kubich, V. I. (2021). Hybrid powertrains for passenger vehicle: educational manual [*Hibrydni sylovi ustanovky lehkovykh avtomobiliv: navchal'nyy posibnyk*]. Zaporizhzhia: NU «Zaporizhzhia Polytechnic» [in Ukrainian].
6. Lyashuk, O. L., Plekan, U. M., Ts'on', O. P. & Hevko, B. R. (2023). Development technologies of cars hybrid power plants [*Rozvytok tekhnolohiy hibrydnykh sylovykh ustanovok avtomobiliv. Tsentral'noukrayins'kyy naukovyy visnyk. Tekhnichni nauky*], 8(39), 1, 139–146. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2023.8\(39\).1.139-146](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2023.8(39).1.139-146) [in Ukrainian].
7. Ziegler, J. G. & Nichols, N. B. (1942). Optimum settings for automatic controllers. *Transactions of the ASME*, 64, 759–768.
8. Shuklin, D. Ye. (2003). Semantic neural network models and their applications in artificial intelligence systems [*Modeli semantichnykh neyronnykh merezh ta yikh zastosuvannya v systemakh shtuchnoho intelektu: (dys. ... kand. tekhn. nauk) National University of Radio Electronics*]. Kharkiv [in Ukrainian].
9. Tereykovs'kyy, I. A., Bushuyev, D. A. & Tereykovs'ka, L. O. (2022). Artificial neural networks: basic concepts: educational manual [*Shtuchni neyronni merezhi: bazovi polozhennya: navchal'nyy posibnyk*]. Kyiv: National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute». Retrieved from <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/9fee52b6-83fc-4e99-8541-c2767f634c7c/content> [in Ukrainian].
10. Subbotin, S. O. (2020). Neural networks: theory and practice: educational manual [*Neyronni merezhi: teoriya ta praktyka: navchal'nyy posibnyk*]. Zhytomyr: Publishing house O. O. Yevenok [in Ukrainian].
11. Krivda, V. V., Yerisov, M. M. & Maksymenko, M. O. (2023, kviten'). Artificial intelligence in vehicle control systems [*Shtuchnyy intelekt u systemakh keruvannya transportnymy zasobamy. Paper presented at the mizhnarodnoyi konferentsiyi «Innovatsiyi tekhnolohiyi pidhotovky kadrov dlya promyslovosti ta transportu 2023»*]. Dnipro, 98–104. Retrieved from <https://okmm.nmu.org.ua/ua/2023/ITPTIT2023.pdf> [in Ukrainian].
12. Dobrovs'ka, L. M. & Dobrovs'ka, I. A. (2015). Theory and practice of neural networks: educational manual [*Teoriya ta praktyka neyronnykh merezh: navchal'nyy posibnyk*]. Kyiv: Publishing house «Polytechnic». Retrieved from <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/c4dbb86a-d617-44df-9b7a-5b6e9f91cebf/content> [in Ukrainian].