

*А.О. МОЛОДАН, Є.О. ДУБІНІН, М.М. ПОТАПОВ, Ю.В. ТАРАСОВ,  
М.В. ПОЛТАВСЬКИЙ*

### **РОЗРОБКА ТА ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЇ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВТОТРАКТОРНИХ ДВИГУНІВ**

В роботі запропоновано використання нейромережевої технології для вирішення задач діагностування технічного стану автотракторного двигуна, яка дозволяє працювати як з реальними даними, отриманими для індивідуального і еталонного (середньостатистичного) автотракторного двигуна, так і з даними, обчисленими за допомогою його математичної моделі, на підставі порівняння яких можна приймати обґрунтовані рішення про характер і місце розташування того чи іншого дефекту. Це дозволяє підвищити функціональну стабільність колісної машини і поліпшити роботу її інтелектуальних бортових систем.

**Ключові слова:** нейронна мережа, діагностика, технічний стан, автомобіль, трактор, двигун.

*А.А. МОЛОДАН, Е.А. ДУБИНИН, Н.Н. ПОТАПОВ, Ю.В. ТАРАСОВ,  
Н.В. ПОЛТАВСКИЙ*

### **РАЗРАБОТКА И ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВТОТРАКТОРНЫХ ДВИГАТЕЛЕЙ**

В работе предложено использование нейросетевой технологии для решения задач диагностирования технического состояния автотракторного двигателя, которые позволяют работать как с реальными данными, полученными для индивидуального и эталонного (среднестатистического) автотракторного двигателя, так и с данными, рассчитанными с помощью математической модели, на основании сравнения которых можно принимать обоснованные решения о характере и месте расположения того или иного дефекта. Это позволяет повысить функциональную стабильность колесной машины и улучшить работу ее интеллектуальных бортовых систем.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, диагностика, техническое состояние, автомобиль, трактор, двигатель.

*A.MOLODAN, Ye. DUBININ, M. POTAPOV, Yu. TARASOV, M. POLTAVSKIY*

### **DEVELOPMENT AND APPLICATION OF NEURAL NETWORKS TECHNOLOGY FOR DIAGNOSTICS OF THE TECHNICAL CONDITION OF AUTOMOBILE AND TRACTOR ENGINES**

The article proposes the use of neural network technology to solve the problems of diagnosing the automobile and tractor engines technical conditions. This allow to work with real data obtained for an individual and reference (average) engine, as well as with data calculated using the mathematical model, based on the comparison of which researcher can take informed decisions about the nature and location of a particular defect. This improves the functional stability of the wheeled vehicle and improves the performance of its intelligent on-board systems.

It has been proven that in order to reduce the redundancy of a neural network, it is necessary to reduce the number of neurons in the hidden layer for a given level of network training error. For diagnosing the automobile or tractor engine, the input signals are voltages received in an artificial neural network from sensors that are standard in the engine, and additionally indicate the technical conditions.

**Key words:** neural network, diagnostics, technical condition, automobile, tractor, engine.

**Вступ.** Автотракторний двигун (АТД), як відновлюваний об'єкт, протягом терміну служби вимагає безперервного моніторингу, трудомісткість якого залежить від рівня автоматизації процесів отримання, обробки, зберігання, документування інформації про поточний стан автотракторного двигуна, послідовність і методи виконання яких визначають інформаційну технологію моніторингу.

Основними напрямками, що визначають підвищення якості інформаційних технологій

моніторингу технічного стану АТД, слід вважати інтелектуалізацію процесів обробки інформації з залученням методів інтелектуального аналізу даних, які здатні забезпечити підвищення якості розпізнавання технічного стану АТД при дії невизначених факторів, а також інтеграцію інформаційних процесів (розподілених локальних баз даних і знань в глобальну базу даних і знань).

**Аналіз останніх досягнень і публікацій.** Аналіз опублікованих робіт, присвячених застосуванню нейронних мереж (НМ) для діагностування параметрів автотракторного двигуна, показує, що в існуючих роботах виділені основні тенденції і характерні особливості вирішення завдань діагностики автотракторних двигунів на основі НМ. Разом з тим вони присвячені, як правило, вирішенню окремих завдань (наприклад, діагностуванню стану тиску в кінці такту стиснення ЦПГ [1], формуванню простору діагностичних ознак стану автотракторних двигунів для побудови нейромережевого класифікатора [2, 3]). У них не міститься вказівок на вибір архітектури, структури і алгоритмів навчання НМ, відсутня інженерна методика проектування таких мереж стосовно до завдань діагностики технічного стану автотракторних двигунів.

Незважаючи на значний обсяг досліджень в даній області, інформаційні технології моніторингу технічного стану автотракторного двигуна не є досконалими з ряду причин, основними з яких є, з одного боку, роз'єднаність баз даних випробувань, відсутність інтелектуальних компонентів, що дозволяють якісно і ефективно здійснювати підтримку прийняття рішень і, як наслідок, скорочувати загальний час, що витрачається на обслуговування АТД. З іншого боку, нестаціонарність фізичних процесів в автотракторному двигуні, складність його математичного опису, залежність технічних характеристик двигуна від зовнішніх умов роботи, обмежений склад вимірюваних термогазодинамічних параметрів автотракторного двигуна, їх технологічний розкид і т.д. Зазначені фактори призводять до необхідності прийняття рішень про технічний стан автотракторного двигуна в умовах істотної невизначеності.

**Мета та постановка задачі.** Метою даної роботи є удосконалення методів контролю і діагностування технічного стану автотракторних двигунів для забезпечення надійності і функціональної стабільності їх тягових властивостей з використанням штучної нейронної мережі.

**Застосування технології нейронних мереж для діагностики технічного стану автотракторних двигунів.** В основі запропонованої методології розв'язання задач контролю та діагностики технічного стану АТД використовується метод FDI (Fault Detection and Identification), заснований на порівнянні результатів вимірювань газодинамічних параметрів реального АТД з розрахунковими параметрами, обчисленими за його математичною моделлю [4-5].

На рисунку 1 показана типова реалізація FDI-методу, де  $\bar{U}$  – вектор керуючих впливів;  $\bar{Y}_m$  – вектор параметрів, обчислених за допомогою математичної моделі (ММ) АТД;  $\bar{Y}_g$  – вектор вихідних параметрів двигуна, отриманих шляхом вимірювання за допомогою датчиків;  $\bar{\varepsilon} = \bar{Y}_g - \bar{Y}_m$  – відхилення, що представляє собою різницю векторів  $\bar{Y}_g$  та  $\bar{Y}_m$ .

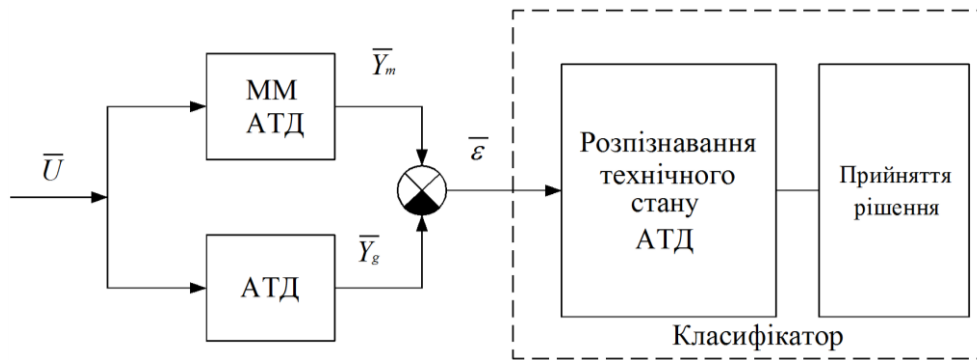


Рис. 1 – Реалізація FDI-методу для діагностики технічного стану автотракторних двигунів

В якості математичної моделі використовується нейромережева модель АТД. Спектр завдань, що вирішуються за допомогою такої моделі в рамках FDI-методу, досить широкий – від завдань контролю і діагностики технічного стану АТД до налагодження його параметрів (вибір раціонального відключення циліндрів для використання потрібної потужності).

Основні етапи інженерної методики побудови нейромережевої моделі включають:

- попередній аналіз даних на етапі постановки задачі і вибору архітектури нейронної мережі;
- перетворення даних (передобробка) для побудови більш ефективної процедури налаштування мережі;
- вибір архітектури нейронної мережі;
- вибір структури нейронної мережі;
- вибір алгоритму навчання;
- навчання та тестування нейронної мережі;
- аналіз точності нейромережевого рішення;
- прийняття рішення на основі отриманих результатів.

Стан АТД, як об'єкта діагностування, визначається значенням вектора вихідних параметрів  $Y$ , значення якого можуть змінюватися при виникненні аварійних або критичних ситуацій в роботі автотракторного двигуна.

Передбачається, що всі можливі стани можна розбити на  $(r+1)$  областей (класів)  $S_0, S_1, \dots, S_r$ . Знаходження вектора стану  $X$  в області  $S_0$  визначається як подія, що відповідає справному стану АТД. При будь-якому з можливих відмов елементів (вузлів) в роботі АТД (раптових або поступових) вектор  $X$  належить одній з областей  $S_0, \dots, S_r$ , що розглядається як подія, пов'язана з несправним станом двигуна  $S_0$

$$\tilde{O} \in \bar{S}_0 = US_\alpha; \alpha = 1, \dots, r. \quad (1)$$

Тоді завдання діагностування стану АТД полягає в тому, щоб встановити відповідність між координатами вектора спостережень  $Y$  і простору станів  $\{S_\alpha\}$  і на підставі спостережуваних реалізацій  $Y$  оцінити приналежність вектора стану  $X$  області  $S_0$  або  $S_\alpha \subset \bar{S}_0$ , тобто визначити, до якого з класів відноситься стан конкретного примірника АТД.

Як зазначалося вище, в якості основи побудови систем діагностики АТД доцільно використовувати FDI-метод. Розглянемо особливості застосування даного методу при вирішенні завдань діагностики з використанням нейромережевих алгоритмів. Реалізація FDI-методу для діагностики технічного стану автотракторних двигунів в нейромережевому базисі (рис. 2) зводиться до наступної послідовності кроків:

- зберігання еталонних характеристик середньостатистичного АТД у вигляді

«інформаційного портрета» на базі мережі НМ-1;

– порівняння параметрів окремо взятого АТД з даними, розрахованими за допомогою НМ-1;

– на підставі аналізу вектора отриманих нев'язок (відхилень)  $\Delta Y$  між значеннями вектора вимірних параметрів конкретного двигуна і вектора даних, розрахованих за допомогою НМ-1, приймається рішення про технічний стан АТД (на цьому етапі використовується друга нейронна мережа НМ-2).

В якості характеристик індивідуального АТД на етапі налаштування (навчання) НМ-2 можуть використовуватися:

- а) математична модель двигуна з імітованими дефектами;
- б) реальні дані по дефектним АТД, отримані на етапі випробувань.

Мережа НМ-2 (рис. 3) являє собою бінарний нейрокласифікатор, на входи якого надходять значення зазначених вище відхилень  $\Delta y_i$ , а виходи утворюють бінарний Вектор  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$ , компоненти якого відображають результати діагнозу.

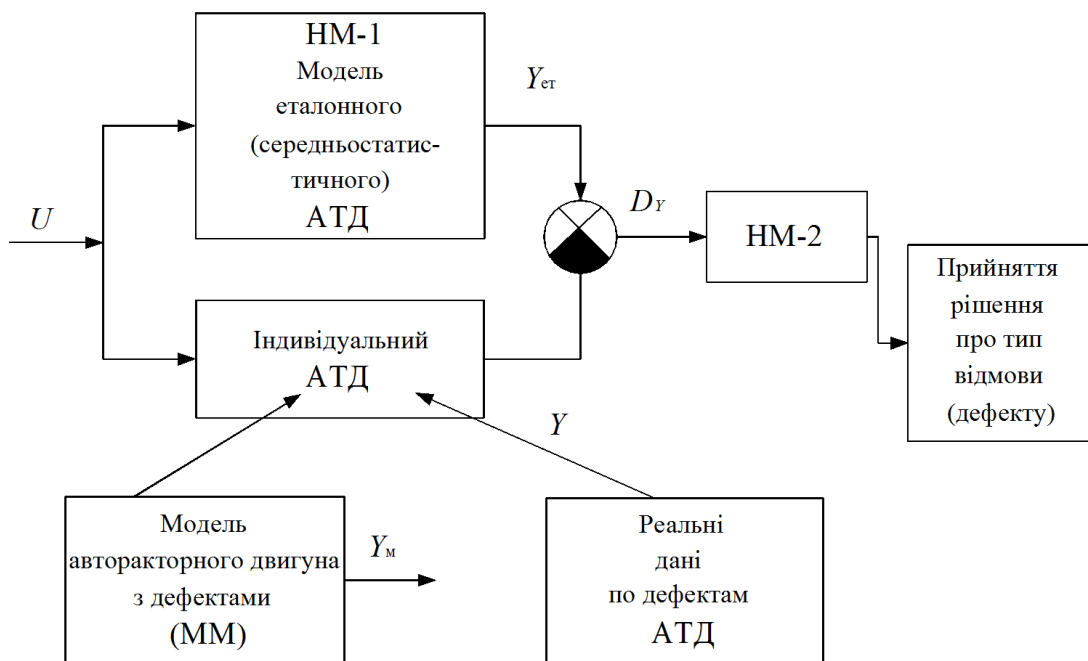


Рис. 2 – Реалізація FDI-методу в нейромережевому базисі для діагностики технічного стану автотракторних двигунів

Для вирішення завдання діагностики АТД в нейромережевому базисі використовується навчальна вибірка, яка формується в два етапи. На першому етапі вирішується пряма задача, яка пов'язана зі створенням банку даних дефектів. З цією метою на математичній моделі, що описує індивідуальний АТД, імітуються прояви дефектів, пов'язаних зі зміною, наприклад, ККД циліндро-поршневої групи, ККД термогазодинамічного режиму та ін. (рис. 3). На другому етапі обчислюються відхилення, викликані тим чи іншим дефектом АТД від його еталонного стану:  $\Delta Y = Y_{\text{ст}} - Y_{\text{м}}$ .

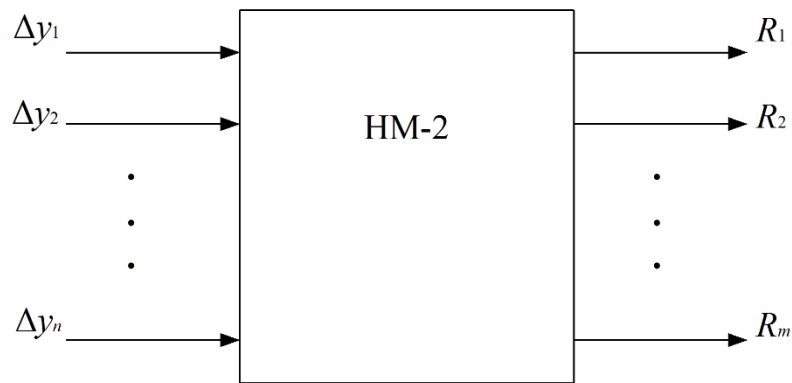


Рис. 3 – Класифікатор на основі НМ-2 для діагностики технічного стану автотракторних двигунів

Згідно з даними про нев'язки  $\Delta Y_i$  формується навчальна вибірка, яка в загальному вигляді може бути представлена як  $\Delta Y_i \rightarrow R (i = 1, 2, \dots, n)$ .

В якості діагностичних ознак (входів НМ-2) використовувалася інформація за 11 параметрами роботи автотракторного двигуна: потужність, що розвивається двигуном  $\Delta P$ ; температура охолоджувальної рідини  $\Delta T_{OP}$ ; витрати повітря для згоряння палива  $\Delta G$ ; тиск мастила  $\Delta p_M$ ; витрати палива  $\Delta g$ ; шум (детонація)  $\Delta \psi$ ; тиск в кінці такту стиснення  $\Delta C$ ; якість згоряння палива за вихлопними газами  $\Delta \kappa$ ; кількість картерних газів  $\Delta S$ ; тиск газів в картері двигуна  $\Delta p_T$ ; кількість відключених циліндрів  $\Delta i$ .

Для навчання розпізнаванню дефектів нейронною мережею в складі навчальної вибірки були виділені п'ять узагальнених класів станів автотракторного двигуна (табл. 1)

$S_0$  – справний стан, відповідний вектору  $R = [0; 0; 0]$ ;

$S_1$  – дефект в циліндро-поршневій групі, відповідний вектору  $R = [0; 1; 0]$ ;

$S_2$  – дефект в системі паливоподачі, відповідний вектору  $R = [1; 0; 0]$ ;

$S_3$  – дефект в термогазодинамічному режимі, відповідний вектору  $R = [0; 1; 1]$ ;

$S_4$  – дефект герметичності камери згоряння, відповідний вектору  $R = [1; 0; 1]$ .

Таблиця 1 – Бінарна класифікація станів АТД

Номер стану	Бінарні виходи НМ			Стан	Локалізація дефекту
	$R_1$	$R_2$	$R_3$		
1	0	0	0	ETALON	Еталонний стан ( $S_0$ )
2	0	1	0	PiKND5%	Дефект в циліндро-поршневій групі ( $S_1$ )
3	0	1	0	KPDKND5	
4	0	1	0	GVND5%	
5	0	1	0	PiKVND5%	
6	0	1	0	KPDKVND5	
7	0	1	0	GVVND5%	
8	1	0	1	Fkr_c5%	
9	1	0	1	SIGSOP5	
10	1	0	1	PR_Fc5%	

Номер стану	Бінарні виходи НМ			Стан	Локалізація дефекту
	$R_1$	$R_2$	$R_3$		
11	1	0	0	KPDMVD5	Дефект в термогазодинамічному режимі ( $S_3$ )
12	1	0	0	KPDMND5	
13	1	0	0	KPDTVD5	
14	1	0	0	KPDTND5	
15	1	0	0	ATVD5%	
16	1	0	0	ATND5%	
17	0	1	1	SIGKC5%	Дефект герметичності камери згоряння ( $S_4$ )
18	0	1	1	PR_Kc5%	

При складанні навчальної вибірки враховувалося, що поява дефекту в автотракторному двигуні зазвичай пов'язана зі зміною геометричних розмірів частин ЦПГ, що призводить до зміни характеристик його вузлів і його термогазодинамічних параметрів. Так, зменшення ККД циліндро-поршневої групи і його ступеня стиснення, як правило, викликано закоксуванням, зниженням пружності або поломками поршневих кілець, зношенням, або задирами дзеркала гільзи циліндра, а також руйнуванням підшипників ковзання, масляним «голодуванням», прогарами клапанів, або прокладки головки циліндрів. Зменшення ККД термогазодинамічних параметрів може бути обумовлено такими дефектами: пізнішим запалюванням, забрудненням форсунок впорскування, паливних та повітряних фільтрів, внаслідок приготування бідної чи багатой суміші, забруднення системи охолодження або нестачі охолоджувальної рідини в ній, а також порушення регулювань в системі паливоподачі і т.д.

Для перевірки якості роботи нейромережевого класифікатора (НМ-2) необхідно провести його тестування, тобто пред'являти на вхід мережі дані, що не входять до складу навчальної вибірки. У процесі тестування НМ-перцептрон розглядалися наступні випадки:

- зменшення ККД циліндро-поршневої групи на 1 % ( $-1\% \eta_{\text{вир}}$ );
- зменшення ККД циліндро-поршневої на 3 % ( $-3\% \eta_{\text{вир}}$ );
- дефекти виду при наявності шуму ( $\sigma = 0,01; M = 0$ );
- подвійний дефект (одночасне зменшення ККД циліндро-поршневої групи на 3 % ( $-3\% \eta_{\text{вир}}$ ) і ККД термогазодинамічних параметрів на 3 % ( $-3\% \eta_{\text{вир}}$ )).

Результати тестування нейромережевого класифікатора, побудованого на основі перцептрона, з урахуванням перерахованих вище випадків, показали високу якість діагностування технічного стану АТД, що підтверджується результатами, наведеними в таблиці 2.

Аналіз таблиці 2 показує, що значення виходів нейрокласифікатора в процесі його тестування відрізняються від виходів НМ-2 на навчальній вибірці (табл. 1), де здійснювалося навчання мережі на прецеденти, що характеризуються 5%-м відхиленням параметрів стану АТД. За значеннями компонентів  $R_i$  при цьому можна оцінити інтенсивність дефекту (чим більше інтенсивність дефекту, тим менше відстань до відповідного прецеденту). У разі подвійного дефекту (5-й рядок таблиці 2) значення виходів мережі  $R_1$  і  $R_2$  приблизно однакові, що вказує на рівновіддаленість стану АТД до двох прецедентів (еталонних станів).

Таблиця 2 – Якість роботи нейромережевого класифікатора (НМ-2) для діагностики технічного стану автотракторних двигунів

№ строки	Значення виходів НМ-2			Стан
	$R_1$	$R_2$	$R_3$	
1	0,151	0,711	0,231	Дефект в циліндро-поршневій групі (– 1% $\eta_{\text{вигр}}$ )
2 (з шумом)	0,225	0,775	0,357	
3	0,181	0,821	0,351	Дефект в циліндро-поршневої групи (– 3% $\eta_{\text{вигр}}$ )
4 (з шумом)	0,317	0,725	0,315	
5	0,51	0,47	0,07	Дефект в циліндро-поршневій групі і термогазодинамічному режимі (– 1% $\eta_{\text{вигр}}$ ) (– 3% $\eta_{\text{вигр}}$ )

Проводилося дослідження залежності ефективності діагностування АТД від числа штатних датчиків (вимірюваних параметрів). Для дослідження цього питання з урахуванням особливостей нейромережевої реалізації процедури діагностування використовувався метод головних компонентів [6]. На основі коваріаційного аналізу даних було встановлено, що серед десяти вимірюваних параметрів в якості головних компонент можна виділити 7 параметрів:  $\Delta P$ ,  $\Delta T_{\text{OP}}$ ,  $\Delta G$ ,  $\Delta g$ ,  $\Delta C$ ,  $\Delta \kappa$ ,  $\Delta S$ .

В таблиці 3 наведено результати діагностування стану АТД за допомогою НМ при різному числі використовуваних штатних датчиків (від семи до чотирьох).

Помилка навчання НМ при цьому обчислюється за формулою

$$A_{\text{навч}} = \|R_{\text{ет}} - R\|, \quad (2)$$

де  $R_{\text{ет}}$  – вектор еталонних (бажаних) виходів НМ-2;

$R$  – вектор фактичних виходів мережі;

$\|\bullet\|$  – евклідова норма.

Таблиця 3 – Зміна помилки навчання і тестування НМ в залежності від кількості датчиків, встановлених в АТД

Вимірювані параметри	Помилка навчання ( $E_{\text{навч}}$ )	Помилка тестування ( $E_{\text{тест}}$ )
$\Delta P$ , $\Delta T_{\text{OP}}$ , $\Delta G$ , $\Delta p_M$ , $\Delta g$ , $\Delta \psi$ , $\Delta C$ , $\Delta \kappa$ , $\Delta S$ , $\Delta p_T$ , $\Delta i$ .	0,031	0,0315
$\Delta P$ , $\Delta T_{\text{OP}}$ , $\Delta G$ , $\Delta g$ , $\Delta C$ , $\Delta \kappa$ , $\Delta S$ .	0,017	0,125
$\Delta P$ , $\Delta T_{\text{OP}}$ , $\Delta G$ , $\Delta C$ , $\Delta \kappa$ , $\Delta S$ .	0,028	0,165
$\Delta P$ , $\Delta T_{\text{OP}}$ , $\Delta G$ , $\Delta \kappa$ , $\Delta S$ .	0,041	0,201
$\Delta P$ , $\Delta G$ , $\Delta \kappa$ , $\Delta S$ .	0,063	0,251

Бажані значення ( $R_{\text{ет}}$ ) і на виходах НМ відповідають значенням  $R_1$ ,  $R_2$ ,  $R_3$ , (табл. 1), число стовпців навчальної вибірки послідовно зменшувалося від 7 до 4. На рис. 4 показана залежність зміни помилок навчання ( $A_{\text{навч}}$ ) і тестування ( $A_{\text{тест}}$ ) мережі від кількості використовуваних датчиків (входів мережі). Результати аналізу (рис. 4) показують, що якість процесу діагностування АТД погіршується при зменшенні числа датчиків. Разом з тим використання 5-7 штатних датчиків виявляється достатнім для локалізації дефекту з точністю до вузла, так як сумарна квадратична помилка мережі при цьому не перевищує 0,03 на навчальній вибірці

(тобто для еталонних дефектів) і 0,225 на тестовій вибірці (для заздальгідь невідомих дефектів).

З метою порівняльного оцінювання ефективності розробленого нейромережевого методу діагностування проводилося порівняння запропонованого способу вирішення задачі з вирішенням цього завдання на основі методу найменших квадратів. Даний метод заснований на побудові апроксимаційної залежності  $R = f(\Delta Y)$ , де  $R$  – вектор виходів класифікатора (рис. 4), наведених у табл. 3, а  $\Delta Y$  – вектор відхилень параметрів на вході класифікатора.

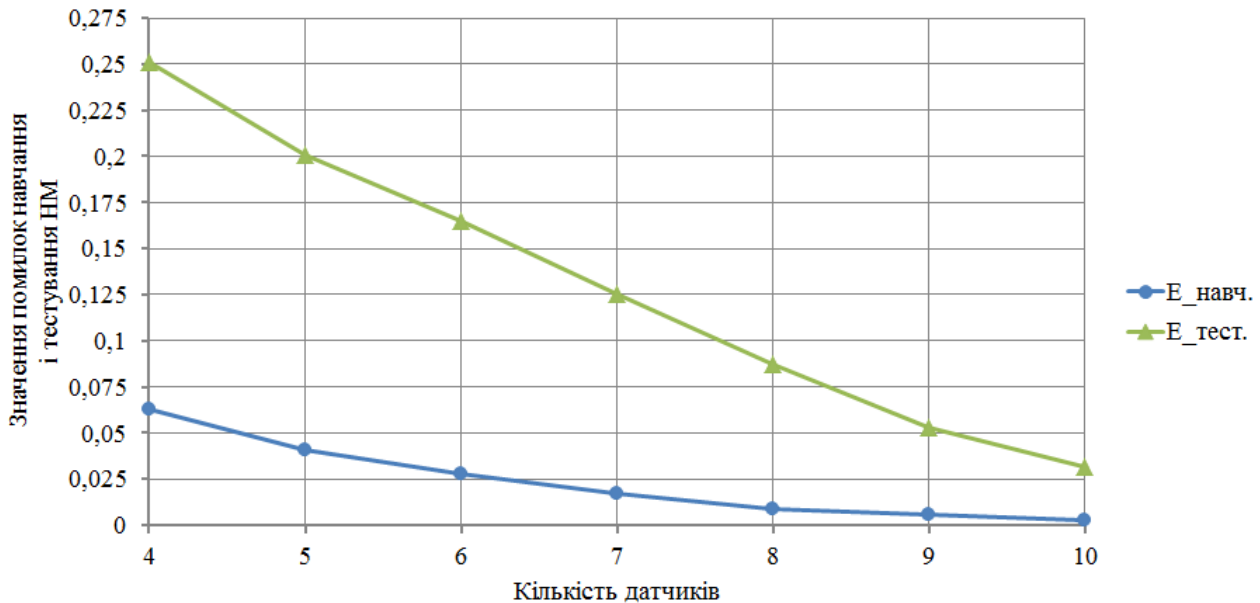


Рис. 4 – Залежність якості навчання і тестування НМ від кількості вимірюваних параметрів АТД

Реалізація алгоритмів в нейромережевому базисі можлива на основі мереж Кохонена (рис. 4), які вважаються самонавчальними (самоорганізуються). Основу навчання таких мереж становить конкуренція між нейронами. У даному випадку мережа Кохонена має 10 входів і 5 виходів  $R_1 \dots R_5$  (за кількістю узагальнених класів станів в табл. 1). Вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків кожного  $i$ -го нейрона вихідного шару НМ Кохонена [7] утворюють вектор

$$w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{i10}]^T, \quad (i = 1, 2, \dots, n). \quad (3)$$

При активації НМ Кохонена [8] вхідним вектором  $\Delta Y$  в конкурентній боротьбі перемагає той нейрон, ваги якого в найменшій мірі відрізняються від відповідних компонентів вхідного вектора, тобто для нейрона-переможця  $w_p$  виконується відношення

$$d(\Delta Y, w_p) = \min d(\Delta Y, w_i), \quad 1 \leq i \leq n. \quad (4)$$

де  $d(\Delta Y, w_p)$  – відстань (в сенсі обраної метрики) між векторами  $\Delta Y$  і  $w_i = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ ;

$n$  – кількість виходів НМ вихідного шару (в даному випадку  $n = 5$ ).



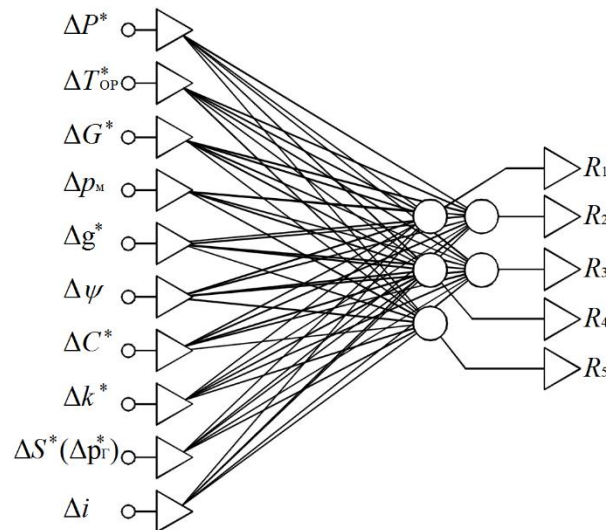


Рис. 5 – Класифікатор на основі НМ Кохонена для діагностики технічного стану автотракторних двигунів при відключенні частини циліндрів

Нейрон-переможець утворює навколо себе деяку топологічну околицю  $S_p(k)$  з певною енергетикою, а всі нейрони, що лежать в межах даної околиці, піддаються адаптації, в ході якої їх вектори вагових коефіцієнтів змінюються в напрямку вектора  $\Delta Y$  за правилом [9, 10]

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_i(k) [\Delta Y - w_i(k)], \quad (5)$$

де  $\eta_i(k)$  – коефіцієнт навчання  $i$ -го нейрона з околиці  $S_p(k)$  в  $k$ -й момент часу. Значення коефіцієнта навчання зменшується зі збільшенням відстані між  $i$ -м нейроном і переможцем, а вагові коефіцієнти нейронів, що знаходяться за межами околиці  $S_p(k)$ , не змінюються.

Метою навчання НМ Кохонена [7] на основі конкуренції нейронів вважається таке впорядкування нейронів (підбір значень їх вагових коефіцієнтів), яке мінімізує значення очікуваного спотворення, оцінюваного похибкою апроксимації вхідного вектора  $\Delta Y$ , значеннями вагових коефіцієнтів нейрона-переможця. При  $L$  вхідних векторах  $(\Delta Y)_j$ , ( $j = 1, 2, \dots, L$ ) і евклідовій метриці ця похибка може бути виражена як

$$E = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \|(\Delta Y)_j - w_p(j)\|^2, \quad (6)$$

де  $w_p(j)$  – вагові коефіцієнти нейрона-переможця при пред'явленні мережі вектора  $(\Delta Y)_j$ .

Результати процесу навчання НМ Кохонена (після 70-80 циклів навчання) наведені в таблиці 4.

Як видно з таблиці 4, мережа Кохонена самостійно провела кластерний аналіз. Порівняння цих результатів з даними (табл. 1), де наведені еталонні стани двигуна, показує їх повний збіг з класифікацією НМ. Тут 2-й рядок визначає кількість діагностованих станів, віднесених НМ до відповідного класу (із загальної кількості 11 пред'явлених їй станів).

Таблиця 4 – Результати роботи НМ Кохонена для діагностики технічного стану автотракторних двигунів при відключенні частини циліндрів

Виходи мережі	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$R_5$
Кількість станів (частоти виграшів)	5	7	1	2	3
Стан	Дефект в циліндро-поршневій групі	Дефект в системі паливоподачі	Справний стан	Дефект герметичності камери згоряння	Дефект в термогазодинамічному режимі

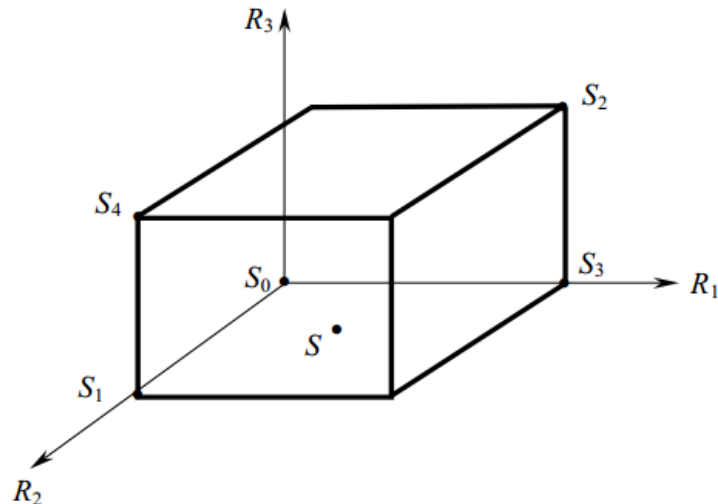
Аналіз результатів тестування класифікатора на основі НМ Кохонена [7] показує, що нейроном-переможцем (для рядків 1, 2, 3, 4) є нейрон, що має вихід  $R_1$ , а це означає, що відповідно до таблиці 1 виявляється дефект в циліндро-поршневій групі. Як і раніше, за числовим значенням на кожному з виходів НМ можна судити про інтенсивність дефекту.

Таблиця 5 – Результати тестування класифікатора для діагностування технічного стану АТД, побудованого на основі НМ Кохонена

№ строки	Значення виходів НМ-2					Стан
	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$R_5$	
1	0,62	0,091	0,01	0,014	0,1	Дефект в циліндро-поршневій групі
2 (з шумом)	0,73	0,21	0,21	0,17	0,25	
3	0,68	0,175	0,25	0,037	0,17	Дефект в циліндро-поршневій групі
4 (з шумом)	0,77	0,35	0,35	0,179	0,33	
5	0,53	0,51	0,01	0,019	0,01	Дефект в циліндро-поршневій групі і термогазодинамічних параметрів ( $-1\% \eta_{кнд}$ ) ( $-3\% \eta_{кнд}$ )

Результати тестування невідомих станів АТД за допомогою мережі Кохонена наведені в таблиці 5. За аналогією з розглянутими раніше прикладами якість роботи НМ Кохонена [7] при цьому досліджувалася на тестовій вибірці в умовах без шуму (1-й і 3-й рядки табл. 6), а також в умовах адитивної складової білого шуму ( $\sigma = 0,01; M = 0$ ), для 1% і 3%-го зміни ККД циліндро-поршневій групі (2-й і 4-й рядки табл. 5). Останній рядок таблиці 6 відповідає подвійному дефекту, що складається в одночасній зміні ККД циліндро-поршневій групі і термогазодинамічних параметрів. У 5-му рядку таблиці 5 – два нейрона-переможця, оскільки максимальні значення сигналів мають місце для виходів  $R_1$  і  $R_2$ . Згідно таблиці 1 НМ Кохонена виявляє при цьому зазначений вище подвійний дефект (зменшення ККД циліндро-поршневій групі і термогазодинамічних параметрів).

Завершальним етапом реалізації FDI-методу для діагностування технічного стану АТД (рис. 1) є прийняття рішення про тип відмови в АТД на основі аналізу числового вектора  $R$ . Графічна інтерпретація прийняття рішення для перцептрона і методу найменших квадратів показана на рис. 6, де вершини куба відповідають центрам кластерів (еталонних станів АТД) (табл. 1).



$S_0$  – центр кластера (прецедент), відповідний справному (еталонному) стану АТД;  $S_1$  – центр кластера, відповідний дефекту циліндро-поршневої групи;  $S_2$  – центр кластера, відповідний дефекту в системі паливоподачі;  $S_3$  – центр кластера, відповідний дефекту в термогазодинамічному режимі;  $S_4$  – центр кластера, відповідний дефекту герметичності камери згоряння

Рис. 6 – Графічна інтерпретація процесу діагностування технічного стану АТД

Фактичний вектор стану автотракторного двигуна  $S$  може приймати значення в будь-якій точці всередині даного куба

$$S = (R_1, R_2, R_3)^T, \quad 0 \leq R_i \leq 1. \quad (7)$$

Визначення технічного стану АТД здійснюється за правилом «найближчого сусіда» [8], на підставі якого АТД зараховується до того класу, якому належить його найближчий сусід (або більшість з його найближчих сусідів). Вирішальне правило, на підставі якого здійснюється прийняття рішення (постановка діагнозу) записується наступним чином  $S \rightarrow S_p$ , якщо

$$\begin{aligned} d(S, S_p) &= \\ &= \sqrt{(S - S_0)^2 + (S - S_1)^2 + (S - S_2)^2 + \\ &+ (S - S_3)^2 + (S - S_4)^2 + \dots + (S - S_n)^2} =, \quad (8) \\ &= \sqrt{\sum_{k=1}^n (S - S_k)^2} \rightarrow \min \end{aligned}$$

де  $d$  – відстань до центру найближчого ( $p$ -го) кластера (прецеденту). При цьому відстань  $d$  обчислюється, наприклад, з використанням евклідової метрики (8).

Розглянемо дану процедуру на прикладі завдання діагностування подвійного дефекту, пов'язаного зі зменшенням ККД циліндро-поршневої групи і термогазодинамічних параметрів на 3%. Величина вектора на виході НМ-2 перцептрон в даному випадку  $R = (0,54; 0,44; 0,02)^T$ . Тоді, враховуючи еталонні стани  $S_0, \dots, S_4$  автотракторного двигуна (табл. 1) і використовуючи формулу (8), можна обчислити відстань  $d$  від відповідного прецеденту до центрів кластерів

$$d_0(S, S_0) = 0,701; \quad d_3(S, S_3) = 0,657; \quad d_1(S, S_1) = 0,738; \quad d_4(S, S_4) = 1,75;$$

$$d_2(S, S_2) = 1,47.$$

**Аналіз результатів дослідження.** Аналіз отриманих значень  $d_i(S, S_i)$  показує, що результатом рішення даного завдання буде  $S \in S_0 \cup S_1 \cup S_3$ , тобто запропонований нейронної мережі прецедент приблизно рівновіддалений від наступних станів: справний стан ( $S_0$ ), дефект в циліндро-поршневій групі ( $S_1$ ) і дефект в системі паливоподачі ( $S_2$ ). Таким чином, діагноз мережі – помірний за інтенсивністю дефектів в 2 вузлах автотракторного двигуна (циліндро-поршневій групі і системі паливоподачі).

**Висновки.** 1. Запропоновані нейромережеві технології для вирішення задач діагностування технічного стану автотракторного двигуна. Вони дозволяють працювати як з реальними даними, отриманими для індивідуального і еталонного (середньостатистичного) автотракторного двигуна, так і з даними, обчисленими за допомогою його математичної моделі, на підставі порівняння яких можна приймати обґрунтовані рішення про характер і місце розташування того чи іншого дефекту. Це дозволяє підвищити функціональну стабільність колісної машини і поліпшити роботу його інтелектуальних бортових систем.

2. Доведено, що для зниження надмірності нейронної мережі необхідно зменшувати число нейронів прихованого шару при заданому рівні помилки навчання мережі. Мінімальне число нейронів прихованого шару для випадку 10 контролюючих штатних датчиків параметри автотракторного двигуна і п'яти класів типових дефектів вузлів АТД може бути знижено до 5-7 при високій якості розпізнавання стану автотракторного двигуна.

3. В якості вхідних сигналів для діагностування автотракторного двигуна виступають напруги, отримані в ШНМ від датчиків, які є штатними в автотракторному двигуні, і додатково вказують на технічний стан автотракторного двигуна.

#### Список літератури:

1. Patton, R. J. Issues in Fault Diagnosis for Dynamic Systems / R. J. Patton, P. M. Frank, R. N. Clark. – Springer-Verlag, London, 2000. – 536 p.
2. Жернаков С.В. Активная диагностическая экспертная система // Проблемы машиностроения и надежности машин. – М.: РАН. – 2002. – № 1. – С. 92-99.
3. Narendra, K. S. Neural Networks for Control. Theory and Practice // Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No 10, 1996, p. 1385 -1405.
4. Молодан А.О. Визначення потужності і роботи вимушених коливань при відключенні циліндрів в двигуні колісної машини / А.О. Молодан // Сучасні технології в машинобудуванні та транспорті. – Луцьк: Луцький НТУ, 2019. – №2(13). – С. 116-123.
5. Advanced Multivariable Control Systems of Aeroengines // Eds.: Sun Jianguo, V.I. Vasilyev, B.G. Pyasov, Beijing, China, BUAA Press, 2005. – 621 p.
6. Молодан А. А. Наукові основи забезпечення надійності і функціональної стабільності колісних машин в режимі відключення частини циліндрів: дис. ... д-ра. техн. наук: спец. 05.22.20 експлуатація та ремонт засобів транспорту. Харків, ХНАДУ, 2021. – 387 с.
7. Нейронные сети Кохонена. – [Електронний ресурс]. Дата оновлення: 28.01.2016. URL: <https://neuronus.com/theory/nn/955-nejronnye-seti-kokhonena.html> (дата звернення 01.05.2018).
8. Применение нейронных сетей для задач классификации. – [Електронний ресурс]. Дата оновлення: 18.05.2017. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/classification> (дата звернення 08.05.2018).
9. Нейрокомпьютеры в авиации (самолеты) / под ред. В.И. Васильева, Б.Г. Ильясова, С.Т. Кусимова. – М.: Радиотехника, 2004. – 496 с.

#### References (transliterated)

1. Patton, R. J. Issues in Fault Diagnosis for Dynamic Systems / R. J. Patton, P. M. Frank, R. N. Clark. – Springer-Verlag, London, 2000. – 536 p.
2. Zhernakov S.V. Aktivnaya diagnosticheskaya e`kspertnaya sistema // Problemy` mashinostroeniya i nadezhnosti mashin. – М.: RAN. – 2002. – № 1. – P.P. 92-99.

3. Narendra, K. S. Neural Networks for Control. Theory and Practice // Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No 10, 1996, P.P. 1385 -1405.
4. Molodan A.O. Vyznachennia potuzhnosti i roboty vymushenykh kolyvan pry vidkliuchenni tsylindriv v dvyhuni kolisnoi mashyny / A.O. Molodan // Suchasni tekhnologii v mashynobuduvanni ta transporti. – Lutsk: Lutskyy NTU, 2019.– №2(13). – P.P. 116-123.
5. Advanced Multivariable Control Systems of Aeroengines // Eds.: Sun Jianguo, V.I. Vasilyev, B.G. Ilyasov, Beijing, China, BUAA Press, 2005. – 621 p.
6. Molodan A. O. Naukovi osnovy zabezpechennia nadiinosti i funktsionalnoi stabilnosti kolisnykh mashyn v rezhymy vidkliuchennia chastyny tsylindriv: dys. ... d-ra. tekhn. nauk: spets. 05.22.20 ekspluatatsiia ta remont zasobiv transportu. Kharkiv, KhNADU, 2021. – 387 p.
7. Neironnye seti Kohonena. – [Electronic resource]. Update date: 28.01.2016. URL: <https://neuronus.com/theory/nn/955-neironnye-seti-kokhonena.html> (date of request 01.05.2018).
8. Primenenie neironnykh setey dlya zadach klassifikatsii. – [Electronic resource]. Update date: 18.05.2017. URL: <https://basegroup.ru/community/articles/classification> (date of request 08.05.2018).
9. Nejrokompyutery v aviatsii (samolety) / pod red. V.I. Vasil'eva, B.G. Il'yasova, S.T. Kusimova. – M.: Radiotekhnika, 2004. – 496 p.

*Надійшла (received) 04.10.2021 р.*

*Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors*

**Молодан Андрій Олександрович (Молодан Андрей Александрович, Molodan Andrii)** – доктор технічних наук, доцент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, професор кафедри технології машинобудування і ремонту машин, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0017-740X>; e-mail: [tmirm@ukr.net](mailto:tmirm@ukr.net)

**Дубінін Євген Олександрович (Дубинин Евгений Александрович, Dubinin Yevhen)** – доктор технічних наук, професор, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, професор кафедри технології машинобудування і ремонту машин, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6176-7358>; e-mail: [dubinin-rmn@ukr.net](mailto:dubinin-rmn@ukr.net)

**Потапов Микола Миколайович (Потапов Николай Николаевич, Potapov Mykola)** – кандидат технічних наук, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, доцент кафедри технології машинобудування і ремонту машин, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1504-0825>; e-mail: [potapovnik1983@gmail.com](mailto:potapovnik1983@gmail.com)

**Тарасов Юрій Володимирович (Тарасов Юрий Владимирович, Tarasov Yurii)** – доктор технічних наук, доцент, Харківський національний автомобільно-дорожній університет, доцент кафедри технології машинобудування і ремонту машин, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4562-7838>; e-mail: [yuriy.ledd@gmail.com](mailto:yuriy.ledd@gmail.com)

**Полтавський Микола Володимирович (Полтавский Николай Владимирович, Poltavskiy Mykola)** – Харківський національний автомобільно-дорожній університет, аспірант кафедри технології машинобудування і ремонту машин, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/000-0003-3985-1585>; e-mail: [poltavskiynik@ukr.net](mailto:poltavskiynik@ukr.net)