

**А. О. Молодан**  
**Д. В. Абрамов**  
**Ю. В. Тарасов**  
**М. М. Потапов**

## **ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ЗНОШЕНОСТІ ЦИЛІНДРО- ПОРШНЕВОЇ ГРУПИ АВТОТРАКТОРНОГО ДВИГУНА**

Харківський національний автомобільно-дорожній університет

*У статті пропонується зниження надмірності нейронної мережі та необхідності зменшення числа нейронів прихованого шару при заданому рівні помилки навчання мережі. Мінімальне число нейронів прихованого шару для випадку 11-ти контролюючих штатних датчиків параметри автотракторного двигуна і п'яти класів типових дефектів вузлів АТД може бути знижено до п'яти-семи при високій якості розпізнавання стану автотракторного двигуна. Мета полягає у тому, щоб на основі теорії створення інфраструктури діагностування несправності автотракторних двигунів, заснованої на використанні штучних нейронних мереж та експериментальних досліджень, забезпечити отримання розширеної достовірної бази знань, швидкість обробки інформації, точність одержуваного технічного діагнозу і можливість оперативного визначення технічного стану автотракторного двигуна в режимі реального часу. Основою запропонованого методу є забезпечення отримання розширеної достовірної бази знань, швидкість обробки інформації, точність одержуваного технічного діагнозу і можливість оперативного визначення технічного стану автотракторного двигуна в режимі реального часу.*

*Особливістю запропонованого способу є використання напруг в якості вхідних сигналів, що надходять в штучну нейронну мережу від датчиків, які є штатними в автотракторному двигуні, і додатково вказують на вихідний сигнал пристрою відключення подачі палива, передбачений на один крок, що містить обмотку нормально закритого електромагнітного клапана, який перенаправляє паливо в лінію зливу. Використання алгоритму виявлення значення показників режимів роботи і несправностей циліндро-поршневої групи є результатом аналізу штучної нейронної мережі, які отримують результати діагностичних параметрів автотракторного двигуна. Дослідивши штучну нейронну мережу 1 з різними обсягами навчальних даних, отримали залежність зміни достовірності результату від розміру навчальних даних і достовірність результату розпізнавання 91,2 % (оптимальна кількість навчальних даних становить 1200). Дослідивши штучну нейронну мережу 2 з різними обсягами навчальних даних, отримали залежність зміни достовірності результату від розміру навчальних даних і достовірність результату розпізнавання 86,5% (оптимальна кількість навчальних даних становить від 10 до 15). Отримані результати вказують принципову можливість створення прогностичних моделей вузлів і агрегатів випробовуваних автотракторних двигунів. Модель можна створити за допомогою апарату штучних нейронних мереж і використання досить великої бази даних проведених випробувань.*

**Ключові слова:** автотракторний двигун, циліндро-поршнева група, діагностування, рівень зношеності, штучна нейронна мережа, штатні контролюючі датчики, кількість нейронів.

### **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 зазначених вище невизначених факторів, а також інтеграцію інформаційних процесів (розподілених локальних баз даних і знань в глобальну базу даних і знань).

Аналіз сучасних діагностичних систем [1–3] свідчить про те, що існує об'єктивна науково-технічна проблема створення комплексних систем діагностування, побудованих на універсальних принципах, що забезпечують високий рівень достовірності постановки діагнозу і прогнозування технічного стану виробів. Перспективним напрямком є створення інфраструктури діагностування несправності автотракторних двигунів, заснованої на використанні штучних нейронних мереж.

Для вирішення завдань діагностування та прогнозування необхідно сформувати базу з безліччю станів і провести оцінювання ступеня впливу кожного інформаційного параметра на ймовірність переходу виробу в будь-які з можливих станів.

Перспективними напрямками розвитку методів і засобів діагностики є методи, засновані на нечіткій логіці або нечітких множинах, експертні системи і нейронні мережі. Методи нечіткої логіки дозволяють значно спростити опис моделі об'єктів контролю і діагностування, а також є більш простими для апаратної реалізації. Експертні системи дозволяють приймати рішення про стан об'єкта контролю, якщо оцінювання стану або пошуку несправності об'єкта контролю є важко формалізується завданням. Штучні нейронні мережі використовують для ідентифікації об'єктів контролю, розпізнавання образів і прогнозування стану технічної системи. Застосування ШНМ дозволить отримати підвищення швидкодії засобів діагностування за рахунок розпаралелювання потоків обробка діагностичної інформації.

В діагностиці технічних систем нерідко проявляються дефекти, при яких зв'язок між ознаками і причинами несправностей носить неоднозначний характер. Прості двозначні твердження типу «справний – 1»; «несправний – 0» недостатні, оскільки чіткі правила пошуку несправностей в системі ґрунтуються на взаємній і однозначній відповідності між причиною і ознаками несправностей, тобто вони жорстко детерміновані в правилах. Сучасні діагностичні системи повинні розпізнавати небезпечні умови функціонування, причини і тип виниклої несправності. Крім цього очікується також інформація про оцінювання терміну служби виробу або його складової частини.

Таким чином, вихідні параметри діагностичної системи повинні визначати з одного боку причину і тип дефекту (несправності), з іншого боку – стан об'єкта діагностування, його відповідність оперативному-функціональному призначенню, що було досліджено у [4].

### Процеси виявлення значень показників режимів роботи і несправностей циліндро-поршневої групи та результати діагностичних параметрів автотракторного двигуна

Єдиним рішенням даної проблеми є використання великої кількості лінійних систем, що не дуже практично при створенні моделей, що працюють в реальному часі. Процес створення моделей дуже складний і точність одержуваних результатів, перевірити важко. Знаючи можливості нейронних мереж моделювати складні системи володіючи невеликою кількістю інформації, дозволяє використовувати їх в аналітичних моделях.

При діагностуванні та прогнозуванні нечітка нейронна мережа відіграє роль універсального апроксиматора функції від декількох змінних, реалізуючи нелінійну функцію

$$Y = F(X), \quad (1)$$

де  $\{X(t)\} = \{X_1(t), X_2(t), X_3(t), \dots, X_n(t)\}$  – вектори вхідної інформації (поточні виміряні значення діагностичних параметрів);  $Y$  – реалізація векторної функції декількох змінних [5].

В цілому локалізація дефектів за допомогою діагностичної матриці подібна роботі системи нейронів, яка отримала назву «перцептрон».

Унікальною особливістю для контролю технічного стану ЦПГ є можливість діагностування автотракторних двигунів за допомогою нейронних предикторів. Нейронний предиктор (рис. 1) це математична модель на базі штучної нейронної мережі, яка здійснює передбачення вихідного вектора стану виробу по його передісторії на один крок вперед.

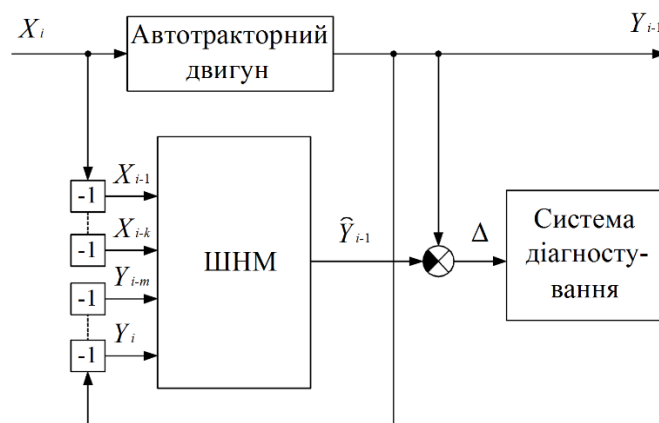


Рис. 1. Блок-схема нейронного предиктора

Для використання нейронного предиктора його необхідно навчити на даних, отриманих від справного автотракторного двигуна при його роботі в різних динамічних режимах, в тому числі і при відключенні частини циліндрів. При навчанні нейронна мережа апроксимує функціональну залежність між вхідними сигналами  $X$  і вихідними  $Y$ . В якості вхідних сигналів виступають напруги, отримані в ШНМ від датчиків, які є штатними в автотракторному двигуні, і додатково ті ж сигнали, затримані на деякий час. Вихідним сигналом є передбачений на один крок електричний струм в обмотці електромагніту нормально закритого електромагнітного клапана, який перенаправляє паливо в лінію зливу та технічний стан автотракторного двигуна.

При цьому для отримання технічного діагнозу використовують навчену нейронечітку мережу, а на вхід мережі поставляється інформація про параметри (табл. 1), що характеризують реальні процеси в автотракторному двигуні. Для зручності користувача діагностичної системи числова інформація, одержувана на виході мережі, піддається додатковій інтерпретації і видається, наприклад, у вербальному вигляді (лінгвістичній формі).

Після навчання нейронний предиктор підключається до автотракторного двигуна, що діагностується шляхом відключення частини циліндрів. Точність передбачення предиктора залежить від часу навчання, обсягу і якості навчальної вибірки.

При справному автотракторному двигуні вихідний сигнал предиктора практично збігається з реально вимірним струмом, а в разі виникнення несправності виникає неузгодженість  $\Delta$ . По величині і знаку неузгодженості, а також швидкості зміни величини неузгодженості можна проводити оцінювання технічного стану циліндро-поршневої групи автотракторного двигуна за допомогою періодичної зміни відключення пар циліндрів [6, 7].

Тут використовуються спеціальні вікна інтерпретатора, в якому інформація експертної системи про технічний стан механізмів автотракторного двигуна для обраного режиму функціонування виводиться в візуально-вербальному вигляді. У вікні перегляду експертної системи переглядають графічну інформацію про поведінку параметрів на режимі управління або режимі діагностування. У спеціальних рядках (табл. 1) виводяться різні повідомлення: види і найменування діагностичних параметрів, їх поточні значення, попередження про виникнення нештатних ситуацій або досягненні параметрів критичних значень і ін. [8].

В якості діагностичних ознак (входів нейромережі) використовувалася інформація по 11 параметрам 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 по вихлопним газам  $\Delta k$ ; кількість картерних газів  $\Delta S$ ; тиск газів в картері двигуна  $\Delta p_T$ ; кількість відключених циліндрів  $\Delta i$ .

Таблиця 1

Вхідні та вихідні значення системи

№	Вхідні значення	Позначення	Вихідні значення
1	Потужність двигуна (кВт)	Потужність	Технічний стан автотракторного двигуна
2	Температура охолоджуючої рідини (°C)	Температура	
3	Витрата повітря (м <sup>3</sup> /км·год)	Повітря	
4	Тиск мастила (МПа)	Тиск	
5	Витрата палива (г/км/год)	Витрата	
6	Шум (дБ)	Шум	
7	Тиск в кінці такту стиснення (МПа)	Тиск такту	
8	Вихлопні газы (%)	Вихлопні газы	
9	Кількість картерних газів (л)	Кількість газів	
10	Тиск картерних газів (МПа)	Тиск газів	
11	Кількість відключених циліндрів (шт)	Відключені циліндри	

Елементи інтерфейсу експертної системи можуть бути досить легко змінені відповідно до побажань користувача. Експертна система для діагностування автотракторного двигуна, що реалізує створений метод, супроводжується програмним забезпеченням, розробленим на сучасних мовах програмування із залученням засобів візуальної розробки.

Все це призводить до рішення використовувати нейронні мережі для визначення відмов (табл. 2), так як нейронні мережі можуть бути натреновані певним чином з метою отримання відповідного зв'язку між входами і виходами автотракторного двигуна.

Таблиця 2

Залежні значення, що є вхідними для штучної нейронної мережі, отримані від контролюючих датчиків у вигляді гармонійних напруг

Вихідні / вхідні	Мовні значення	Параметри залежних функцій			
		$\alpha$	$\beta$	$\chi$	$\delta$
Потужність двигуна (кВт)	низька	110	110	120	125
	млява	120	125	130	135
	нормальна	130	135	140	145
	достатня	140	145	150	154
Температура охолоджуючої рідини (°C)	нормальна	70	73	77	80
	достатня	77	80	83	85
	висока	83	85	90	90
Витрата повітря ( $\text{м}^3 \cdot 10^{-3}$ )	нормальна	3,36	3,39	3,42	3,45
	нормальна	3,41	3,45	3,51	3,56
	мала	3,51	3,56	3,60	3,63
Тиск мастила (МПа)	млявий	1	1,5	2	2,5
	нормальний	2	2,5	3	3,5
	гарний	3	3,5	4	4,5
Витрата палива (г/км/год)	нормальна	224	226	228	230
	нормальна	227	230	234	237
	висока	234	237	240	242
Цокот, шум (дБ)	дечого	10	10	30	40
	нормальний	20	40	50	70
	багато	50	70	80	80
Тиск в кінці такту стиснення (МПа)	низький	180	180	184	188
	нормальний	184	188	190	192
	достатній	190	192	195	195
Вихлопні гази (%)	найменші	20	22	26	30
	нормальні	28	32	36	40
	найбільші	38	42	46	50
Кількість картерних газів (л/хв)	нормальна	30	25	20	15
	допустима	50	40	30	25
	критична	90	80	70	60
Тиск картерних газів ( $\text{МПа} \cdot 10^{-3}$ )	нормальний	0,80	0,65	0,50	0,35
	допустимий	3,0	2,5	1,5	3,0
	критичний	20,0	10,0	6,0	3,0
Кількість відключених циліндрів (шт)	менш половини	0	1	2	3
	половина	2	2	4	4
	більш половини	4	4	5	6
Технічний стан автотракторного двигуна (%)	гарний	85	95	100	100
	нормальний	65	75	85	95
	негарний	45	55	65	75
	легка відмова	25	35	45	55
	сильна відмова	0	15	25	35

Запропонований метод забезпечує отримання розширеної достовірної бази знань, швидкість обробки інформації, точність одержуваного технічного діагнозу і можливість оперативного визначення технічного стану автотракторного двигуна в режимі реального часу.

Переваги запропонованого методу полягають в наступному:

- можливість використання розширеної достовірної бази знань;
- висока швидкість обробки інформації;

- велика точність технічного діагнозу;
- можливість оперативного діагностування в режимі реального часу;
- зручність нормативного діагностування на спеціалізованих постах, станціях техобслуговування, на гірничо-збагачувальних підприємствах і т.д.

Метод штучних нейронних мереж найбільш прийнятний для визначення рівня зношеності ЦПГ по значенням параметрів гармонік залежних функцій, створюваних контролюючими датчиками автотракторного двигуна.

На підставі експериментальних досліджень, які відображають відхилення рівня несправностей циліндро-поршневої групи, в якості діагностичних параметрів запропоновано скористатися значеннями параметрів гармонійних складових параметрів залежних функцій – коефіцієнти  $\alpha_{n(N)}$ ,  $\beta_{n(N)}$ ,  $\chi_{n(N)}$ ,  $\delta_{n(N)}$ , що представляють собою діючі значення гармонійних складових вихідних і вхідних даних від контролюючих штатних датчиків, які встановлені в автотракторному двигуні.

Алгоритм виявлення рівня несправностей циліндро-поршневої групи автотракторного двигуна представлений на рисунку 2.

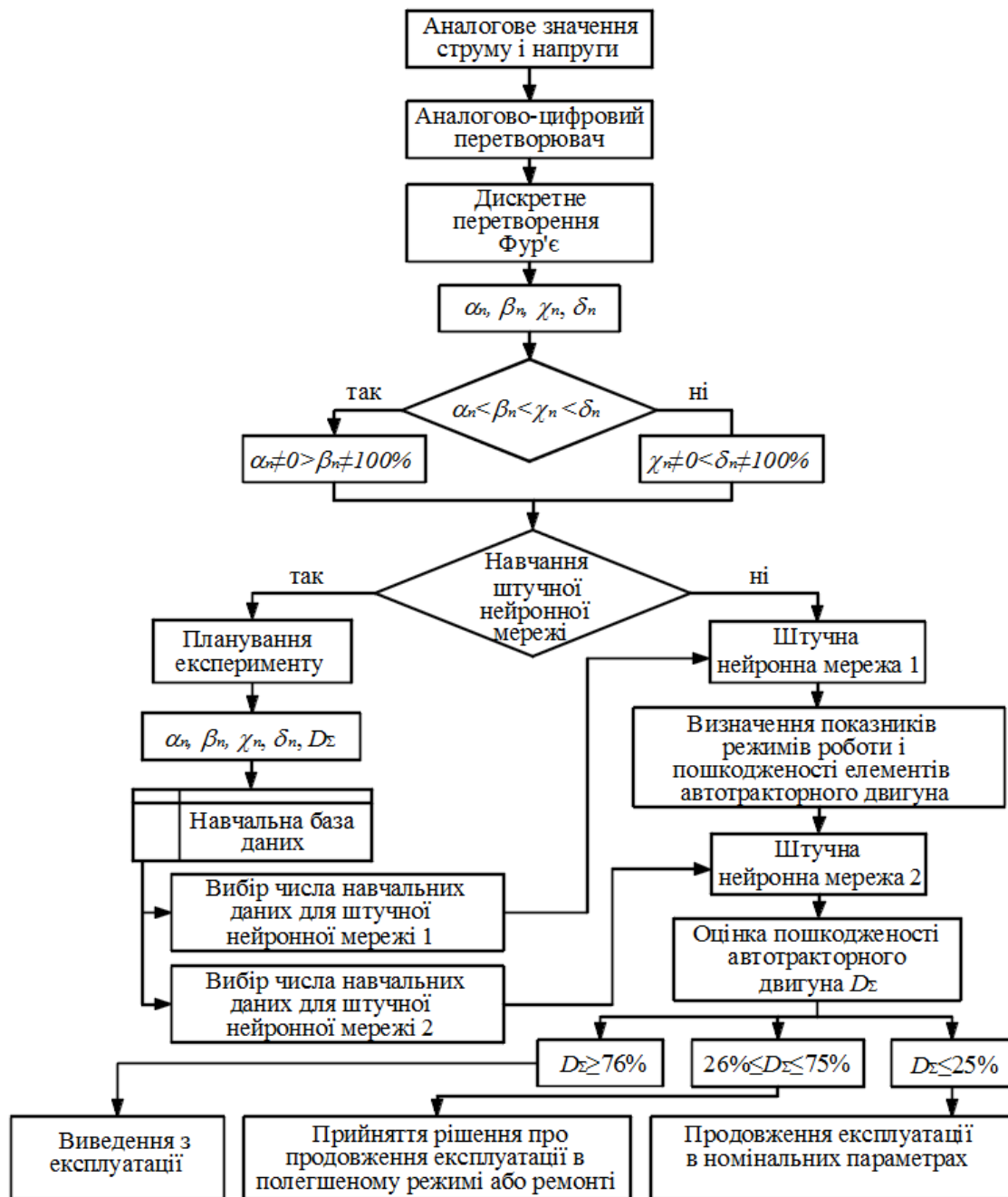


Рис. 2. Алгоритм визначення рівня зношеності ЦПГ

Значення показників режимів роботи і пошкодженості циліндро-поршневої групи  $D_m$  є результатом аналізу штучної нейронної мережі 1, отриманого зі значень діагностичних параметрів автотракторного двигуна, що знаходяться в межах норми

$$D_m = F(\alpha_{nA}, \beta_{nA}, \chi_{nA}, \delta_{nA}, \alpha_{nB}, \beta_{nB}, \chi_{nB}, \delta_{nB}, \alpha_{nC}, \beta_{nC}, \chi_{nC}, \delta_{nC}) = \\ = F\left(\sum_{n=3,5,7,9} (w_{\alpha nA} \alpha_{nA} + w_{\beta nA} \beta_{nA} + w_{\chi nA} \chi_{nA} + w_{\delta nA} \delta_{nA} + w_{\alpha nB} \alpha_{nB} + w_{\beta nB} \beta_{nB} + \right. \\ \left. + w_{\chi nB} \chi_{nB} + w_{\delta nB} \delta_{nB} + w_{\alpha nC} \alpha_{nC} + w_{\beta nC} \beta_{nC} + w_{\chi nC} \chi_{nC} + w_{\delta nC} \delta_{nC})\right) \quad (2)$$

де  $w$  – вагові коефіцієнти нейронної мережі для відповідних діагностичних параметрів;  $m = 1, 2, 3, \dots, 11$  – число виходів нейронної мережі 1.

Досліджувані значення гармонійних складових вихідних і вхідних даних від контролюючих штатних датчиків за допомогою аналого-цифрового перетворювача «АЦП» перетворюються в цифровий код. Послідовність таких цифрових кодів характеризує сигнал за певний період часу. Блок дискретного перетворення Фур'є розкладає досліджуваний сигнал на гармонійні складові, з яких для аналізу беруться третя, п'ята, сьома і дев'ята гармоніки. Потім визначаються діючі значення коефіцієнти  $\alpha_{n(N)}$ ,  $\beta_{n(N)}$ ,  $\chi_{n(N)}$ ,  $\delta_{n(N)}$ , що представляють собою діючі значення гармонійних складових вихідних і вхідних даних від контролюючих штатних датчиків, які встановлені в автотракторному двигуні.

Значення інтегрального діагностичного параметра пошкодженості є результатом аналізу штучної нейронної мережі 2, отриманого зі значень показників режимів роботи і пошкодженості циліндро-поршневої групи  $D_m$  автотракторного двигуна [9]

$$D_{\Sigma} = F\left(\sum_{m=1}^{11} w_m D_m\right). \quad (3)$$

Побудова нейромережевої моделі відбувається адаптивно під час навчання. Для керованого навчання мережі користувачеві необхідно організувати систему навчальних даних. Дані параметри показують моделі відомих вхідних і відповідних їм вихідних значень. Мережа вивчає і намагається встановити зв'язок між входами і виходами.

Якщо вихідні значення нейронної мережі не відповідають необхідним значенням, то проводиться оптимізація ваг нейронної мережі будь-яким з математичних алгоритмів до максимальної відповідності із заданою точністю. Складність виникає в отриманні необхідного числа навчальних даних. Це є основним недоліком застосування штучних нейронних мереж в задачах діагностики циліндро-поршневої групи автотракторного двигуна. Збільшення набору навчальних даних і зменшення числа навчальних експериментів можливе при навчанні штучної нейронної мережі шляхом використання теорії планування експерименту [9].

Для визначення значень інтегрального діагностичного параметра пошкодженості  $D_{\Sigma}$  і показників режимів роботи і пошкодженості елементів ЦПГ  $D_m$  необхідна база даних (табл. 2), основною метою якої є навчання штучних нейронних мереж.

Переважає більшість всіх прикладних задач, що вирішуються методом математичного моделювання, зводиться до знаходження деякої складної функції, що здійснює багатовимірне перетворення вектора вхідних параметрів  $X$  в вектор вихідних параметрів  $Y$ .

Принципова можливість побудови нейронної мережі, що виконує перетворення, задане будь-яким безліччю розрізняються між собою навчальних прикладів, і встановлено, що такий універсальної нейронної мережею є двошаровий перцептрон, тобто перцептрон з одним прихованим шаром, причому активаційні функції його нейронів повинні бути сигмоїдними.

Необхідна кількість нейронів в прихованих шарах перцептрона можна визначити за формулою, що є наслідком з теорем Арнольда-Колмогорова-Хехт-Нільсена [10]

$$\frac{N_y Q}{1 + \log_2(Q)} \leq N_w \leq N_y \left(\frac{Q}{N_x} + 1\right) (N_x + N_y + 1) + N_y. \quad (4)$$

де  $N_y$  – розмірність вихідного сигналу;  $Q$  – число елементів безлічі навчальних прикладів;  $N_w$  – необхідне число синаптичних зв'язків;  $N_x$  – розмірність вхідного сигналу.

Оцінивши за допомогою цієї формули необхідне число синаптичних зв'язків  $N_w$ , можна розрахувати необхідне число нейронів в прихованих шарах. Тоді, число нейронів прихованого шару двохшарового персептрона дорівнюватиме [10]

$$N = \frac{N_w}{N_x + N_y}. \quad (5)$$

За допомогою рівняння регресії визначається значення вихідної величини при всіх можливих поєднаннях рівнів факторів, що збільшує базу навчальних даних штучної нейронної мережі. Число експериментів, необхідних для створення всіх можливих поєднань рівнів факторів, визначається за формулою [10]

$$N_D = 2^{k-p}, \quad (6)$$

де  $k$  – число факторів;  $p$  – репліка дрібного факторного експерименту; 2 – число рівнів.

При числі факторів 11 база даних, згідно з формулою (6), збільшується з 32 до 2048. 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. На основі коваріаційного аналізу даних було встановлено, що серед десяти вимірюваних параметрів в якості головних компонент можна виділити 7 параметрів:  $\Delta P$ ,  $\Delta T_{Op}$ ,  $\Delta G$ ,  $\Delta g$ ,  $\Delta C$ ,  $\Delta \kappa$ ,  $\Delta S$ .

Дослідивши штучну нейронну мережу 1 з різними обсягами навчальних даних в інтервалі (650, 800, 900, 1000, 1200, 1500, 2048, 2500, 3250), отримали залежність зміни достовірності результату від розміру навчальних даних, представлену на рисунку 3.

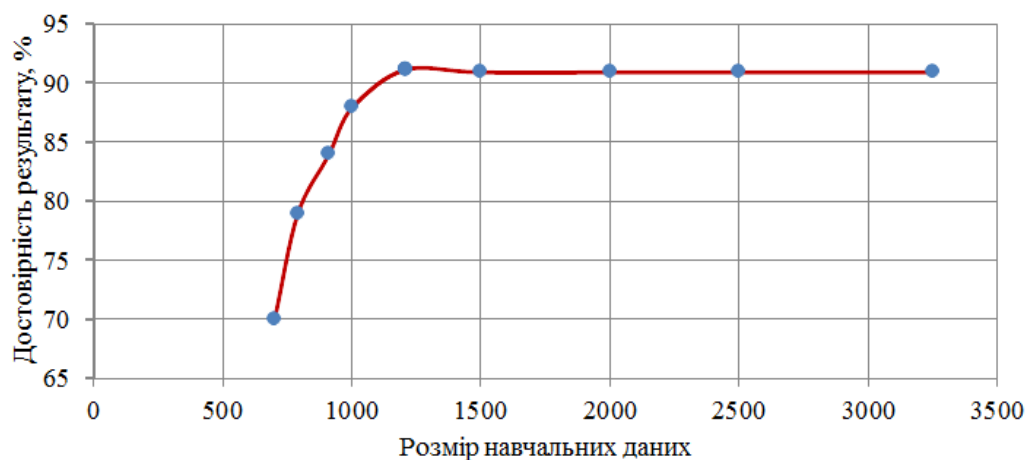


Рис. 3. Залежність зміни достовірності результату від розміру навчальних даних нейронної мережі 1

З рисунку 3 видно, що при забезпеченні достовірності результату розпізнавання рівної 91,2% оптимальна кількість навчальних даних становить 1200.

Дослідивши штучну нейронну мережу 2 з різними обсягами навчальних даних в інтервалі (6, 8, 10, 15, 20, 25, 30), отримали залежність зміни достовірності результату від розміру навчальних даних, представлену на рисунку 4.

З рисунку 4 видно, що при забезпеченні достовірності результату розпізнавання на 86,5% оптимальна кількість навчальних даних становить від 10 до 15.

Таким чином, застосування методу планування експерименту дає можливість скоротити необхідну кількість навчальних експериментів для нейронної мережі 1 з 2048 до 10-15 для нейронної мережі 2 при забезпеченні достовірності результату розпізнавання рівною 91,2%.

Діагностування складних технічних об'єктів, що полягає в тому, що серед параметрів складного технічного об'єкта виділяють окремі параметри, які є ознаками його технічного стану, порівнюють їх з еталонними ознаками вихідного алфавіту класів. Перспективними напрямками розвитку методів і

засобів діагностики є методи, засновані на нечіткій логіці або нечітких множинах, експертні системи і нейронні мережі. Штучні нейронні мережі використовують для ідентифікації об'єктів контролю, розпізнавання образів і прогнозування стану технічної системи. Застосування ШНМ дозволить отримати підвищення швидкодії засобів діагностування за рахунок розпаралелювання потоків обробки діагностичної інформації. Метод діагностування складних технічних об'єктів, заснований на нейронечітких мережах, адаптованих до завдань діагностування циліндро-поршневої групи автотракторного двигуна.

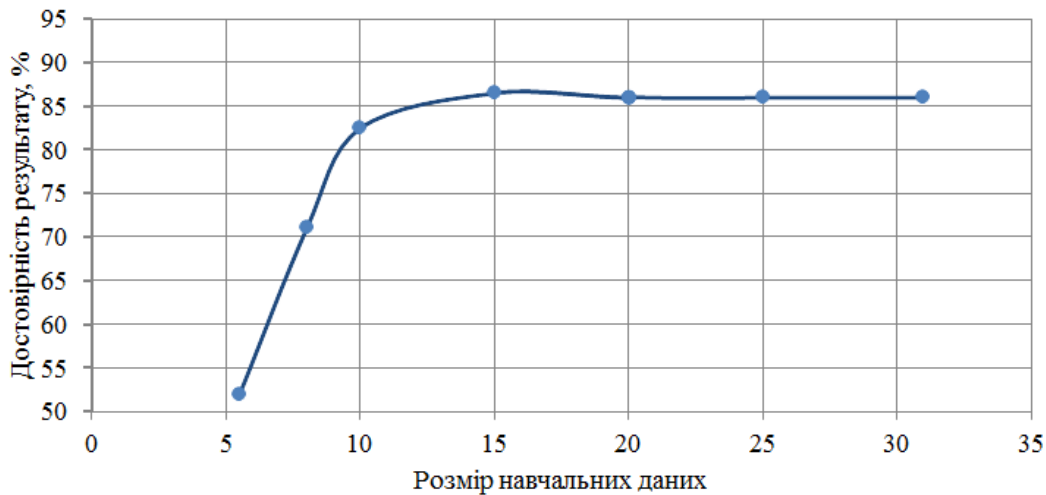


Рис. 4. Залежність зміни достовірності результату від розміру навчальних даних нейронної мережі 2

Слід констатувати, що отримана модель придатна для точного передбачення значення параметра, оскільки, як і очікувалося, відносні відхилення значень з тестового і навчального множин від цільового значення склали в середньому близько 35 %. Така висока величина пов'язана з малою кількістю навчальних прикладів.

Однак метою даного дослідження була тільки демонстрація застосовності апарату штучних нейронних мереж в даній предметній області, а не створення точної моделі. Виконання останнього завдання неможливо, якщо ми маємо в своєму розпорядженні таку малу кількість експериментальних реалізацій.

Слід особливо відзначити, що зі збільшенням числа проведених натурних випробувань (в тому числі з негативним результатом) з'являється можливість розширити факторний простір і, як наслідок, поліпшити побудовану модель.

Таким чином, в цій роботі представлено побудову нейромережевої прогностичної моделі на базі експериментальних даних, здатної виділяти функціональні зв'язки між параметрами без будь-якої інформації про їх передісторію. Побудована модель дозволяє прогнозувати вихідний параметр, відповідний результатам випробування установки з будь-яким запалюванням, причому із заздалегідь оціненою точністю. Отримані результати вказують принципову можливість створення прогностичних моделей вузлів і агрегатів випробовуваних автотракторних двигунів. Модель можна створити за допомогою апарату штучних нейронних мереж і використання досить великої бази даних проведених випробувань.

## Висновки

1. 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 автотракторному двигуна і п'яти класів типових дефектів вузлів АТД може бути знижено до 5-7 при високій якості розпізнавання стану автотракторного двигуна.

2. Запропоновано, на підставі експериментальних досліджень скористатися значеннями параметрів гармонійних складових параметрів залежних функцій – коефіцієнти  $\alpha_{n(N)}$ ,  $\beta_{n(N)}$ ,  $\chi_{n(N)}$ ,  $\delta_{n(N)}$ , в якості діагностичних параметрів, що представляють собою діючі значення гармонійних складових вихідних і вхідних даних від контролюючих штатних датчиків, які встановлені в автотракторному двигуні та відображають відхилення рівня несправностей циліндро-поршневої групи.



3. В якості вхідних сигналів виступають напруги, отримані в ШНМ від датчиків, які є штатними в автотракторному двигуні, і додатково вказують на вихідний сигнал пристрою відключення подачі палива, передбачений на один крок, що містить обмотку нормально закритого електромагнітного клапана, який перенаправляє паливо в лінію зливу та технічний стан автотракторного двигуна.

4. Рекомендований до використання алгоритм виявлення значення показників режимів роботи і несправностей циліндро-поршневої групи, що є результатом аналізу штучної нейронної мережі, які отримують результати діагностичних параметрів автотракторного двигуна.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] С. В. Жернаков, «Активная диагностическая экспертная система», *Проблемы машиностроения и надежности машин*. М.: РАН. 2002, № 1. С. 92-99.
- [2] K. S. Narendra, «Neural Networks for Control. Theory and Practice», *Proceedings of the IEEE*, Vol. 84, No 10, 1996, p.p. 1385-1405.
- [3] R. J. Patton, «Issues in Fault Diagnosis for Dynamic Systems», *Springer-Verlag*, London, 2000. 536 p.
- [4] А. А. Молодан, «Оценка технического состояния цилиндро-поршневой группы двигателя с учетом разделения потоков газов, проходящих в картер»: дис. ... канд. техн. наук: спец. 05.22.20 експлуатація та ремонт засобів транспорту. Харків, ХНАДУ, 2011. 184 с.
- [5] Е. В. Викторова, «Применение нечетких нейронных сетей для технической диагностики дорожных машин», *Вестник ХНАДУ*, 2012, вып. 56. С. 98-102.
- [6] А. О. Молодан, «Діагностування потужності окремих циліндрів автотракторних двигунів методом їх відключення», *Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка (технічні науки)*. Х.: ХНТУСГ імені Петра Василенка, 2019. Вип. 198. С. 130-136.
- [7] А. О. Молодан, «Ефективність нейронно-мережових моделей в системах діагностики технічного стану двигунів на основі функціональної адаптації», *Матеріали всеукраїнського науково-практичного семінару, 22 травня 2019 р.*, Харків: Харківський національний автомобільно-дорожній університет, 2019, С. 16-17.
- [8] Нгуєн Мінь Тієн, Діагностика автомобільного двигуна на основі нейронної мережі, *Молодий вчений*, № 26 (264), С. 76-81, 2019. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://moluch.ru/archive/264/61089>. Дата звернення: Січ. 24, 2021.
- [9] И. В. Прахов, «Применение искусственных нейронных сетей в спектральном методе диагностики машинных агрегатов», *Technical Sciences: Fundamental Research*, № 9. С. 502-506, 2015.
- [10] Теорема Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нильсена. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://lektsii.org/12-28326.html>. Дата оновлення: Січ. 18, 2015. Дата звернення Січ. 28, 2021.

**Молодан Андрій Олександрович** – д-р. техн. наук, професор кафедри технології машинобудування і ремонту машин, e-mail: [tmirm@ukr.net](mailto:tmirm@ukr.net).

**Абрамов Дмитрій Володимирович** – д-р. техн. наук, професор кафедри технології машинобудування і ремонту машин, e-mail: [varan\\_mail@ukr.net](mailto:varan_mail@ukr.net).

**Тарасов Юрій Володимирович** – д-р. техн. наук, доцент кафедри технології машинобудування і ремонту машин, e-mail: [yuriy.ledd@gmail.com](mailto:yuriy.ledd@gmail.com).

**Потапов Микола Миколайович** – канд. техн. наук, доцент кафедри технології машинобудування і ремонту машин, e-mail: [potapovnik1983@gmail.com](mailto:potapovnik1983@gmail.com).

Харківський національний автомобільно-дорожній університет, м. Харків

**A. Molodan  
D. Abramov  
Yu. Tarasov  
M. Potapov**

## **Application of an artificial neural network for determination of the cylinder-piston group wear level of the automobile-tractor engine**

Kharkiv National Automobile and Highway University

*The article proposes reducing the redundancy of the neural network and the need to reduce the number of neurons in the hidden layer for a given level of network learning error. The minimum number of neurons of the hidden layer for the case of 11 monitoring standard sensors, the parameters of the automobile and tractor engine (ATE) and five classes of typical defects of the ATE nodes can be reduced to 5-7 with a high quality of recognition of the state of the ATE engine. The goal is to provide an expanded reliable knowledge base, the speed of information processing, the accuracy of the resulting technical diagnosis and the ability to quickly determine the technical state of an automotive engine in the mode real time. The basis of the proposed method is to ensure obtaining an extended reliable knowledge base, the speed of information processing, the accuracy of the obtained technical diagnosis and the ability to quickly determine the technical state of an ATE engine in real time.*

*A feature of the proposed method is the use of voltages obtained in an artificial neural network from sensors that are standard in an ATE engine as input signals, and additionally indicate the output signal of the fuel cut-off device, provided for one step, containing a winding of a normally closed electromagnetic valve, which redirects fuel to the drain line. The use of the algorithm for identifying the values of the indicators of operating modes and malfunctions of the cylinder-piston group is the result of the analysis of an artificial neural network, which receive the results of the diagnostic parameters of the automotive engine. Having*

studied the artificial neural network 1 with different volumes of training data, we obtained the dependence of the change in the reliability of the result on the size of the training data and the reliability of the recognition result is 91.2%, the optimal amount of training data is 1200. Having examined the artificial neural network 2 with different volumes of training data, we obtained the dependence of the change in the reliability the result from the size of the training data and the reliability of the recognition result is 86.5%, the optimal amount of training data is from 10 to 15. The results obtained show the fundamental possibility of creating predictive models of units and assemblies of the tested automotive engines. The model can be created using the apparatus of artificial neural networks and using a fairly large database of tests performed.

**Key words:** automobile and tractor engine, cylinder-piston group, diagnostics, wear level, artificial neural network, standard monitoring sensors, number of neurons

**Molodan Andrii** – Dr. Sc. (Eng.), Associate Professor, Professor of the Department of Technologies of Mechanical Engineering and Repair of Machines, e-mail: [tmirm@ukr.net](mailto:tmirm@ukr.net).

**Abramov Dmytrii** – Dr. Sc. (Eng.), Associate Professor, Professor of the Department of Technologies of Mechanical Engineering and Repair of Machines, e-mail: [varan\\_mail@ukr.net](mailto:varan_mail@ukr.net).

**Tarasov Yurii** – Dr. Sc. (Eng.), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Technologies of Mechanical Engineering and Repair of Machines, e-mail: [varan\\_mail@ukr.net](mailto:varan_mail@ukr.net).

**Potapov Mykola** – Ph. D. (Eng), Associate Professor of the Department of Technologies of Mechanical Engineering and Repair of Machines, e-mail: [potapovnik1983@gmail.com](mailto:potapovnik1983@gmail.com).

**А. А. Молодан  
Д. В. Абрамов  
Ю. В. Тарасов  
Н. Н. Потапов**

## Применение искусственных нейронных сетей для определения уровня износа цилиндро-поршневой группы автотракторного двигателя

Харьковский национальный автомобильно-дорожный университет

*В статье предлагается снижение избыточности нейронной сети и необходимости уменьшения числа нейронов скрытого слоя при заданном уровне ошибки обучения сети. Минимальное число нейронов скрытого слоя для случая 11 контролируемых штатных датчиков параметры автотракторного двигателя и пяти классов типовых дефектов узлов АТД может быть снижено до 5-7 при высоком качестве распознавания состояния автотракторного двигателя. Цель состоит в том, чтобы на основе теории создания инфраструктуры диагностирования неисправности автотракторных двигателей, основанной на использовании искусственных нейронных сетей и экспериментальных исследований обеспечить получение расширенной достоверной базы знаний, скорость обработки информации, точность получаемого технического диагноза и возможность оперативного определения технического состояния автотракторного двигателя в режиме реального времени. Основой предлагаемого метода является обеспечение получения расширенной достоверной базы знаний, скорость обработки информации, точность получаемого технического диагноза и возможность оперативного определения технического состояния автотракторного двигателя в режиме реального времени.*

*Особенностью предложенного способа является использование в качестве входных сигналов выступают напряжения, полученные в искусственной нейронной сети от датчиков, которые являются штатными в автотракторном двигателе, и дополнительно указывают на выходной сигнал устройства отключения подачи топлива, предусмотренный на один шаг, содержащий обмотку нормально закрытого электромагнитного клапана, который перенаправляет топливо в линию слива. Использование алгоритма выявления значения показателей режимов работы и неисправностей цилиндрико-поршневой группы является результатом анализа искусственной нейронной сети, которые получают результаты диагностических параметров автотракторного двигателя. Исследовав искусственную нейронную сеть 1 с различными объемами учебных данных, получили зависимость изменения достоверности результата от размера учебных данных и достоверность результата распознавания 91,2% оптимальное количество учебных данных составляет 1200. Исследовав искусственную нейронную сеть 2 с различными объемами учебных данных, получили зависимость достоверности результата от размера учебных данных и достоверность результата распознавания 86,5% оптимальное количество учебных данных составляет от 10 до 15. Полученные результаты показывают принципиальную возможность создания прогностических моделей узлов и агрегатов испытуемых автотракторных двигателей. Модель можно создать с помощью аппарата искусственных нейронных сетей и использования достаточно большой базы данных проведенных испытаний.*

**Ключевые слова:** автотракторный двигатель, цилиндрико-поршневая группа, диагностирование, уровень изношенности, искусственная нейронная сеть, штатные контролируемые датчики, количество нейронов

**Молодан Андрей Александрович** – д-р. техн. наук, профессор кафедры технологии машиностроения и ремонта машин, e-mail: [tmirm@ukr.net](mailto:tmirm@ukr.net).

**Абрамов Дмитрий Владимирович** – д-р. техн. наук, профессор кафедры технологии машиностроения и ремонта машин, e-mail: [varan\\_mail@ukr.net](mailto:varan_mail@ukr.net).

**Тарасов Юрий Владимирович** – д-р. техн. наук, доцент кафедры технологии машиностроения и ремонта машин, e-mail: [yuriy.ledd@gmail.com](mailto:yuriy.ledd@gmail.com).

**Потапов Николай Николаевич** – канд. техн. наук, доцент кафедры технологии машиностроения и ремонта машин, e-mail: [potapovnik1983@gmail.com](mailto:potapovnik1983@gmail.com).