

О.В. Бажинов, д.т.н., проф.
О.А. Серікова, аспір.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ОЦІНКИ ВЕЛИЧИНИ ЗНОСУ КРИВОШИПНО-ШАТУНОВОГО МЕХАНІЗМУ ПРИ ПРОГНОЗУВАННІ ЙОГО ЗАЛИШКОВОГО РЕСУРСУ

Розглянуто питання використання штучних нейронних мереж для ідентифікації залежності величини зносу кривошипно-шатунового механізму ДВЗ від вимірюваних параметрів і на цій основі прогнозування залишкового ресурсу кривошипно-шатунового механізму.

Вступ. У ряді випадків (ДАІ, митна і страхова служби) виникає необхідність виконати експрес-діагностику ДВЗ без точної постановки діагнозу кожному з вхідних до його складу сполучень і оцінити його залишковий ресурс. Відповідні для цього технічні засоби й методи на сьогоднішній день відсутні. Існуючі методи не відповідають вимогам оперативності, точності й достовірності. Бурхливий розвиток новітніх інформаційних технологій відкриває нові перспективи для розв'язання таких задач.

Аналіз публікацій. Кривошипно-шатуновий механізм (КШМ) є одним з основних сполучень, що визначають залишковий ресурс двигуна. Якщо прийняти знос двигуна за 100 %, знос циліндро-поршневої групи становитиме 70–80 %, підшипників колінчастого вала – 8–10 % [1, с. 309].

Діагностика КШМ може здійснюватися за тиском масла в головній масляній магістралі, за швидкістю витікання масла з даного об'єму при постійному тиску, за кількістю витічного масла через нещільність підшипників, віброакустичним методом [2, 3].

В [4] пропонується метод, заснований на вимірюванні тиску масла в головній масляній магістралі при одночасній фіксації температури масла й частоти обертання колінчастого вала. Впровадження методу здійснюється за допомогою розробленого програмно-апаратного комплексу оцінки залишкового ресурсу ДВЗ.

Постановка завдання. Отримання аналітичної залежності ступеня зносу КШМ від вимірюваних параметрів є трудомісткою задачею, для розв'язання якої можна застосувати статистичну обробку значної кількості експериментальних даних або математичне моделювання фізичних процесів, що відбуваються зі сполученнями двигуна. Разом з тим, існують методи, що дозволяють ідентифікувати дану залежність на підставі обмеженої кількості експериментальних даних. До таких методів належить застосування апарату нейронних мереж. Розглянемо можливість застосування штучної нейронної мережі для ідентифікації нелінійної залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i\ddot{a}})$.

Основна частина. Методика прогнозування залишкового ресурсу КШМ. Прогнозування залишкового ресурсу кривошипно-шатунового механізму L_{OST}^{KSM} здійснюється за тиском масла P_m у головній масляній магістралі. Одночасно з тиском фіксуються температура масла T_m і частота обертання n_{kv} колінчастого вала (КВ). Значення T_m і n_{kv} з навчальної підмножини нормуються і надходять на входи нейронної мережі, яка визначає максимальне $P_{m\max}$ і мінімальне $P_{m\min}$ значення тиску масла, відповідні поточному тепловому і швидкісному режимам. За виміряними значеннями P_m і відповідним йому денормованим значенням $P_{m\max}$ і $P_{m\min}$ виконується прогнозування L_{OST}^{KSM} для різних зовнішніх умов експлуатації, що враховуються шляхом введення коефіцієнта k_L на залишковий ресурс. Значення коефіцієнта k_L залежить від очікуваного навантажувально-швидкісного режиму експлуатації транспортного засобу.

Для налаштування ШНМ використовувалися експериментальні дані, отримані для різних ступенів зносу двигуна. Різні стани зносу імітувалися шляхом зміни перетину дренажного отвору $S_{i\ddot{a}}$ в спеціально розробленому імітаторі зносу КШМ від $S_{i\ddot{a}\min} = 0$ і i^2 (нульовий знос) до максимального значення $S_{i\ddot{a}\max} = 19,6$ мм² (граничний знос).

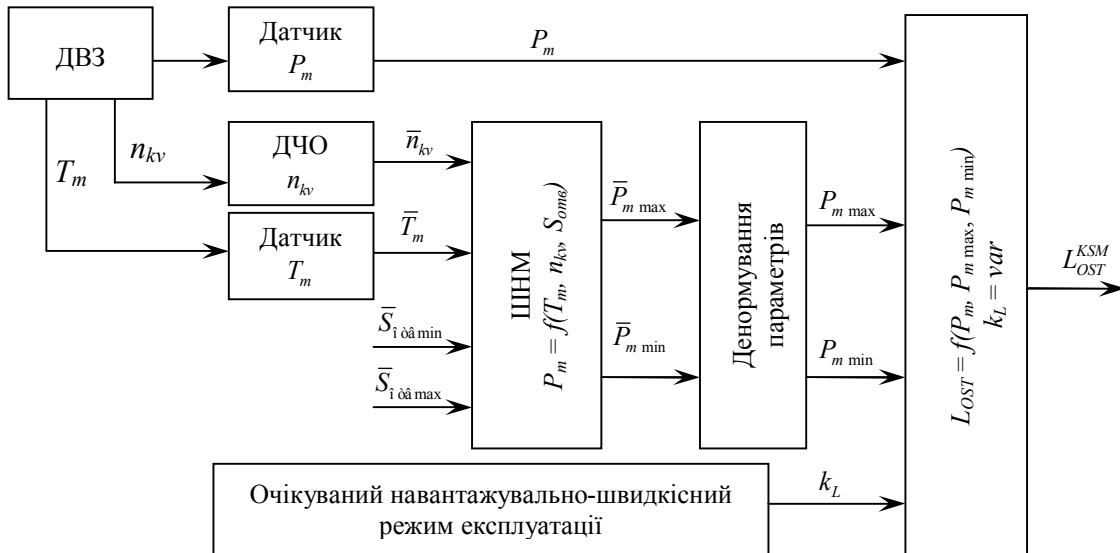


Рис. 1. Прогнозування залишкового ресурсу кривошипно-шатунного механізму

У ході підбору конфігурації штучної нейронної мережі для апроксимації нелінійної залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i \text{ o} \bar{a}})$ було виявлено, що найкраща якість апроксимації залежностей забезпечується тришаровою ШНМ прямого розповсюдження, в першому прихованому шарі якої міститься 10 нейронів, у другому – 4 нейрони (рис. 2). Як критерій якості апроксимації використовувалися значення математичного очікування M і середньоквадратичного відхилення σ помилки апроксимації залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i \text{ o} \bar{a}})$ на контрольній підмножині експериментальних даних.

Активаційною функцією першого і другого шарів є функція гіперболічного тангенса. Для третього шару активаційною є лінійна функція.

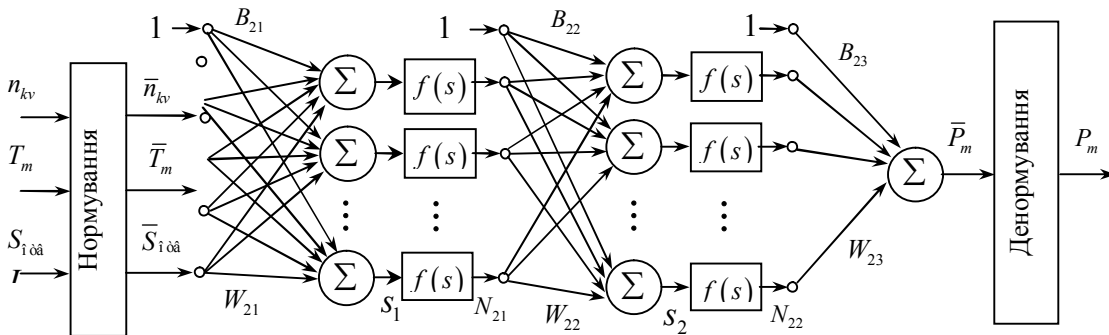


Рис. 2. Структурна схема штучної нейронної мережі

Функціонування нейронної мережі описується виразами:

$$\begin{cases} N_{21} = 2 : \left(1 + \exp \left(-2 \cdot \left(W_{21} \cdot \left[\bar{S}_{i \text{ o} \bar{a}}, \bar{n}_{kv}, \bar{T}_m \right]^T + B_{21} \right) \right) \right) - 1 \\ N_{22} = 2 : \left(1 + \exp \left(-2 \cdot \left(W_{22} \cdot N_{21} + B_{22} \right) \right) \right) - 1 \\ \left[\bar{P}_m \right]^T = W_{23} \cdot N_{22} + B_{23} \end{cases} \quad (1)$$

де N_{21} , N_{22} – вектори виходів нейронів першого і другого шарів відповідно; W_{21} , W_{22} , W_{23} – матриці вагових коефіцієнтів нейронів першого, другого і третього шарів відповідно; B_{21} , B_{22} , B_{23} – вектори зсувів нейронів першого, другого і третього шарів відповідно.

Значення математичного очікування M і середньоквадратичного відхилення σ помилки апроксимації, досягнуті в результаті 500 епох навчання, а також їх відносні значення, порівняно з величиною сумарного пробігу, представлено в таблиці 1.

Таблиця 1

Значення математичного очікування і середньоквадратичного відхилення помилки апроксимації залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i\hat{o}\hat{a}})$ нейронною мережею

	M	$M, \%$	σ	$\sigma, \%$
Навчальна підмножина	0,03	0,007	12,69	2,72
Контрольна підмножина	0,07	0,014	12,74	2,74
Нульовий знос $S_{i\hat{o}\hat{a}} = 0 \text{ мм}^2$	-0,46	-0,09	12,06	2,59
Максимальний знос $S_{i\hat{o}\hat{a}} = 19,635 \text{ мм}^2$	1,07	0,23	9,6	2,07

Слід звернути увагу на те, що апроксимація залежностей $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i\hat{o}\hat{a}})$ для більш зношеного двигуна виконується з меншим значенням середньоквадратичного відхилення помилки, що відповідає вимозі підвищення точності діагностування і прогнозування в області пробігів, відповідних допустимим і граничним значенням параметрів. Це особливо важливо при прийнятті рішення про подальшу експлуатацію автомобіля.

За допомогою апарату нейронних мереж була побудована математична модель оцінки зносу КШМ, яка встановлює зв'язок тиску P_m у масляній магістралі зі ступенем зносу КШМ, температурою масла T_m , частотою обертання КВ n_{kv} . Отримані за допомогою даної математичної моделі поверхні, відповідні різним ступеням зносу КШМ, наведені на рисунку 3.

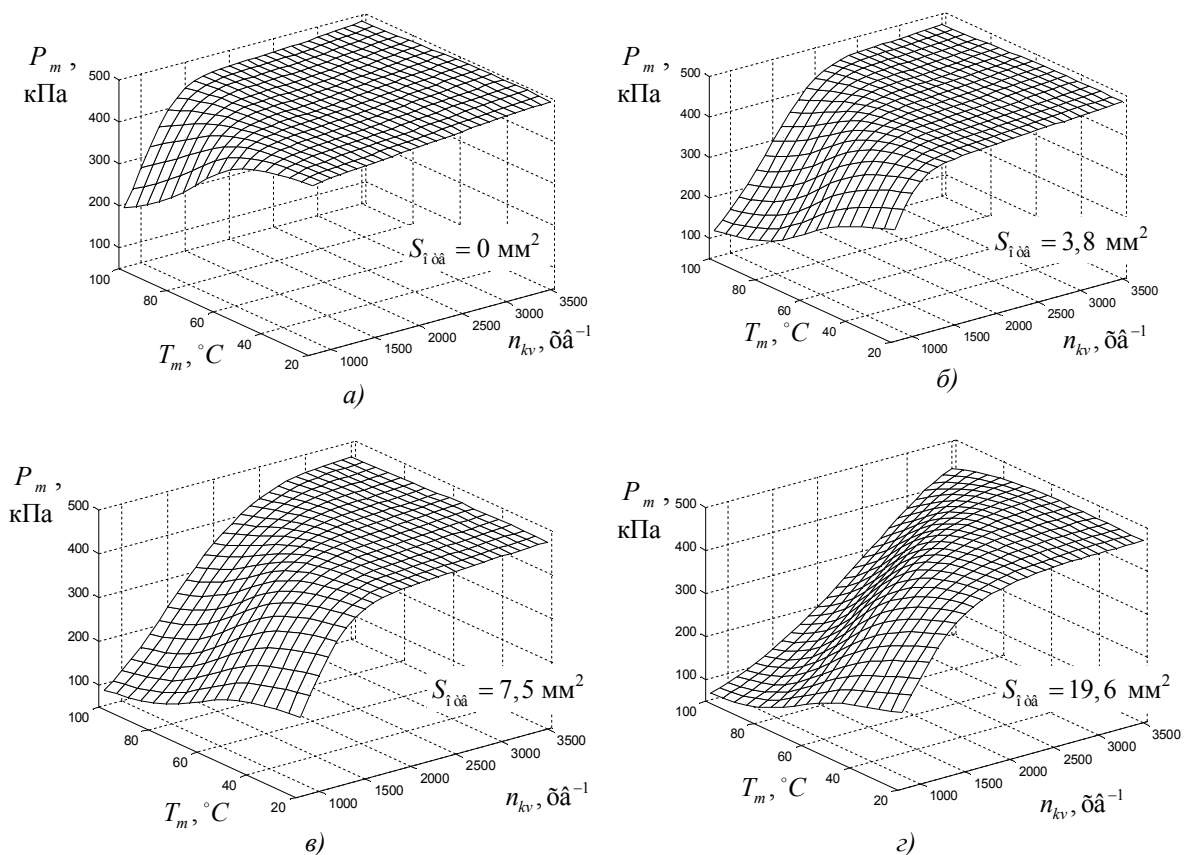


Рис. 3. Залежність $P_m = f(T_m, n_{kv})$ для різних перетинів дренажного отвору:

а) $S_{i\hat{o}\hat{a}} = 0 \text{ мм}^2$; б) $S_{i\hat{o}\hat{a}} = 3,8 \text{ мм}^2$; в) $S_{i\hat{o}\hat{a}} = 7,5 \text{ мм}^2$; г) $S_{i\hat{o}\hat{a}} = 19,6 \text{ мм}^2$

За характером поведінки цих поверхонь видно, що чим більше зношений КШМ двигуна, тим чіткіше виражена залежність $P_m = f(T_m, n_{kv})$. Це означає, що прогнозування залишкового ресурсу більш зношеного двигуна виконується з вищою точністю.

Наочніше залежності між вимірюваними параметрами можна представити у вигляді функцій однієї змінної, наприклад, $P_m = f(n_{kv})$ при $S_{i\hat{\omega}\hat{\omega}} = \text{const}$ і $T_m = \text{const}$ (рис. 4). Криві залежності є перетинами представлених поверхонь для певного температурно-швидкісного режиму.

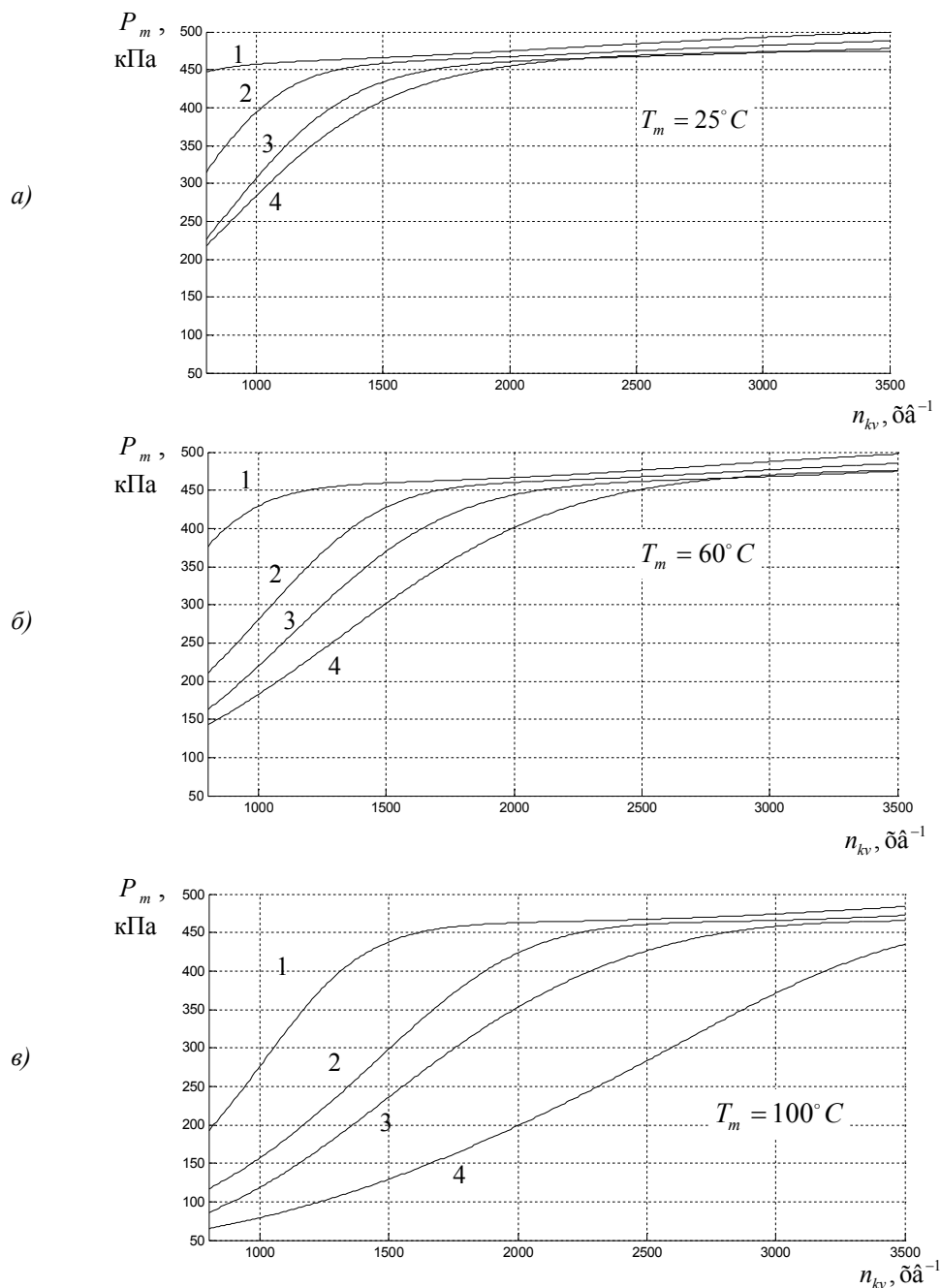


Рис. 4. Сім'я кривих залежності $P_m = f(n_{kv})$ при різних температурах масла для різних перетинів дренажного отвору: 1 – $S_{i\hat{\omega}\hat{\omega}} = 0$ мм²; 2 – $S_{i\hat{\omega}\hat{\omega}} = 3,8$ мм²; 3 – $S_{i\hat{\omega}\hat{\omega}} = 7,5$ мм²; 4 – $S_{i\hat{\omega}\hat{\omega}} = 19,6$ мм²

Виходячи з характеру поведінки кривих, можна зробити висновок про те, що найбільш точні результати оцінки поточного стану КШМ можна отримати на двигуні, прогрітому до 80–90 °С при частотах обертання КВ не більше 2000 хв^{-1} .

Потрібно зауважити, що для двигуна МЕМ3-307 при $n_{kv} = 4000$ хв^{-1} тиск масла в системі змащування має бути не менше 400 кПа (при температурі масла в масляному картері $T_m = 80$ °С). При збільшенні тиску масла понад $P_m = 550$ –750 кПа відбувається відкриття редуційного

клапана, який перешкоджає подальшому підвищенню тиску масла. При перевірці тиску манометром, встановленим замість датчика тиску масла, клапан повинен спрацювати при $P_m = 450$ кПа [5]. Таким чином, область дослідження залежності тиску масла від частоти обертання КВ слід обмежити вказаними значеннями тиску.

Враховуючи те, що розкид значень тиску масла P_m в масляній магістралі, при якому спрацює редуційний клапан, широкий, а також неможливість його регулювання в процесі експлуатації, можна зробити висновок про необхідність налаштування пропонованого вимірювального комплексу для конкретного типу двигуна.

Можна стверджувати, що будь-який стан зносу КШМ дасть таку комбінацію вимірюваних параметрів $P_m, T_m, n_{kv}, S_{i\delta\delta}$, що відповідна до нього точка обов'язково потрапить у простір, обмежений поверхнями, відповідними до нульового і граничного зносу КШМ. Проекції цієї точки на поверхні є відповідно максимальним і мінімальним значеннями діагностичного параметра P_m при заданому швидкісно-тепловому режимі. Знаючи $P_{m \max}$ і $P_{m \min}$, можна спрогнозувати величину залишкового ресурсу КШМ L_{OST}^{KSM} за формулою:

$$L_{OST}^{KSM} = L_{\max} k_L \left(\frac{P_m - P_{m \min}}{P_{m \max} - P_{m \min}} \right), \quad (2)$$

де L_{\max} – сумарний пробіг до капітального ремонту; P_m – виміряний тиск масла в масляній магістралі; $P_{m \min}, P_{m \max}$ – відповідні йому мінімальне і максимальне значення тиску, розраховані нейронною мережею для нульового і граничного стану КШМ. Коефіцієнт на залишковий ресурс КШМ k_L враховує середню технічну швидкість руху автомобіля V_a і пасажиромісткість β :

$$k_L = \frac{1,1 \cdot V_a}{V_{opt} \sqrt[3]{1 + \beta}} \quad \text{при } V_a \leq V_{opt}, \quad (3)$$

де V_a, V_{opt} – відповідно середня технічна й оптимальна швидкість автомобіля. За технічними умовами $V_{\max} = 162$ км/год., звідки $V_{opt} = 0,7 \cdot V_{\max} = 113$ км/год. [1].

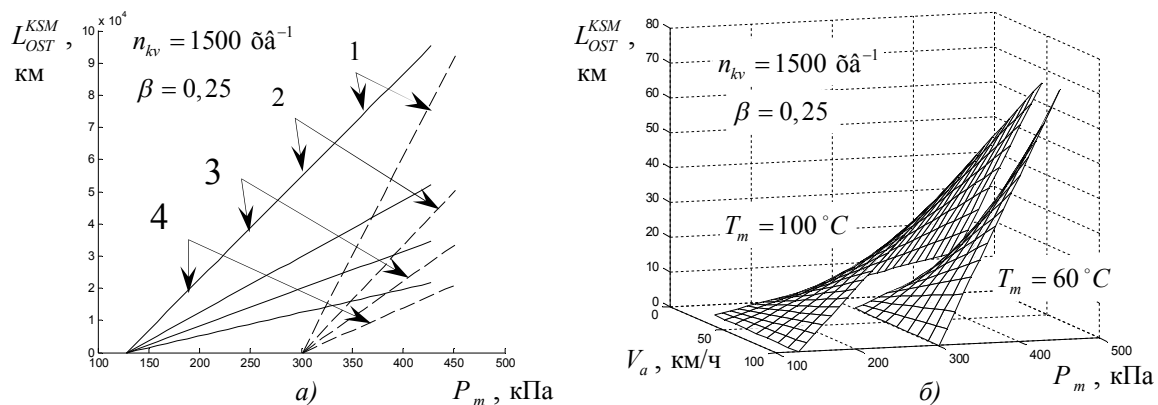


Рис. 5. Співвідношення теплового режиму та діапазону тиску масла:

а) залежність $L_{OST}^{KSM} = f(P_m)$ при $T_m = 100^\circ C$ (суцільна лінія), $T_m = 60^\circ C$ (пунктирна лінія) і для різних значень середньої технічної швидкості: 1 – $V_a = V_{opt} = 113$ км/год.;

2 – $V_a = 60$ км/год.; 3 – $V_a = 40$ км/год.; 4 – $V_a = 25$ км/год.;

б) залежність $L_{OST}^{KSM} = f(P_m, V_a)$ для $T_m = 100^\circ C$ і $T_m = 60^\circ C$

З рисунка 5 чітко видно, що кожному тепловому режиму відповідає свій діапазон тиску масла і що при прогнозуванні залишкового ресурсу значущими є зовнішні експлуатаційні умови при інших однакових факторах.

Оцінка похибки прогнозування залишкового ресурсу. Оскільки прогнозована величина L_{OST}^{KSM} є величиною імовірнісною, то потрібно оцінити вплив похибки апроксимації залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i\delta\delta})$ нейронною мережею на похибку прогнозування L_{OST}^{KSM} . Для цього необхідно оцінити

середньоквадратичне відхилення $\sigma_{L_{OST}^{KSM}}$ залишкового ресурсу КШМ, який є функцією трьох змінних $L_{OST}^{KSM} = f(P_m, P_{m \max}, P_{m \min})$, і розрахувати величину довірчого інтервалу, в який з імовірністю 0,95, достатньою для практичних цілей, потрапить значення прогнозованої величини.

При цьому необхідно зважати на те, що $P_{m \max} = f(T_m, n_{kv})$ і $P_{m \min} = f(T_m, n_{kv})$, значення $\sigma_{P_{m \max}}$ і $\sigma_{P_{m \min}}$ відомі й наведені в таблиці 1.

Середньоквадратичне відхилення (СКВ) помилки вимірювання тиску масла σ_{P_m} виконується, виходячи з того, що відносна похибка датчика тиску масла становить $\pm 0,25\%$ у температурному діапазоні від -40°C до 125°C [6].

Для розрахунку величини $\sigma_{L_{OST}^{KSM}}$ необхідно скористатися способом оцінки результатів непрямих вимірювань [7, с. 251]:

$$\begin{aligned} \sigma_{L_{OST}^{KSM}}(P_m, P_{m \max}, P_{m \min}) &= \\ &= \sqrt{\left(\frac{dL_{OST}^{KSM}(P_m)}{dP_m} \sigma_{P_m}\right)^2 + \left(\frac{dL_{OST}^{KSM}(P_{m \max})}{dP_{m \max}} \sigma_{P_{m \max}}\right)^2 + \left(\frac{dL_{OST}^{KSM}(P_{m \min})}{dP_{m \min}} \sigma_{P_{m \min}}\right)^2} = \\ &= \sqrt{\left(\frac{L_{\max} k_L}{P_{m \max} - P_{m \min}} \sigma_{P_m}\right)^2 + \left(\frac{-L_{\max} k_L (P - P_{m \min})}{(P_{m \max} - P_{m \min})^2} \sigma_{P_{m \max}}\right)^2 + \left(\frac{L_{\max} k_L (P - P_{m \max})}{\alpha (P_{m \max} - P_{m \min})^2} \sigma_{P_{m \min}}\right)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

Значення $\sigma_{L_{OST}^{KSM}}$ різні на інтервалі $[P_{m \min}; P_{m \max}]$, відповідному конкретному швидкісному і температурному режимам вимірювань. Наприклад, для залежності 1 (рис. 6, а) значення $\sigma_{L_{OST}^{KSM}}$ змінюється від 548,7 кПа до 858,8 кПа, а для залежності 2 – від 1062,5 кПа до 16111,1 кПа. Причому апроксимація залежності $L_{OST}^{KSM} = f(P_m)$ при максимальних для конкретного режиму значеннях $P_{m \max}$ завжди виконується з більшою похибкою. Це пояснюється тим, що $P_{m \max}$ часто знаходиться в зоні спрацювання редукційного клапана.

Набуті значення СКВ прогнозованої величини враховують лише похибки апроксимації нейронною мережею залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i \text{ оà}})$. Загальну похибку прогнозування залишкового ресурсу КШМ запропонованим методом, що враховує методичні, інструментальні та інші види похибок, аналітично оцінити дуже складно. Таку оцінку можливо здійснити на підставі даних, отриманих у процесі експлуатації дослідних зразків розроблених програмно-апаратних засобів.

За центральною граничною теоремою залишковий ресурс КШМ є ймовірнісною величиною, що підкоряється нормальному закону розподілу випадкової величини. Довірчій вірогідності 0,95 при нормальному законі розподілу величини L_{OST}^{KSM} відповідає довірчий інтервал з розмахом $\pm 2\sigma_{L_{OST}^{KSM}}$. Очевидно, що максимальний розмір довірчого інтервалу притаманний нульовому і граничному значенням P_m для конкретного режиму експлуатації (рис. 6, б). Його величина у відсотковому відношенні від величини сумарного пробігу становить:

$$\delta_{L_{OST}^{KSM}} = \frac{4\sigma_{L_{OST}^{KSM}}}{L_{\max}} \cdot 100\% \quad (5)$$

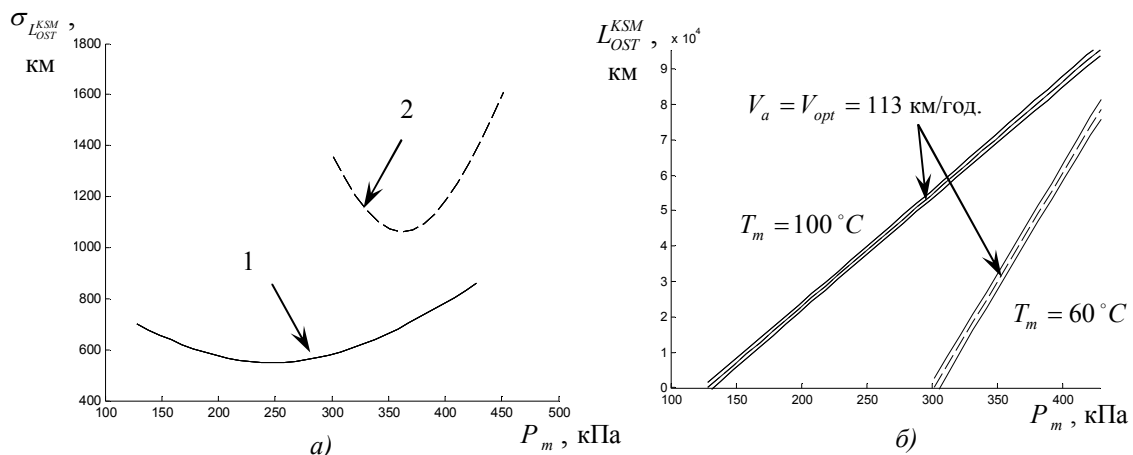


Рис. 6. Визначення $\sigma_{L_{OST}^{KSM}} = f(P_m)$ за різних умов:

а) залежність $\sigma_{L_{OST}^{KSM}} = f(P_m)$ при $\beta = 0,25$ для різних температурних режимів:

1 – $T_m = 100$ °C, 2 – $T_m = 60$ °C; б) вплив похибки апроксимації залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i\ddot{a}})$

нейронною мережею на похибку прогнозування L_{OST}^{KSM}

при $\beta = 0,25$ для $V_a = V_{opt} = 113$ км/год.

Для режиму 1 (рис. 6, а) $\delta_{L_{OST}^{KSM}} = 3,4$ %, для режиму 2 – $\delta_{L_{OST}^{KSM}} = 6,4$ %.

Зменшити випадкову похибку й довірчий інтервал при заданій точності вимірювань можна шляхом усереднювання результатів декількох незалежних вимірювань.

Висновок. У статті розглядалася можливість використання для оцінки зносу КШМ з метою прогнозування його залишкового ресурсу.

Найкраща якість апроксимації залежностей забезпечується тришаровою ШНМ прямого розповсюдження, в першому прихованому шарі якої міститься 10 нейронів, у другому – 4 нейрони.

Порівняння отриманих СКВ помилки апроксимації залежності $P_m = f(T_m, n_{kv}, S_{i\ddot{a}})$ показує, що найбільш точні результати оцінки поточного стану КШМ можна отримати на двигуні, прогрітому до 80–90 °C при частотах обертання КВ не більше 2000 хв⁻¹.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Говоруценко Н.Я. Системотехника транспорта (на примере автомобильного транспорта) / Н.Я. Говоруценко, А.Н. Туренко. – 2-е изд., перераб. и дополн. – Харьков : РИО ХГАДТУ, 1999. – 468 с.
2. Авдонькин Ф.Н. Изменение технического состояния автомобиля в процессе эксплуатации / Ф.Н. Авдонькин. – Саратов : Изд-во Саратовского ун-та, 1973. – 201 с.
3. Баркова Н.А. Современное состояние виброакустической диагностики машин [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://vibrotek.com/russian/articles/sovrstost/index.htm>
4. Бажинов А.В. Компьютеризированная система диагностики цилиндропоршневой группы и кривошипно-шатунного механизма двигателей внутреннего сгорания / А.В. Бажинов, Е.А. Серикова // Вісник Східноукраїнського національного університету ім. В.Даля. – 2009. – № 11. – С. 17–21.
5. ZAZ–DAEWOO SENS : с 2002 г. вып. : Бензиновый двигатель: руководство по эксплуатации. Техническое обслуживание. Ремонт. Особенности конструкции. Электросистемы / сост. В.Николаенко, А.Лешик, Л.Черноостровская. – К. : Автомастер, 2004. – 182 с.
6. Преобразователи давления серии ST18 [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.olil.ru/catalog/118>
7. Кузнецов В.А. Метрология (теоретические, прикладные и законодательные основы) : учеб. пособие / В.А. Кузнецов, Г.В. Ялунина. – М. : ИПК Изд-во стандартов, 1998. – 336 с.

БАЖИНОВ Олексій Васильович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри автомобільної електроніки Харківського національного автомобільно-дорожнього університету.

Наукові інтереси:

– організація технічного обслуговування та експлуатації транспортних засобів.

Тел.: (057) 700-38-52.

СЕРИКОВА Олена Андріївна – аспірант кафедри автомобільної електроніки Харківського національного автомобільно-дорожнього університету.

Наукові інтереси:

– прогнозування залишкового ресурсу ДВЗ.

Тел.: (057) 700-38-52.

E-mail: wdv08@inbox.ru

Подано 20.04.2010

Бажинов О.В., Серікова О.А. Використання штучної нейронної мережі для оцінки величини зносу кривошипно-шатунного механізму при прогнозуванні його залишкового ресурсу

Бажинов А.В., Серікова Е.А. Использование искусственной нейронной сети для оценки величины износа кривошипно-шатунного механизма при прогнозировании его остаточного ресурса

Bazhinov A., Serikova E. Use of artificial neural network for identification of crank-type-piston-rod mechanism dependence from measured parametres for its residual service life forecasting

УДК 621.113, 621.43.001

Использование искусственной нейронной сети для оценки величины износа кривошипно-шатунного механизма при прогнозировании его остаточного ресурса / А.В. Бажинов, Е.А. Серикова

Рассмотрен вопрос использования искусственной нейронной сети для идентификации зависимости величины износа кривошипно-шатунного механизма ДВС от измеряемых параметров и на этой основе прогнозирования остаточного ресурса кривошипно-шатунного механизма

УДК 621.113, 621.43.001

Use of artificial neural network for identification of crank-type-piston-rod mechanism dependence from measured parametres for its residual service life forecasting / A.Bazhinov, E.Serikova

The question of use of artificial neural network for identification of ICE crank-type-piston-rod mechanism deterioration size dependence from measured parametres and its residual service life forecasting is considered.