

УДК 629.424.1-82:004.318

КЛЮШНИК І. А., аспірант кафедри «Електронні обчислювальні машини» (Дніпропетровський національний університет залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна)

Дослідження можливості використання нейронних мереж при випробуваннях гідравлічних передач тепловозів

Досліджено можливість розроблення системи самодіагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів. Запропоновано використання нейронних мереж і нечіткої логіки для розроблення системи самодіагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів. Як початковий етап розроблення системи діагностики за допомогою нейронних мереж представлена нейронна мережа, що прогнозує частоту обертання турбінного колеса гідропередачі при випробуваннях у режимі вибігу. Таке рішення дозволяє застосовувати в режимі вибігу датчик Д2-ММУ-2.

Ключові слова: випробування гідравлічних передач тепловозів, нейронна мережа, тахометричний датчик Д2-ММУ-2.

Вступ

При виконанні капітального ремонту одним із складних і відповідальних вузлів тепловоза є гідравлічна передача. Після капітальних ремонтів гідравлічних передач тепловозів проводяться їх випробування без навантаження з метою припрацювання деталей, а також випробування під навантаженням з метою перевірки основних параметрів. Технічними умовами підприємств, що ремонтують гідравлічні передачі, рекомендується проведення певного обсягу оцінювальних і регулювальних випробувань з метою контролю їх післяремонтного стану. За правилами ремонту, у процесі обкатки без навантаження та з навантаженням в основному контролюється рівень шуму, герметичність, температурні режими, тиск у масляних системах, розгін турбінного вала, спрацювання блокувальних пристроїв, включення муфт реверсу і режимів, величина вібрації корпусу, надійність і чіткість роботи системи автоматичного управління [1].

В Україні сьогодні для виконання заводських випробувань гідравлічних передач тепловозів використовуються типові стенди, які не повною мірою відповідають сучасним вимогам до випробувань. Звичайно дані стенди за кількістю контрольних параметрів і точністю вимірювання (у переважній більшості застосовуються стрілочні аналогові індикатори) не відповідають сучасному рівню розвитку обчислювальної техніки. Стенди не дозволяють фіксувати динаміку процесів. Відсутність автоматичної фіксації виміряних параметрів і протоколу випробувань зменшує можливості для аналізу результатів випробувань і випробувальних стендів у цілому.

Для отримання більш повної інформації про технічний стан гідравлічної передачі під час випробувань необхідно застосовувати нові методи та засоби випробувань. Наприклад, відповідно до вимог розробленої методики визначення механічних втрат у гідравлічних передачах під час стендових випробувань [2] необхідно забезпечити високу точність вимірювання частоти обертання турбінного колеса гідравлічної передачі.

Удосконалення випробувального стенда виконувалось на базі Дніпровського заводу з ремонту тепловозів «Промтепловоз». Для існуючого стенда була спроектована та впроваджена інформаційно-вимірювальна система [1]. Звичайно дана інформаційно-вимірювальна система потребує додаткових досліджень, пов'язаних з підвищенням точності та діапазонів вимірювання, а також вирішення завдання самодіагностики системи і створення комплексу діагностики гідравлічних передач на її базі.

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

У процесі дослідної експлуатації системи виник цілий ряд запитань щодо визначення статусу правильної та адекватної роботи системи, тобто організації завдання самодіагностики. Звичайно можливо обмежитися створенням імітатора на базі промислового комп'ютера (наприклад фірм Advantech, Siemens, Segnetics, Mitsubishi, ОВЕН та іншими [3-5]). Такий імітатор просто б виконував імітацію роботи датчиків на основі раніше записаних показань приладів системи. Але такий метод має суттєвий недолік – не дозволяє перевірити справність самих датчиків, встановлених на випробувальному стенді.

Для забезпечення перевірки технічного стану датчиків і ліній зв'язку з ними звичайно можливо послідовно брати декілька вибірок отриманих даних при проведенні спеціальних тестових випробувань

системи та за допомогою розрахунків впевнюватись, що інші параметри, отримані від інших датчиків, істинні [6, 7]. Наприклад, отримувати параметри струму та напруги приводного двигуна при його від'єднанні від гідропередачі або при роботі з тестовою еталонною гідропередачею у відповідному режимі, а потім розраховувати у відповідності з отриманими струмом і напругою і відомими параметрами двигуна його теоретичну частоту обертання і виконувати порівняння з частотою обертання, отриманою з датчика. Або, наприклад, отримувати частоту обертання приводного двигуна та розраховувати частоту обертання насосного колеса гідротрансформатора і порівнювати розраховане значення та отримані від датчика дані.

Звичайно розрахунок першого вказаного випадку можливий при холостому обертанні двигуна і не має великих труднощів і є нічим іншим, як розв'язанням простої задачі з механіки та електротехніки. Але при нехолостому ході двигуна, як і при визначенні залежності частоти обертання приводного двигуна від насосного колеса, виникають суттєві труднощі. Оскільки гідравлічна передача є досить технічно складним приладом, то розв'язання такої задачі потребує розв'язання досить об'ємної системи диференціальних рівнянь [8].

Як показують дослідження [8], розв'язання системи диференціальних рівнянь, тільки для перевірки параметрів, отриманих від одного гідротрансформатора, потребує значних як обчислювальних ресурсів, так і великої кількості вихідних даних гідротрансформатора. На практиці в умовах заводу отримання таких даних досить ускладнене. Також у гідропередачах, для яких розроблена система, присутній ще один гідротрансформатор, гідромуфта, система змащення, коло циркуляції робочої рідини тощо. Всі ці компоненти також містять необхідні для перевірки датчики і тому ці компоненти необхідно розглядати як окремі підсистеми, розв'язання яких потребує складання не менш громіздких систем диференціальних рівнянь.

Постановка задачі таким чином не є доцільною. Також при отриманні розрахованих даних їх необхідно якимось чином порівняти з реальними даними і встановити достовірність роботи системи. Оскільки в даному випадку неможливо чітко сказати про правильність чи хибність отриманих результатів, то необхідно вводити елементи нечіткої логіки [9].

Спираючись на висунуті вище вимоги, у даному випадку доцільно застосувати нейро-фаззі контролер. Доцільність такого рішення очевидна, адже по суті для перевірки роботи датчиків окремих підсистем стенда випробувань гідравлічної передачі необхідно створити окремі нейронні мережі з інтегрованим контролером нечіткої логіки для визначення істинності даних. Такий

підхід значно спрощує розроблення і дозволяє повністю відмовитись від досить складних математичних розрахунків за рахунок впровадження елементів штучного інтелекту. Існує маса досліджень з тематики створення нейро-фаззі контролерів [10, 11].

У першу чергу в рамках даної публікації необхідно визначити механізм створення нейронної мережі. Для прикладу буде розглянуто розв'язання такої задачі.

Одним із типів випробування гідравлічної передачі є вибіг. При цьому випробуванні гідравлічна передача розганяється до певної частоти обертання і після розгону різко знімається напруга з приводного двигуна. І далі гідравлічна передача обертається за інерцією до повної зупинки. Однією з основних задач таких випробувань є визначення часу повної зупинки гідравлічної передачі, оскільки датчики Д2-ММУ-2 [12], які переважно застосовані на стенді, не дозволяють через свої конструктивні особливості отримати показання частоти обертання нижче 80 хв⁻¹.

Звичайно задача прогнозування зупинки на основі даних частоти обертання до 80 хв⁻¹ не є досить складною задачею і може бути легко розв'язана без застосування нейронних мереж, навіть без розв'язання задачі з точки зору механіки. Як показують наукові дослідження [13], таку задачу можна розв'язати за допомогою авторегресійних моделей прогнозування часових рядів типу ARIMA [13, 14].

Але, як вже зазначалось, оскільки побудова системи діагностики системи можлива лише з застосуванням нейронних мереж, то далі буде розглянуто створення прогнозуючої нейронної мережі обертів турбінного вала гідравлічної передачі в режимі вибігу. Створення такої нейронної мережі має ряд переваг: по-перше, дозволяє за відсутності сучасних датчиків [12] або модифікованих Д2-ММУ-2 проводити випробування вибігу гідропередачі, а по-друге, впевнитися в правильності обраної стратегії при майбутньому розробленні системи діагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів.

Виходячи з теорії побудови нейронних мереж прогнозування даних частоти обертання можливо розглянути як задачу класифікації [15]. А як відомо, для розв'язання задач класифікації якнайкращим є застосування багатощарового перцептрона.

Ціль та задачі дослідження

Проведені дослідження ставили за мету визначити шляхи вирішення завдання самодіагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів. Також метою даної роботи є дослідження можливості удосконалення вимірювання частоти обертання гідравлічної передачі в режимі вибігу, як першої сходинки до побудови системи самодіагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися такі завдання:

- аналіз нейронних мереж і нечіткої логіки щодо їх застосування для розроблення системи діагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів;

- у якості демонстрації можливостей нейронних мереж для даного випадку представлена нейронна мережа, що прогнозує частоту обертання турбінного колеса гідروпередачі при випробуваннях у режимі вибігу.

Матеріали та методи дослідження використання нейронних мереж при випробуваннях гідравлічних передач тепловозів

При розробленні нейронної мережі за основу був взятий приклад реалізації багат шарового перцептрона, описаний у роботі [16].

Оскільки в середньому, за експериментальними даними, за результатами показань модифікованого датчика Д2-ММУ-2 час зупинки від 100 хв^{-1} складає близько 20-25 с, то було вирішено взяти 24 нейрони вихідного шару. Такий вибір обумовлений тим, що обертальний рух у розглянутому механізмі через значні конструктивні розміри не може бути зупинений одночасно і отримання даних з інтервалами в 1 с є виправданим та обґрунтованим [12] (інформація не спотворюється), тобто прогнозувати на 24 с, що цілком достатньо для фіксації зупинки нормальної технічносправної гідравлічної передачі.

Початкова кількість нейронів прихованого шару задана за допомогою найпоширенішого правила геометричної піраміди (geometric pyramid rule) [17] за такою формулою:

$$k = \sqrt{n \cdot m}, \quad (1)$$

де k – кількість нейронів прихованого шару;

n – кількість нейронів вхідного шару;

m – кількість нейронів вихідного шару.

Таким чином, початкова кількість нейронів прихованого шару склала 34 нейрони. Але далі вона може бути скоригована в результаті експерименту.

Оскільки проектування даної нейронної мережі носить більш демонстраційний, ніж практичний, характер, то на доцільність вибору інших параметрів перцептрона, що проектується в рамках даної публікації, звертатися увага не буде. Але слід зазначити, що за дослідженнями [18, 19], у даному випадку раціонально застосовувати тришарову повнозв'язну нейронну мережу. Проектування нейронної мережі відбувається в середовищі MATLAB.

На рис. 1 показана структурна схема перцептрона, що проектується.

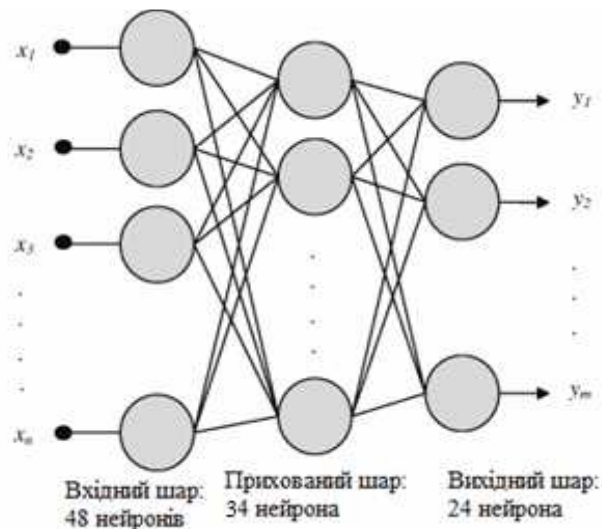


Рис. 1. Структурна схема перцептрона

Як видно з рис. 1, перцептрон буде містити три шари: вхідний на 48 нейронів (тобто інформація про частоту обертання за попередні 48 с); прихований шар на 34 нейрони; вихідний шар на 24 нейрони (тобто інформація про частоту обертання прогнозується на 24 с наперед). Також даний перцептрон є повнозв'язним.

Як відомо з теорії проектування нейронних мереж, перед використанням нейронної мережі її необхідно навчити. Для цього було передбачено такі кроки:

1) на основі експериментально отриманих даних частоти обертання турбінного вала в режимі вибігу підготовлені масиви даних для тренування мережі: багатомірний масив з даними за останні 24 с обертання (еталонні вихідні дані для навчання), багатомірний масив з даними за 48 с обертання, починаючи з 24-ї секунди до кінця обертання (вхідні дані для навчання), одномірний масив за 48 с обертання, починаючи з 24-ї секунди до кінця обертання отриманих експериментальних випробувань, але не задіяних при тренуваннях мережі (дані для тестування мережі);

2) оскільки нейронні мережі працюють через свою архітектуру з даними в діапазонах від -1 до 1 або від 0 до 1, то необхідно виконати масштабування отриманих вхідних даних до необхідної розмірності. Було вирішено обрати розмірність від 0 до 1. Масштабування виконується за формулою

$$O_i = \frac{I_i - \min}{\max - \min}, \quad (2)$$

де O_i – відмасштабовані вхідні дані; I_i – вхідні дані; \max – максимальне значення масиву вхідних даних; \min – мінімальне значення масиву вхідних даних;

3) після масштабування даних необхідних для навчання нейронної мережі, виконати її навчання. Оскільки відомі дані, які потрібно отримати на виході нейронної мережі, то можна застосувати один із найбільш застосовуваних методів навчання, а саме навчання з вчителем за методом зворотного розповсюдження похибки. Перевагою застосування такого методу є його доволі невисока складність реалізації і практично стовідсотковий результат при навчанні. Адже коректування коефіцієнтів вагів зв'язків нейронів можна виконувати досить довго майже до безкінечності, поки не буде отримано результат правильної роботи мережі, спираючись на навчальні тестові дані, які необхідно отримати в результаті навчання. Але тут слід знайти золоту середину при навчанні, щоб не отримати так званий феномен перенавчання мережі, при якому мережа теж починає працювати некоректно [15, 16];

4) після навчання мережі необхідно провести її тестування за допомогою масиву тестових даних і впевнитись у її правильній роботі. Для отримання спрогнозованих даних необхідно виконати інверсію масштабу за формулою

$$R_i = \frac{RO_i}{\frac{1}{\max - \min} + \min}, \quad (3)$$

де R_i – спрогнозовані вихідні дані;

RO_i – спрогнозовані вихідні дані масштабовані;

5) на останок необхідно виконати оцінку похибки прогнозування. Тобто в даному випадку необхідно знайти середню абсолютну похибку (MAPE) [16]. Дана похибка обчислюється за формулою

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N \frac{|F(x) - \hat{F}(x)|}{F(x)} \cdot 100\%, \quad (4)$$

де $MAPE$ – середня абсолютна похибка, %;

N – розмір масиву спрогнозованих даних;

$F(x)$ – фактичне зазначення частоти обертання;

$\hat{F}(x)$ – прогнозоване зазначення частоти обертання.

Результати досліджень

Навчання нейронної мережі виконувалось спочатку протягом десяти епох. Як видно з рис. 2, результати прогнозування в результаті роботи такого навчання є досить помилковими. Для підвищення якості навчання мережі була проведена серія експериментів з послідовним збільшенням кількості епох навчання.

На рис. 3 показано результати прогнозування на основі навчання нейронної мережі при кількості епох 1000. Як видно з цих результатів роботи мережі, спрогнозовані дані вже мають досить високу частку наближеності до тестових даних, але є розбіжності з прогнозуванням останніх двох точок. Тому потрібно виконати подальші експерименти.

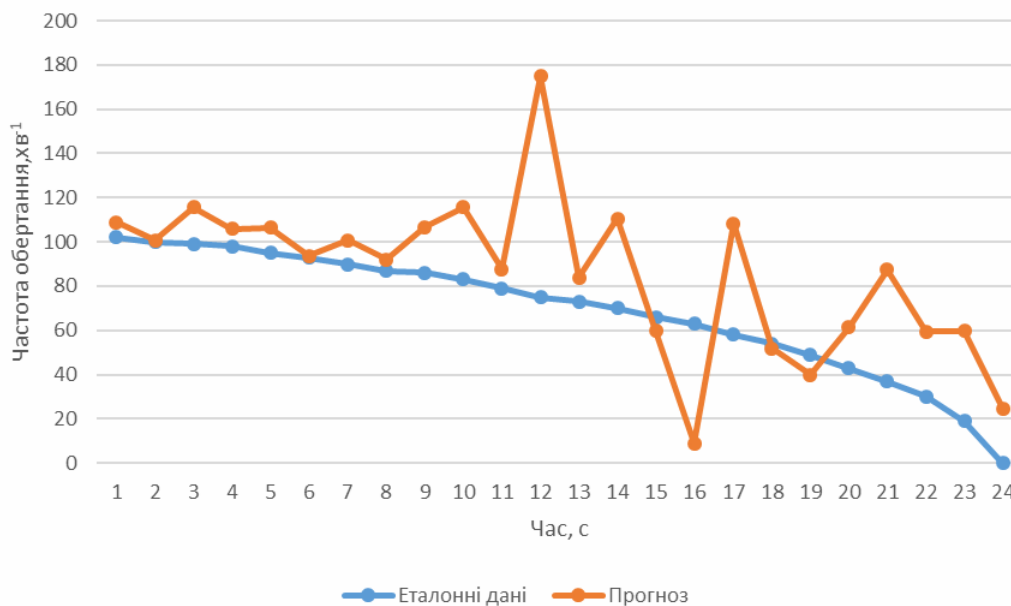


Рис. 2. Результати навчання при кількості епох 100

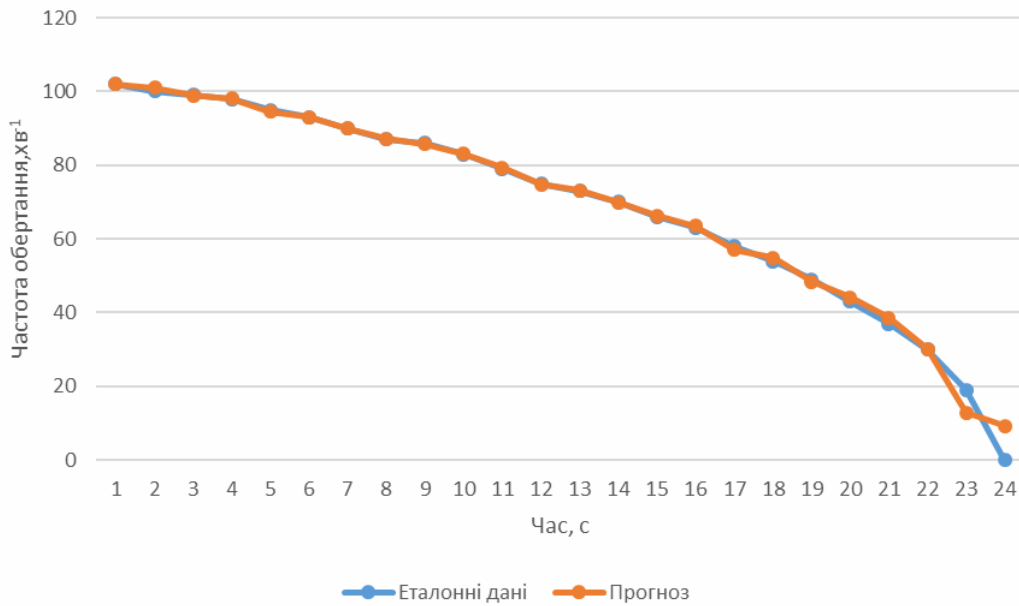


Рис. 3. Результати навчання при кількості епох 1000

Далі було поступово збільшено кількість нейронів прихованого шару. При кількості епох 1000 і кількості нейронів прихованого шару 64, як показано на рис. 4, ситуація з прогнозуванням кінцевих точок покращилась, але подальше збільшення нейронів

прихованого шару (на рис. 5 показано результати тестування мережі з 74 нейронами прихованого шару) істотно не покращує ситуацію, але й не погіршує. Отже раціонально залишити 64 нейрони прихованого шару.

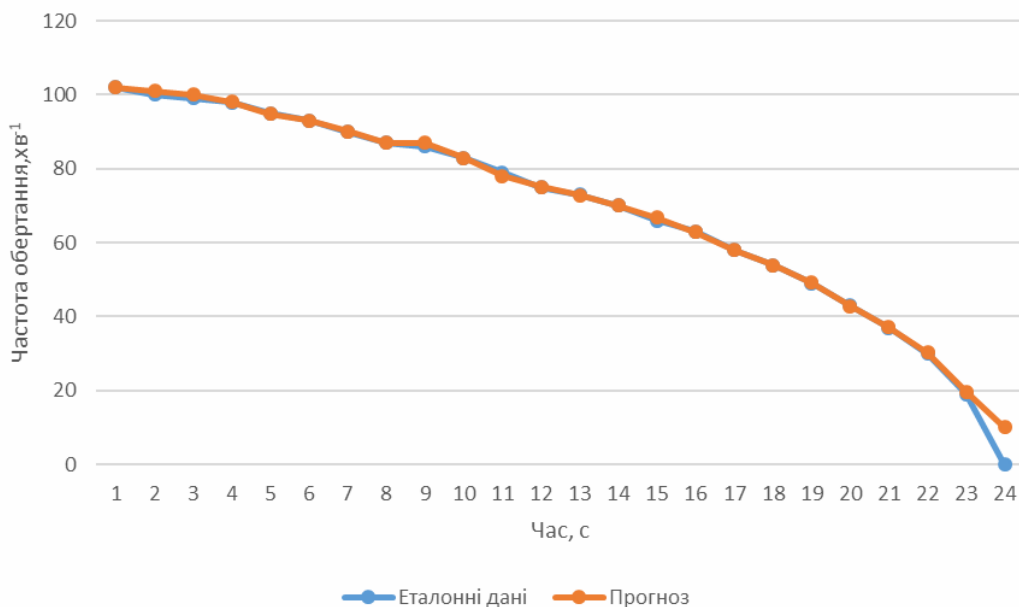


Рис. 4. Результати навчання при кількості епох 1000 і кількості нейронів прихованого шару 64

При подальших експериментах було збільшено кількість епох навчання нейронної мережі. При кількості епох навчання 100000, як показано на рис. 6,

отримано практично ідеальні результати при прогнозуваннях на одній з 10 тестових вибірок даних, отриманих при реальних випробуваннях гідравлічних

передач типу УГП 750-1200. Подальше збільшення епох навчання не дає суттєвих покращень прогнозування, тому не є доцільним. Дослідження

також були проведені для десяти технічно справних гідравлічних передач типу УГП 750-1200 і отримані подібні результати, що вказані на рис. 6.

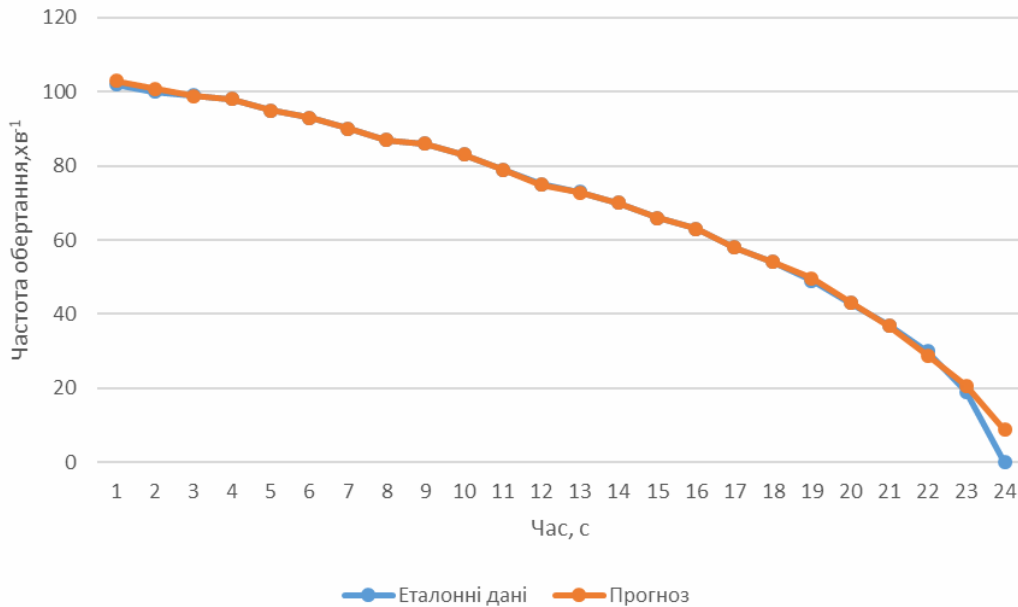


Рис. 5. Результати навчання при кількості епох 1000 і кількості нейронів прихованого шару 74

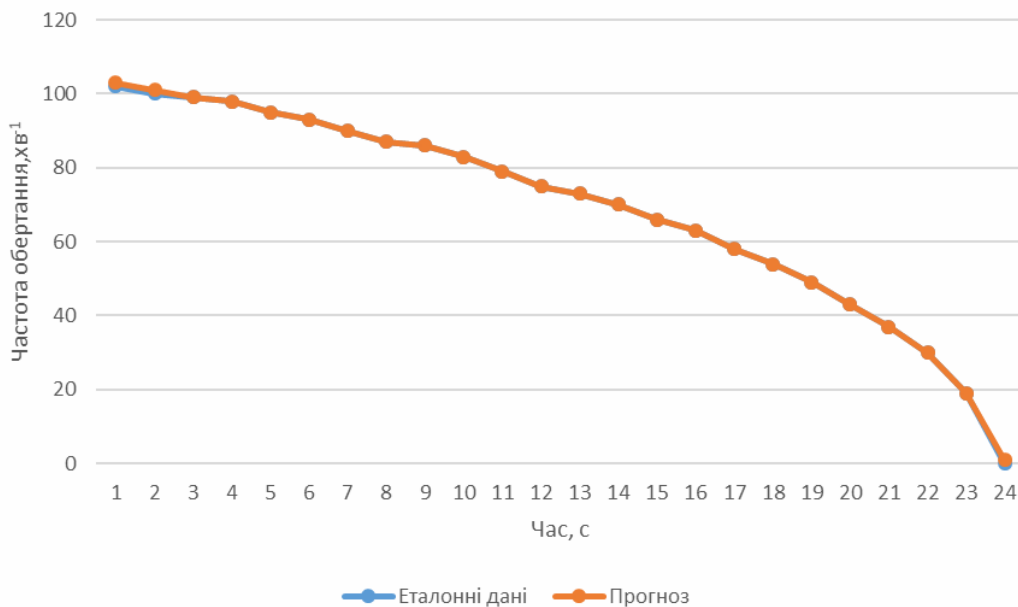


Рис. 6. Результати тестування при кількості епох 100000 і кількості нейронів прихованого шару 64

У результаті середня абсолютна похибка склала не більше 1 %, що свідчить про адекватність отриманої моделі мережі.

Слід також брати до уваги, що для навчання обирались дані однотипних технічно справних

гідравлічних передач (після капітального ремонту). При використанні такої нейронної мережі за інших умов адекватність отриманих результатів не гарантується.

Результати дослідження використання нейронних мереж при випробуваннях гідравлічних передач тепловозів

Запропоновано використовувати нейронні мережі та обговорено подальшу можливість використання нечіткої логіки при розробленні системи діагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів, спираючись на дослідження [10, 11]. Розроблено нейронну мережу, що прогнозує частоту обертання турбінного колеса гідропередачі при випробуваннях у режимі вибігу, що дозволяє виконувати випробування вибігу гідропередачі за допомогою звичайного датчика Д2-ММ-У2.

У результаті роботи спроектованої мережі (показаний на рис. 6), отримано графік тестових і прогнозованих даних мережі, що відображує досить подібні результати інших дослідників [17, 18].

Розроблення нейронної мережі, що прогнозує частоту обертання турбінного колеса гідропередачі при випробуваннях у режимі вибігу, носить проміжний результат і являє собою вихідні дані для майбутнього розроблення системи самодіагностики датчиків інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів.

Висновки

Розглянуто можливості створення системи самодіагностики інформаційно-вимірювальної системи випробувань гідравлічних передач тепловозів за допомогою різних засобів: складних математичних розрахунків (систем диференціальних рівнянь) і з використанням елементів штучного інтелекту (нейронних мереж і нечіткої логіки). Як початковий етап розроблення системи діагностики за допомогою нейронних мереж побудовано тришаровий повнозв'язний перцептрон. Даний перцептрон дозволяє спрогнозувати останні 24 с обертання вала турбінного колеса гідропередачі в режимі вибігу на основі попередніх 48 с з досить високою точністю (з середньою похибкою менше 1% за умови використання однотипних гідравлічних передач). Така розроблена нейронна мережа може бути використана як частина підпрограми при самодіагностиці системи випробувань гідравлічних передач тепловозів, так і при випробуваннях гідравлічних передач у режимі вибігу при застосуванні датчика Д2-ММУ-2.

Список використаних джерел

1. Information-measuring Test System of Diesel Locomotive Hydraulic Transmissions / I. V. Zhukovytskyuy, I. A. Kliushnyk, O. B. Ochkasov, R. O. Korenyuk // Наука та прогрес транспорту. – 2015. – № 5 (59). – С. 53–65. doi: 10.15802/stp2015/53159.
2. Використання методу вільного вибігу при визначенні механічних втрат в гідравлічних передачах при стендових випробуваннях [Текст] / Б. Є. Боднар, О. Б. Очкасов, Р. О. Коренюк [та ін.] // Проблемы и перспективы развития железнодорожного транспорта: тезисы 77-й Международ. науч.-практ. конф. (Днепропетровск, 11-12 мая 2017 г.). – Днепропетровск, 2017. – С. 16-17.
3. Косолапов, А. А. Развитие научных основ постройки и эксплуатации систем автоматизации железнодорожных сортувальных станций [Текст]: автореф. дис... д-ра техн. наук / А. А. Косолапов ; Дніпропетр. нац. ун-т заліз. трансп. ім. акад. В. Лазаряна. – Дніпропетровськ: Вид-во Дніпропетр. нац. ун-ту заліз. трансп. ім. акад. В. Лазаряна, 2014.
4. Должикова, Е. Ю. Разработка алгоритма функционирования автоматизированной системы контроля и управления потреблением ресурсов для административных зданий Development of the algorithm the automated control [Текст] / Е. Ю. Должикова, Д. С. Туманов // ВЕСТНИК МГТУ. – 2013. – С. 68.
5. Shyr W. J., Lin C. M., Feng H. Y. Development of Energy Management System Based on Internet of Things Technique //World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering. – 2017. – Vol. 11. – №. 3. – P. 207-210.
6. Liu K., Ma Q., Gong W., Miao X., Liu Y. Self-diagnosis for detecting system failures in large-scale wireless sensor networks // IEEE Transactions on Wireless Communications. – 2014. – Vol. 13. – №. 10. – P. 5535-5545.
7. Sun W., Jian D., Yuan Y., Yuan Y. Fault Simulation of Electro-Hydraulic Servo System for Fault Self-Healing Based on Immune Principle // Computational Intelligence and Design (ISCID), 2016 9th International Symposium on. – IEEE, 2016. – Vol. 2. – P. 136-139.
8. Осипов, А. В. Работа гидротрансформатора гидропередачи промышленного локомотива в переходных процессах и неустановившихся режимах работы [Текст] / А. В. Осипов, В. А. Кручек, Д. Н. Курилкин // Известия Петербургского университета путей сообщения. – 2012. – № 2 (31). – С. 142-148.
9. Кондратьева, С. Д. Моделирование сложных систем: современные математические методы и практические аспекты [Текст] / С. Д. Кондратьева, М. Г. Семенов // Фундаментальные исследования. – 2016. – Т. 1. – №. 5. – С. 43-46.
10. Адаптивный метод комбинированного обучения-самообучения нейро-фаззи систем [Текст] /

- А. А. Дейнеко, Ж. В. Дейнеко, А. П. Турута [и др.] // Системні технології. – 2014. – № 2. – С. 145-153.
11. Перова, И. Г. Нейро-фаззи система для задач обработки медицинских данных в ситуациях множества диагнозов [Текст] / И. Г. Перова, Е. В. Бодянский // Бионика интеллекта. – 2015. – № 2. – С. 86-89.
 12. Zhukovytskyu, I. V. Use of microcontroller for measuring shaft speed of diesel locomotive hydraulic transmission [Text] / I. V. Zhukovytskyu, I. A. Kliushnyk // Наука та прогрес транспорту. – 2016. – № 5 (65). – С. 43–53. doi: 10.15802/stp2016/83990.
 13. Valipour M., Banihabib M. E., Behbahani S. M. R. Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir // Journal of hydrology. – 2013. – Vol. 476. – P. 433-441.
 14. Sutthichaimethee P., Ariyasajakorn D. Forecasting energy consumption in short-term and long-term period by using arimax model in the construction and materials sector in thailand // Journal of Ecological Engineering. – 2017. – Vol. 18. – №. 4. – P. 52-59.
 15. Samarasinghe S. Neural networks for applied sciences and engineering: from fundamentals to complex pattern recognition. – CRC Press, 2016.
 16. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст]: пер. с англ. / С. Хайкин. – 2-е изд. – М.: ООО "Изд. дом Вильямс", 2006. – 1104 с.
 17. Niculescu S. P. Artificial neural networks and genetic algorithms in QSAR // Journal of Molecular Structure: THEOCHEM. – 2003. – Vol. 622. – №. 1. – P. 71-83.
 18. Адаменко, В. А. Нейросетевая обработка сигналов в задачах диагностики газотурбинных авиадвигателей [Текст] / В. А. Адаменко // Цифровая обработка сигналов и ее применение. – С. 40-45.
 19. Дамиров, В. М. Моделирование спроса методом наискорейшего спуска с использованием перцептрона [Текст] / В. М. Дамиров // Казанская наука. – 2009. – № 1. – С. 161.

Клюшник И. А. Исследование возможности использования нейронных сетей при испытаниях гидравлической передач тепловоза. Исследована возможность разработки системы самодиагностики информационно-измерительной системы испытаний гидравлических передач тепловозов. Предложено использование нейронных сетей и нечеткой логики для разработки системы самодиагностики информационно-измерительной системы испытаний гидравлических передач тепловозов. Как начальный этап разработки системы диагностики с помощью нейронных сетей представлена нейронная сеть, которая прогнозирует частоту вращения турбинного колеса гидропередачи

при испытаниях в режиме выбега. Такое решение позволяет применять в режиме выбега датчик Д2-ММУ-2.

Ключевые слова: испытаниях гидравлических передач тепловозов, нейронная сеть, тахомеричный датчик Д2-ММУ-2

Kliushnyk I. A. Research of the possibility of using neural networks in the tests of locomotive hydraulic transmissions. The possibility of developing a self-diagnostics system of the diesel locomotives hydraulic transmissions information-measuring test system is researched. The use of neural networks and fuzzy logic for the development of a self-diagnostics system of the diesel locomotives hydraulic transmissions information-measuring tests system is proposed. As the initial stage of developing a diagnostic system using neural networks, a neural network is presented which predicts the rotational speed of the hydraulic turbine wheel during run-time tests. For this purpose, a three-layered, fully permeable perceptron is constructed. This perceptron allows to predict the last 24 seconds of rotation of the hydraulic transmission turbine wheel shaft in run-out mode based on the previous 48 seconds with a fairly high accuracy. Such a developed neural network can be used as part of a self-diagnostic subsystem of the diesel locomotives hydraulic transmissions information-measuring test system and in tests of transmissions in run-out mode when the sensor D2-MMU-2 is used.

Keywords: tests of locomotives hydraulic transmissions, neural network, tachometric sensor D-2MMU-2

Надійшла 09.10.2017 р.

*Клюшник И. А., аспирант кафедры «Электронные вычислительные машины» Днепропетровского национального университета железнодорожного транспорта имени академика В. Лазаряна, Днипро, Украина. E-mail: klugran@i.ua
<http://orcid.org/0000-0001-9939-0755>*

*Kliushnyk I. A., postgraduate of Department «Electronic Computing Machines», Dnipropetrovsk National University of Railway Transport named after Academician V. Lazaryan, Dnipro, Ukraine. E-mail: klugran@i.ua
<http://orcid.org/0000-0001-9939-0755>*