

Степанець О.В.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Багінський В.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

САМОДІАГНОСТИКА ОБЛАДНАННЯ ІНДИВІДУАЛЬНОГО ТЕПЛООВОГО ПУНКТУ ЯК ЗАСІБ ОЦІНКИ СТАНУ ЙОГО ВУЗЛІВ

Індивідуальні теплові пункти (далі – ТПП) набули широкого застосування як у громадському секторі так і на багатьох виробництвах. Ці установки забезпечують відповідні умови праці та проживання в холодні пори року для населення, а також беруть безпосередню участь у технологічних процесах на виробництвах.

Підтримання працездатності та забезпечення безперервної роботи великої кількості ТПП класичними методами потребує залучення значних людських ресурсів протягом короткого терміну та значних капіталовкладень, а також є малоефективним та вартісним. Під час виходу з ладу індивідуального теплового пункту завдаються значні збитки підприємствам, порушується проходження технологічних процесів, стає неможливим забезпечення комфортних умов проживання та праці. Таким чином виникає необхідність покращення або переосмислення підходів до діагностики та планування ремонту обладнання. Однією з концепцій, яка пропонується до застосування у процесі вирішення таких завдань, є самодіагностика. Цей підхід спрямований на аналіз даних роботи ТПП із подальшим результатом у вигляді зрозумілої для людини оцінки поточного стану. Упровадження таких систем на різних промислових об'єктах показує досить оптимістичні результати застосування систем самодіагностики

У статті розглядається процедура самодіагностики індивідуального теплового пункту. Метою системи є оптимізація процесів технічного обслуговування та ремонту шляхом оцінки стану обладнання за допомогою спеціалізованого програмного забезпечення для аналізу даних роботи ТПП. Проаналізовано підходи до вирішення аналогічних завдань на обладнанні з різних галузей. На основі аналізу обрано підхід із застосуванням штучних нейромереж та класифікаційних моделей для оцінки як загального стану обладнання, так і окремих його вузлів. Об'єктом практичних досліджень щодо можливості реалізації обраної концепції системи самодіагностики обрано лабораторний стенд опалення, який імітує роботу системи опалення.

На основі результатів досліджень зроблено висновки, які свідчать про перспективність цього підходу, а також надано рекомендації щодо покращення ефективності роботи такої системи.

Ключові слова: самодіагностика, предиктивна аналітика, штучна нейромережа, індивідуальний тепловий пункт, автоматизація.

Постановка проблеми. Під час роботи ТПП його вузли та агрегати поступово зношуються та виходять із ладу, що призводить до простою обладнання та, як наслідок, до збитків та незручностей. Нині найпоширенішими є два підходи до обслуговування обладнання [1]: реактивний (по факту поломки та виходу з ладу) та превентивний (проведення ремонтних робіт через сталі проміжки часу із заміною всіх вузлів, які зношуються під час роботи, без оцінки їх залишкового ресурсу).

Однак вони не забезпечують належної ефективності в умовах масштабованості та територіальної розгалуженості виробничих потужностей, тому потребують альтернативного підходу із застосуванням технологій четвертої промислової

революції. Такий підхід називають предиктивною самодіагностикою, метою якої є аналіз роботи обладнання за допомогою датчиків, які встановлені для контролю технологічного процесу, та додаткових датчиків для отримання специфічних даних про роботу вузлів обладнання (за необхідності).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Предиктивна діагностика (з точки зору практичного застосування) – це інтелектуальний моніторинг обладнання для запобігання можливих майбутніх відмов [2]. Також предиктивна діагностика є однією з ключових тем Industry 4.0, метою якої є зниження часу простою, покращення продуктивності та зниження затрат на виробництво [3]. У різний час цієї проблемою

займалися різні вчені. Робота Li–Hua Li та ін. [4] присвячена самодіагностиці електричного двигуна в автоматичному вертикальному складі. У цій статті описується процес дослідження роботи електродвигуна автоматизованого вертикального ліфтового складу та розробки основи програмного забезпечення предиктивної аналітики. Джерелом даних, на основі яких визначається стан двигуна, є амперметр. Використовуючи дані амперметра, автор виміряв показники струму під час роботи двигуна за різних завантажень комірок складу та в режимах підйому і спуску комірок. Це дозволило використовувати електричні показники двигуна для оцінки його стану за допомогою нейромережі, вираховуючи його залишковий ресурс та, як наслідок, приблизний час залишкової роботи. У [5] розглянутий інший метод отримання даних. Для їх збору не використовуються додаткові пристрої або датчики, початкові дані беруться з архіву показань програмованого логічного контролера із зіставленням виявлених самим контролером аварій. У статті наведено також первинний алгоритм щодо обробки отриманих наборів даних до виду, придатного для застосування їх під час навчання нейромережі. Ifran Ulah, Fan Yang та ін. [6] використали елементи подібної діагностики упід час діагностики вузлів віддалених силових електричних підстанцій. На підстанціях були встановлені тепловізійні камери, котрі відстежували температуру обладнання та надсилали ці знімки на обробку. У цьому разі вирішується завдання класифікації, тобто віднесення вузла до одного з трьох станів а саме: такий, що нормально працює, незначний дефект, пошкодження. Отримані тепловізійні знімки переформатовують у відтінки сірого, де яскравіший відтінок відповідає вищій температурі. На зображеннях вручну були виокремлені зони, які відповідають обладнанню та які будуть аналізуватись. Для машинного навчання використано алгоритм Левенберга – Марквардта. Точність виявлення дефектів становила 84%. Варто зауважити, що під час створення таких систем найважливішим є отримані дані, особливо дані некоректної роботи. Так, у [7] досліджували електричне нагрівальне обладнання з метою створення системи предиктивної аналітики для передбачення виходу з ладу обладнання за 7 днів до його фізичної поломки. Дані збирались протягом 16 місяців за 91 параметром із періодичністю в 0,1 секунди. У зборі було задіяно 1 000 одиниць установленого обладнання, яке працює. Як наслідок, не дивлячись на сут-

тєвий період збирання даних, 90,8% становили дані нормальної роботи, 8,8% – несправностей через неполадки електромережі. Лише 0,4% необхідних даних показують суттєві поломки. Недостача даних некоректної роботи призвела до недостатнього навчання нейромережі, що зумовило суттєву похибку під час її роботи. У задачах передбачення можливих несправностей часто використовують нейромережі та штучний інтелект. Окрім вищезрозглянутих, цей підхід застосовується в [8; 9; 10]. Це зумовлено через евристичну природу та здатність до підлаштування до невизначених наперед умов.

Першим кроком у створенні системи предиктивної діагностики є обрання підходу до аналізу даних [11]. Одним із варіантів є робота з історичними даними. Він базується на використанні наявних історичних даних для аналізу стану обладнання. Інший підхід побудований на створенні максимально точної математичної моделі об'єкта, використовуючи проектну документацію для симуляції всіх процесів, які відбуваються під час роботи установки. Це необхідно для коректного аналізу даних, які були отримані під час симуляції (з даними надавачів реального обладнання).

Від якості отриманих даних та їх обробки залежить те, наскільки адекватно система виявлятиме аномальні показання давачів та генерувати коректні результати. Під час обробки «сирих» даних можуть виникнути проблеми [12] з відсутністю деяких значень у різні проміжки часу або занадто великою їх кількістю через малий період квантування, необхідність виокремлення даних про проблему для кожного набору даних, приведення даних до однієї системи вимірювання для коректних маніпуляцій.

Постановка завдання. Метою роботи є розробка системи самодіагностики ІТП із використанням лише давачів, які потрібні для роботи системи опалення. Для досягнення мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати наявну установку (її устрій та принцип роботи для розуміння зібраних даних);
- підготувати дані для навчання нейромережі, прийняти її структуру та провести навчання;
- перевірити результати роботи нейромережі на експериментальних даних;
- проаналізувати результати роботи системи діагностики на результатах роботи з використанням експериментальних даних.

Опис обладнання для експериментів. Лабораторний стенд системи опалення складається з двох контурів (рис. 1). Електрокотел із

вбудованим циркуляційним насосом нагріває теплоносії, який потрапляє в гідравлічну стрілку. У гідравлічній стрілці температура теплоносія вимірюється датчиком температури та за допомогою циркуляційних насосів направляється до контурів опалення. На стенді реалізовано два контури опалення: перший контур працює без регулювання температури теплоносія, другий – із контролем температури теплоносія на подачі за допомогою змішувального клапана з електроприводом. Контроль температури зворотного теплоносія та теплоносія на подачі в другому контурі здійснюється за допомогою датчиків температури. Теплообмін із навколишнім середовищем відбувається за допомогою двох радіаторів опалення.

Стенд обладнаний системою автоматичного керування на базі вільнопрограмованого контролера серії Schneider Electric Modicon M172, який дозволяє реалізовувати різні алгоритми керування та здійснювати обмін із зовнішніми системами за допомогою промислових протоколів зв'язку.

Виклад основного матеріалу дослідження.

1. Дані та метод для навчання штучної нейромережі

Завдання штучної нейромережі (далі – ШН) – отримання прогнозу роботи стенду, а саме показань температури теплоносія на подачі та зворотного теплоносія, методом навчання на історичних даних роботи стенду. Для отримання історичних даних проведено низку експериментів, під час яких змінювалося положення регулювального клапана контуру опалення, змінювалися режими роботи елементів стенду та записувалася реакція кожного елементу системи. Для прикладу на рис. 2 наведена поведінка системи під час зміни керівного впливу на положення клапана. На вхід нейромережі подаються значення роботи змішувального клапана, а на виході отримуємо температуру теплоносія на подачі та зворотного теплоносія.

Навчання ШН виконано із застосуванням алгоритму Левенберга-Марквардта. Його реалізацію можна подати як послідовність таких кроків [13]:

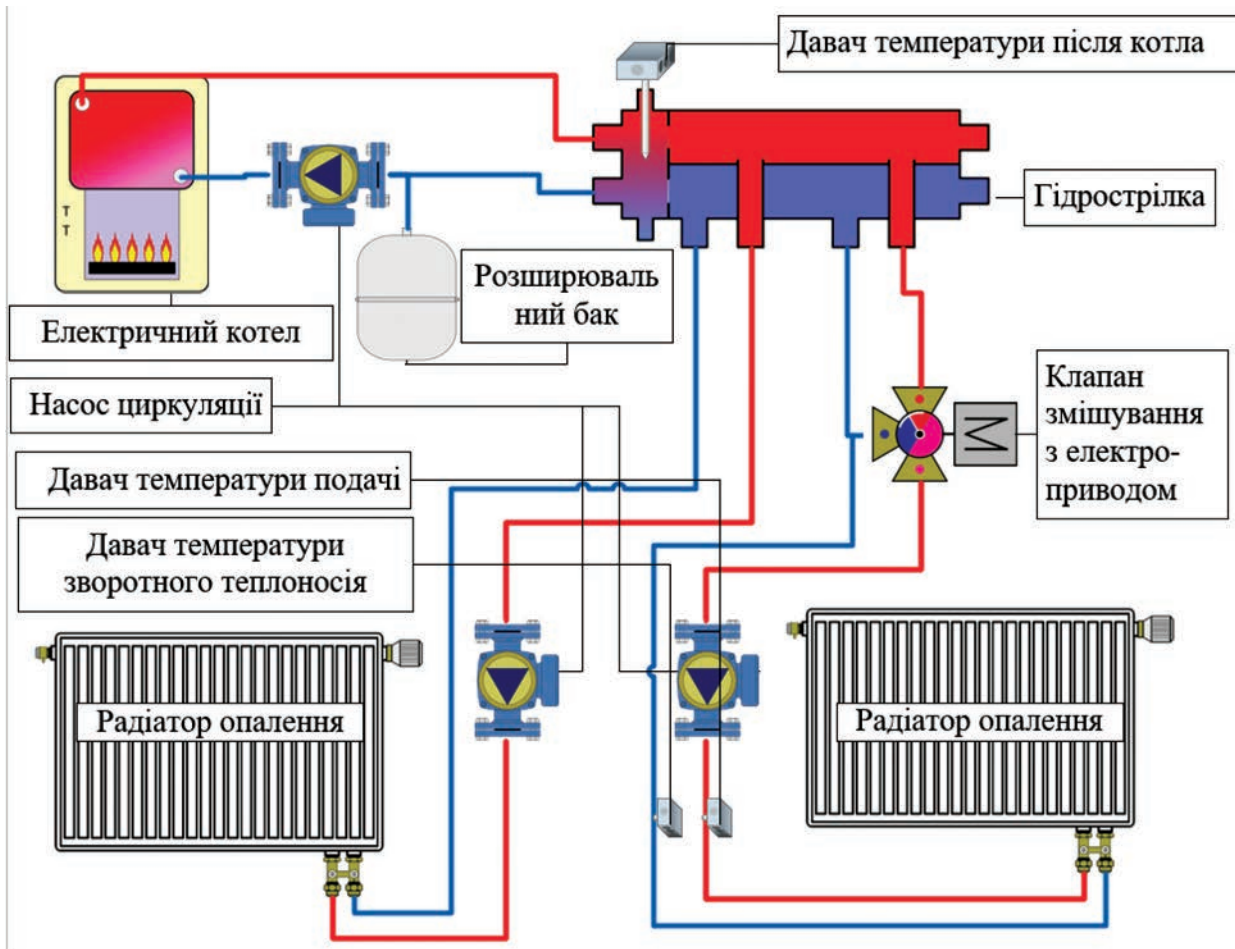


Рис. 1. Схема стенду опалення

- 1) завантажуюємо зразок до нейромережі та отримуємо розрахований мережею результат;
- 2) виконуючи зворотне поширення оновлюємо відповідні ряди матриці Якобіана;
- 3) повторюємо кроки 1–2 для всіх зразків навчального набору даних;
- 4) вирішуємо рівняння для отримання оновленого вектора коефіцієнтів ваги $\Delta(w(n))$;
- 5) оновлюємо всі коефіцієнти ваги відповідно вектора $\Delta(w(n))$ та обчислюємо значення помилки;
- 6) порівнюємо обчислене значення помилки з попереднім. У разі успішного навчання нове значення помилки менше за попереднє, в цьому разі переходимо до наступної епохи, тобто до 1-го кроку. Інакше повертаємось до п. 4 для обчислення нового вектора оновлення вагових коефіцієнтів.
- 7) повторюємо кроки 1–6, поки значення помилки не буде відповідати заданому або не буде досягнуто ліміту навчання.

2. Результати навчання та роботи нейромережі

На основі тестових прогонів алгоритму була обрана нейромережа з одним прихованим шаром, у якому міститься п'ять нейронів. Експериментальні дані роботи стенду були розділені на три категорії в таких співвідношеннях: дані для навчання – 70%, для перевірки – 15%, для тестування роботи – 15%. На рис. 3 можна спостерігати значення середньоквадратичної похибки для всіх наборів даних. Параметром, за яким

контролюється процес навчання, є середньоквадратична похибка (mse) у процесі перевірки (validation). Навчання припиняється, коли mse у процесі перевірки припиняє зменшуватись, ця точка позначається як перетин графіка Validation та графіка Best, а її результати – параметри нейромережі – обираються як найоптимальніші для її подальшого застосування.

Для перевірки коректності роботи нейромережі були взяті дані, отримані в процесі іншого експерименту. На вхід були подані дані положення змішувального клапана та температури після котла. Для перевірки можливості виявлення несправності були використані дані, де зімітовано несправність давача теплоносія на подачі. На рис. 4 зображено перевірку роботи нейромережі. У разі нормальної роботи максимальна похибка склала 2°C, а середня – не перевищила 1,1°C.

Наступним етапом стало вирішення задачі класифікації для отримання оцінки справності чи виходу з ладу обладнання. Виконання цієї задачі полягає у створенні класифікаційної моделі, результатом роботи якої є зарахування обладнання до класу, що нормально функціонує, або до класу зламаного (на основі аналізу вхідних даних). Є такі різновиди класифікаційних завдань [14]:

- бінарна класифікація – це класифікація з двома можливими результатами;

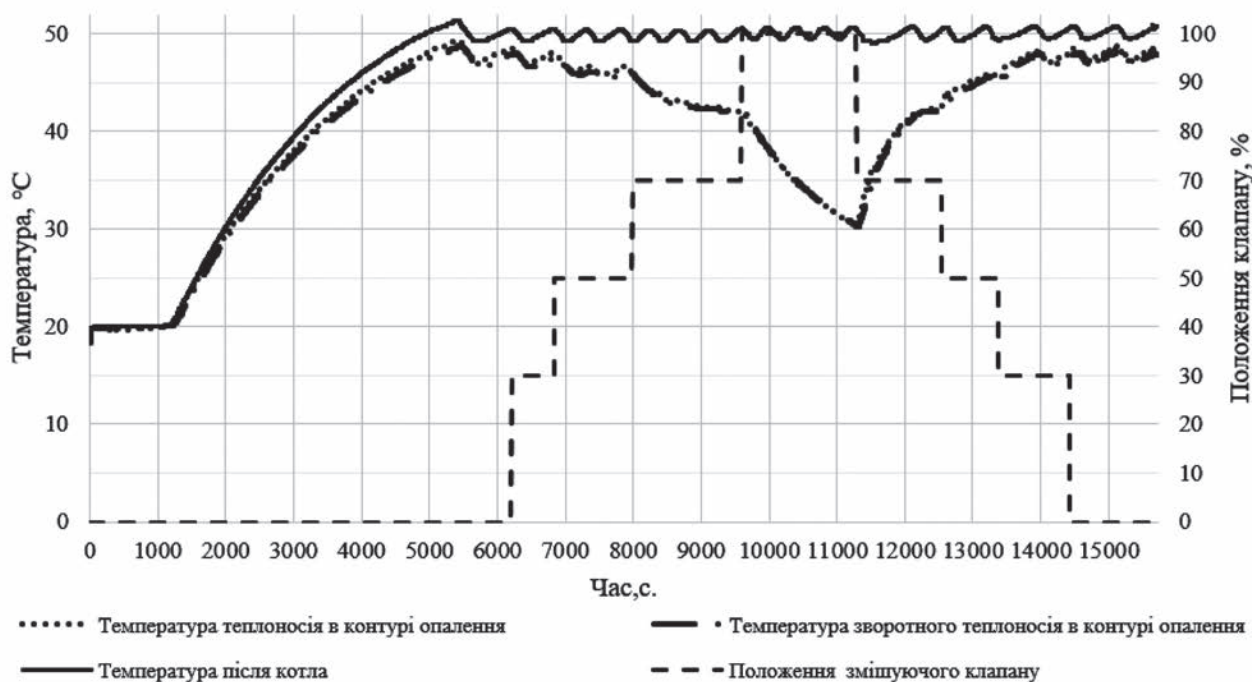


Рис. 2. Дані для навчання

– класифікація з декількома мітками – це завдання класифікації, яке може передбачати більше двох результатів.

У цьому разі використані експериментальні дані з розміткою стану обладнання (рис. 5), де

нормальна робота відповідає сигналу (0), а зони некоректної роботи позначені сигналом (1). Некоректна робота імітувалася шляхом безпосереднього фізичного впливу на чутливі елементи давачів температури.

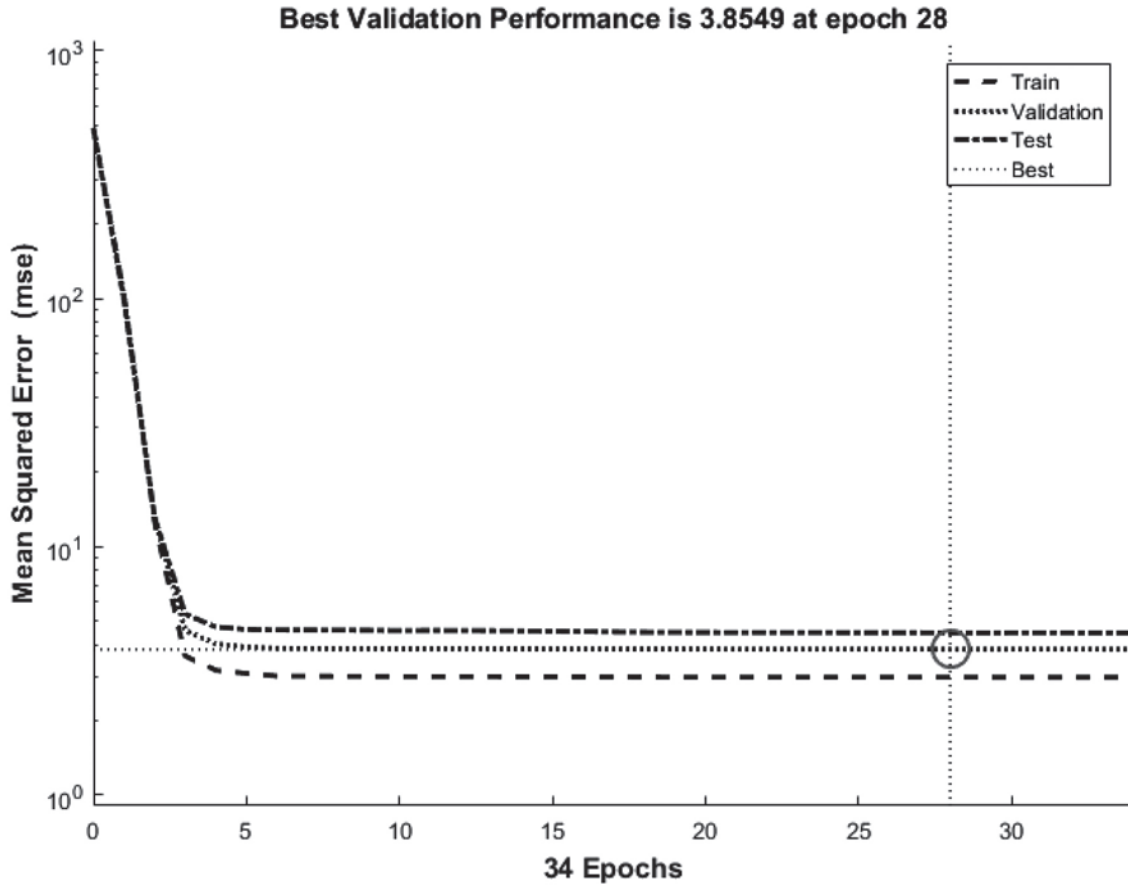


Рис. 3. Результати навчання та перевірки нейромережі

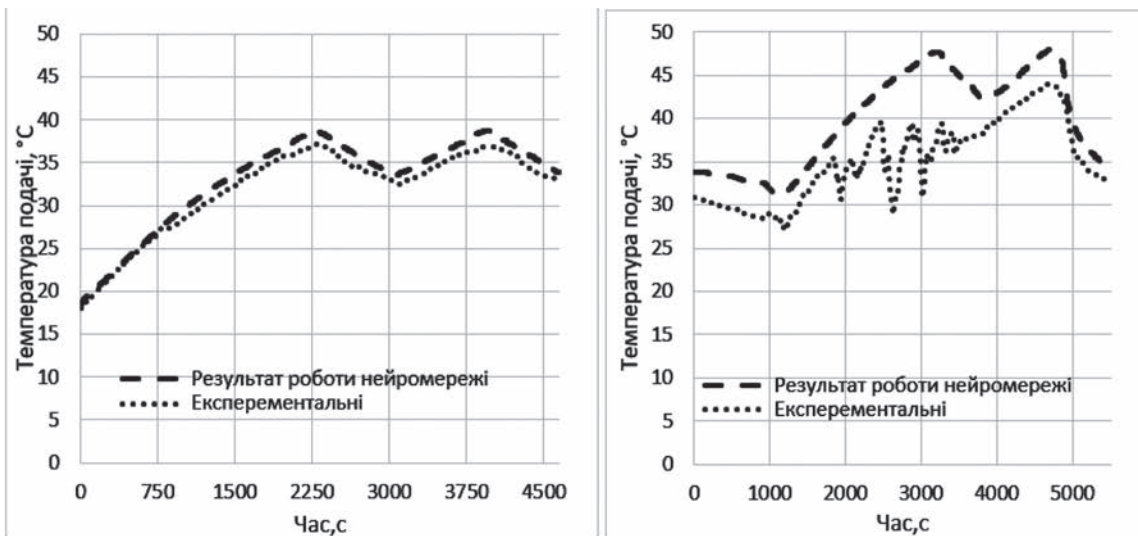


Рис. 4. Перевірка роботи нейромережі (а – нормальна робота установки, б – несправність)

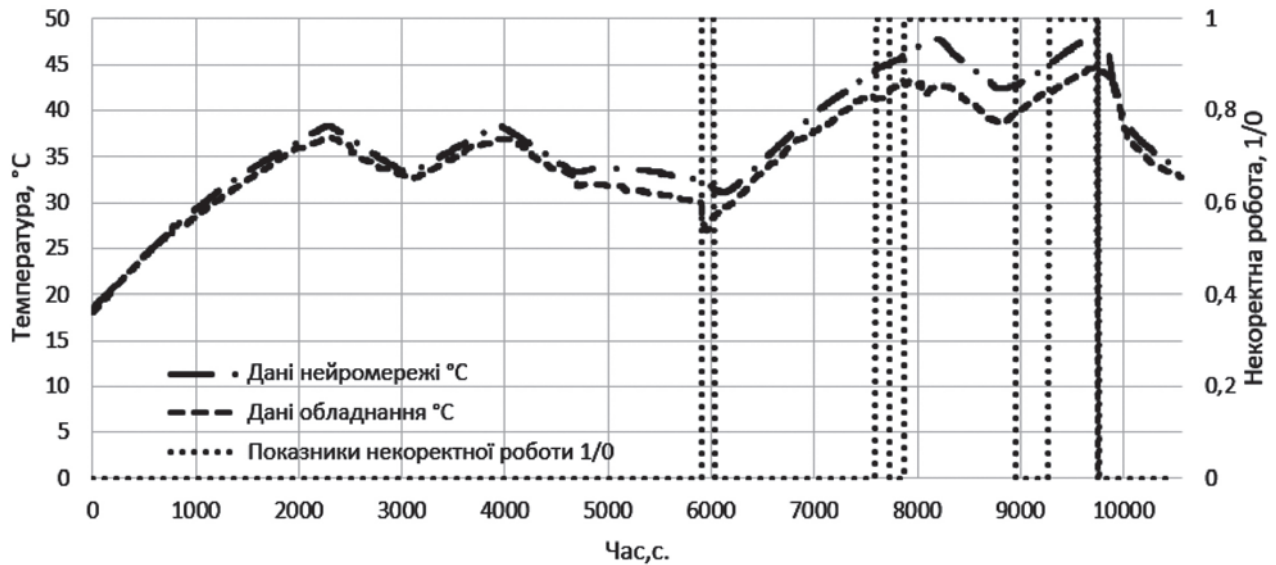


Рис. 5. Навчальні дані для класифікації

Результати навчання класифікаційної моделі зображені на рис. 6. Згідно з цими даними можна бачити таке. У зонах 1 та 4 зображено кількість правильних відповідей відповідно до класифікованого стану. У зонах 2 та 3 зображено відповіді, які були помилковими. У 99% випадках аналізу даних класифікаційна модель коректно ідентифікувала стан обладнання.

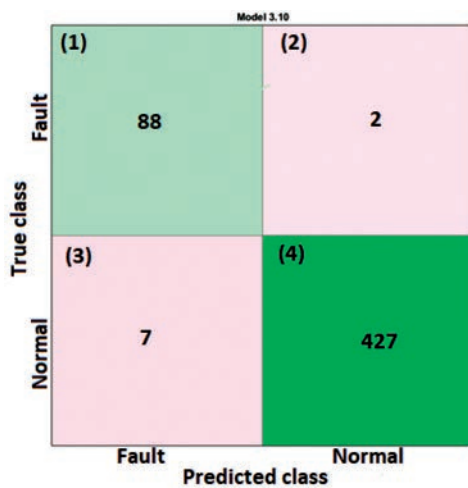


Рис. 6. Результати навчання класифікаційної моделі

Отримана класифікаційна модель перевірена на наборі даних, у якому зафіксовано несправність. Несправність полягала в некоректній роботі давача температури на подачі та виявлялась у занижених показниках та очевидно некоректній роботі. Результат застосування навченої класифікаційної моделі до експериментальних даних

зображено на рис. 7, зони нормальної та некоректної роботи позначені відповідно рис. 5, на якому видно, що модель адекватно виявляє некоректну поведінку давача температури. За умов візуальної оцінки результатів перевірки класифікаційної моделі можна говорити про правильну її роботу.

Рішення про впровадження будь-якої системи самодіагностики ухвалюється на основі економічних показників, які вираховуються на стадії проектування. Основними витратами на створення такого роду системи є розробка програмного забезпечення та встановлення додаткових давачів на вузли. На досліджуваному лабораторному стенді встановлено мінімальний набір давачів для роботи системи автоматизації, якого достатньо для загальної діагностики стану обладнання. Тепер необхідно дослідити, чи достатньо цього набору давачів для класифікації несправності певного вузла, використовуючи класифікаційну модель. На рис. 8 наведені експериментальні дані для навчання класифікаційних моделей, які відображують три види виходу з ладу обладнання:

- несправність давачів;
- поломку насосу;
- перекриття потоку на подачі до радіатора.

Визначення зон коректної та некоректної роботи аналогічно рис. 5.

Для кожного вузла проведено навчання своєї класифікаційної моделі. Результати навчання моделей класифікації стану зображені на рис. 9.

Маючи навчені моделі класифікації, перевіримо їхнє тестових даних із наведенням результатів роботи кожного класифікатора, які зображені на рис. 10.

Сигнали несправної роботи зображені так: нормальній роботі (0), давача на подачі (1), насосу (2), давача зворотного теплоносія (3), потоку (4).

Як видно, різні класифікаційні моделі однаково визначають різні типи несправностей, тобто дають хибні спрацьовування. Такий результат

пояснюється недостатністю дачів для діагностики певної поломки. У разі виходу з ладу давача ми можемо спостерігати як швидку зміну показань дачів під час виходу їх із ладу, так і повільну деградацію показань під час виходу з ладу інших вузлів.

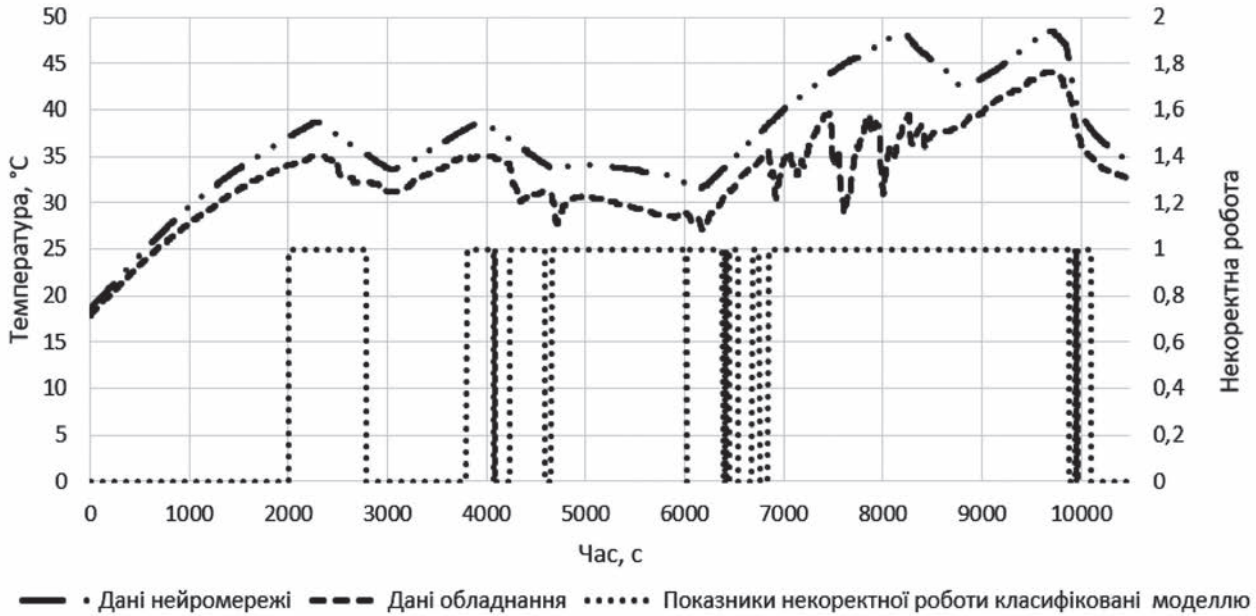


Рис. 7. Результат роботи класифікаційної моделі

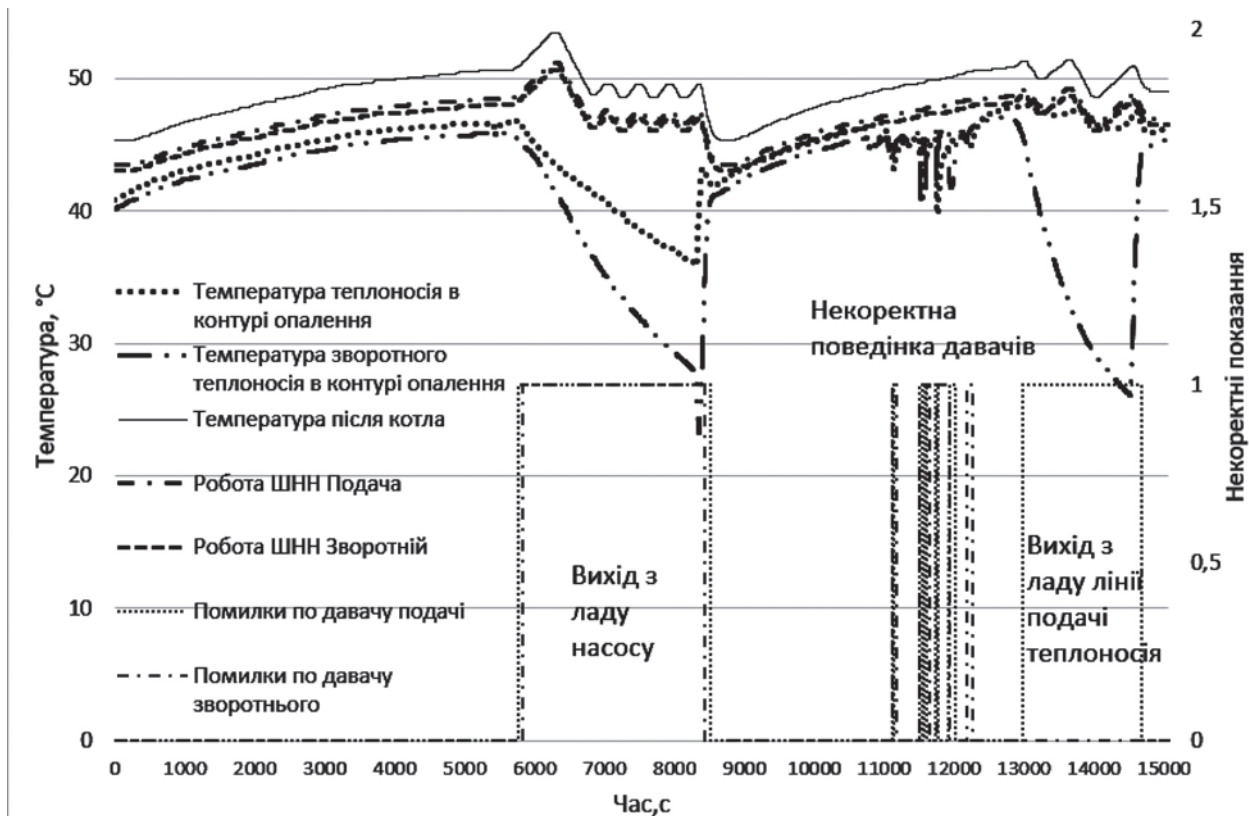


Рис. 8. Навчальні дані

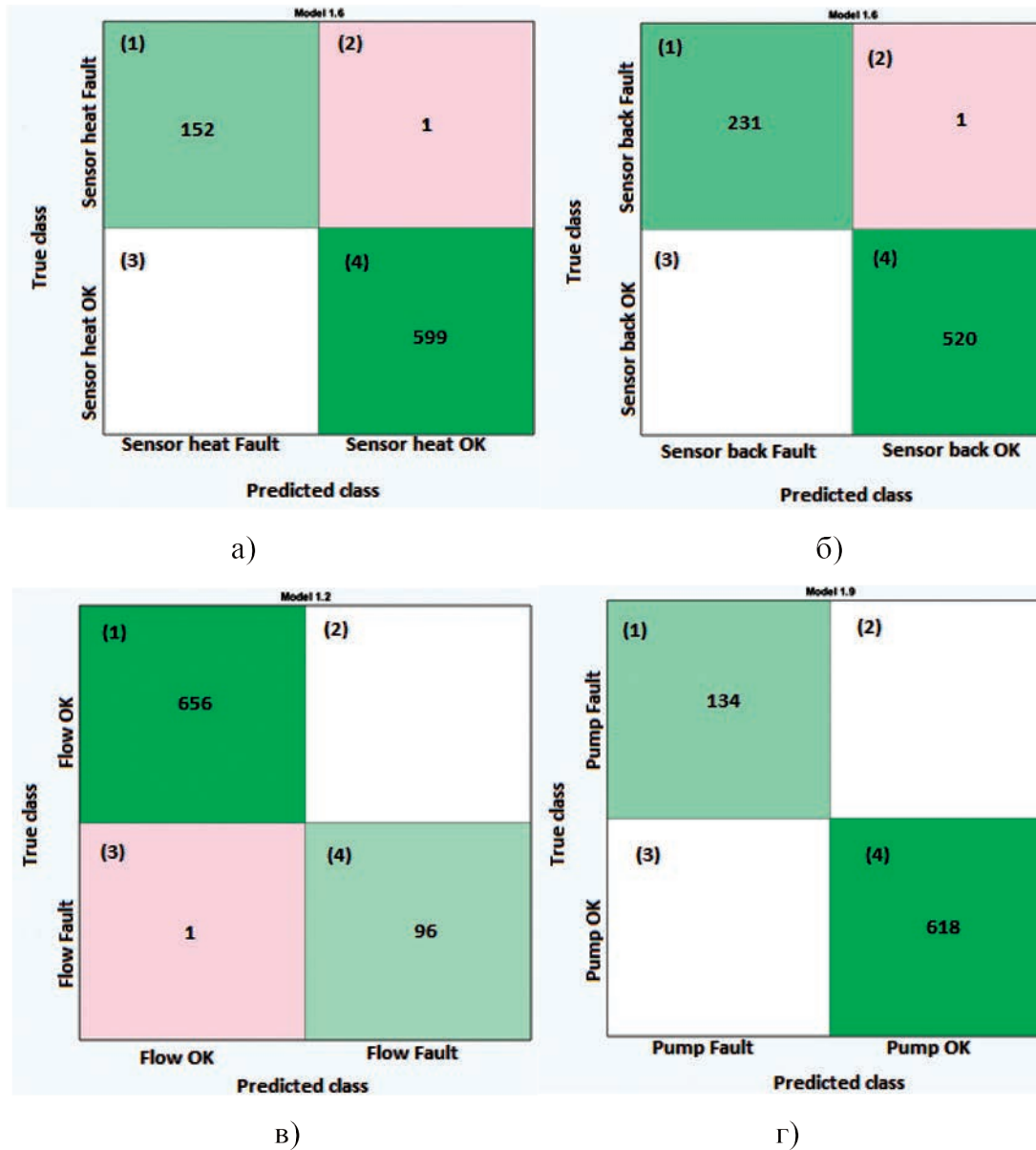


Рис. 9. Результати навчання моделей класифікації стану (а – давача на подачі, б – давача зворотного теплоносія, в – потоку, г – насосу)

Висновки. У статті розглянуто підхід розробки системи самодіагностики промислового об'єкта на прикладі лабораторного стенду ІТП. Бажаний результат досліджень полягав в отриманні прогностичних даних температури теплоносія та визначення несправності окремих вузлів установки.

Були експериментально зняті дані нормальної роботи у всьому діапазоні роботи клапана в обох напрямках. Також були отримані дані аномальної роботи стенду для подальшого порівняння результатів. Розроблена штучна нейромережа для прогнозу температур теплоносія забезпечила похибку не більше 2 °С. Для реалізації алгоритму самоді-

агностики використано машинне навчання класифікаційної моделі. За такого підходу вдалось класифікувати загальну несправність обладнання без можливості точної класифікації вузла, який вийшов із ладу. Під час реалізації аналогічним підходом методу для точної класифікації зламаною вузла виявлено недостатність наявних давачів. Для реалізації такого методу на кожен вузол необхідно встановити додаткові давачі.

Стаття підготовлена в межах виконання проекту «Розроблення техніко-технологічних схем та систем керування теплозабезпечення населених пунктів на основі термодинамічних підходів» (номер державної реєстрації НДР 0120U102168).

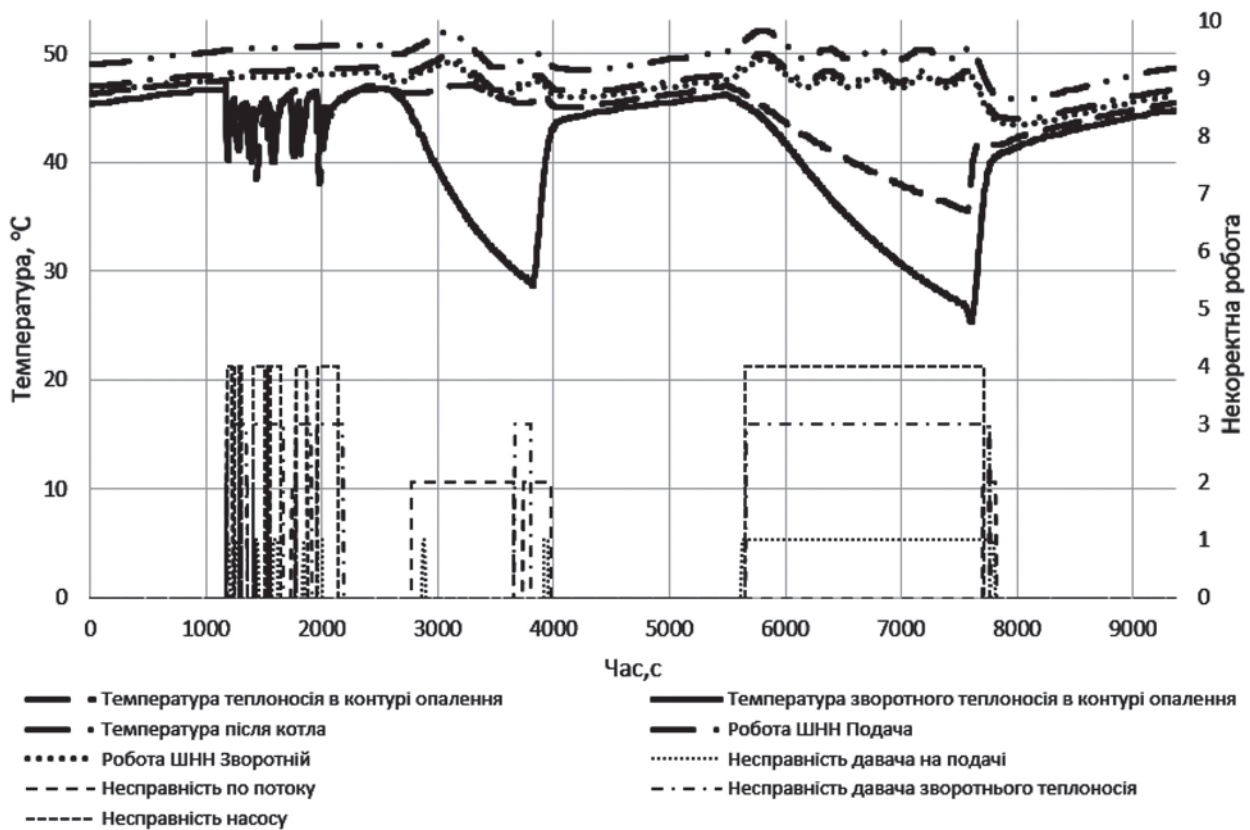


Рис. 10. Результат роботи класифікаційних моделей

Список літератури:

1. Eisemann R.C. Machinery malfunction diagnosis and correction: Vibration analysis and troubleshooting for process industries. 1998. С. 801
2. Calabrese M., Cimmino M., Manfrin M., Fiume F., Kapetis D., Mengoni M., Ceccacci S., Frontoni E., Paolanti M., Carrotta A., Toscano G. An Event Based Machine Learning Framework for Predictive Maintenance in Industry 4.0. *15th IEEE/ASME International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications*. Volume 9. 2019. DETC2019-97917, V009T12A037; 8 С.
3. Liu Z., Meyendorf N., Mrad N. The Role of Data Fusion in Predictive Maintenance Using Digital Twin. *44th Annual Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*, № 37. 2018. С. 020023(1-6).
4. Li-Hua Li, Chang-Yu Lai, Fu-Hsiang Kuo and Pei-Yu Chai. Predictive Maintenance of Vertical Lift Storage Motor Based on Machine Learning. *International Journal of Applied Science and Engineering* № 16,2. 2019. С. 109–118.
5. Gutsch C., Furian N., Suschnigg J., Neubacher D., Voessner S. Log-based predictive maintenance in discrete parts manufacturing. *Procedia CIRP*. № 79. 2019. С. 528–533.
6. Ullah I., Yang F., Khan R., Liu L., Yang H., Gao B., Sun K.. Predictive Maintenance of Power Substation Equipment by Infrared Thermography Using a Machine-Learning Approach. *Energies*. № 10. 2017; № 12, 13 С.
7. Fernandes, S., Antunes, M., Santiago, A.R., Barraca, J.P., Gomes, D., Aguiar, R.L. Forecasting Appliances Failures: A Machine-Learning Approach to Predictive Maintenance. *Information*. № 11 2020. № 4, 13 С.
8. Peltola T. *Machine Learning in Predictive Maintenance: Classification Approach for Remaining Useful Life Prediction*. 2020. 90С.
9. Santiago A.R., Antunes M., Barraca J.P., Gomes D., Rui L. Aguiar R.L.. Predictive Maintenance System for Efficiency Improvement of Heating Equipment. *IEEE Fifth International Conference on Big Data Computing Service and Applications (BigDataService)*. 2019. № 5. 5 С.
10. Venkatesh K., Neethi M. Fault Analysis and Predictive Maintenance of Induction Motor Using Machine Learning. *Third International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer Technologies and Optimization Techniques (ICECCOT)*. 2018. № 3. 5 С.
11. Satta R., Cavallari S., Pomponi E., Grasselli D., Picheo D., Annis C. A dissimilarity-based approach to predictive maintenance with application to HVAC systems. *CGnal Research Papers Series*. 2017. С. 20.
12. Fernandes S., Antunes M., Santiago A.R., Barraca J.P., Gomes D., Aguiar R.L. Forecasting Appliances Failures: A Machine-Learning Approach to Predictive Maintenance. *MDPI*. 2020. С. 13.

13. Bilski J., Kowalczyk B., Marchlewska A., Zurada J.M. Local Levenberg-Marquardt algorithm for learning feedforward neural networks. *JAISCR*. № 10. 2020. С. 299–316.
14. Sen P.C., Hajra M., Ghosh M. Supervised Classification Algorithms in Machine Learning: A Survey and Review. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. № 937. 2018. С. 99–111.

Stepanets O.V., Baginskyi V.O. SELF-DIAGNOSIS OF INDIVIDUAL HEATING POINT EQUIPMENT AS A MEANS OF OPTIMIZATION OF CONDITION ASSESSMENT AND EQUIPMENT MAINTENANCE

Individual heating points have become widely used by companys in the public sector or in many industries. These units provide appropriate working and living conditions in the cold season for the population, as well as take a direct part in technological processes in production.

Maintaining the efficiency and ensuring the smooth operation of a large number of heating points by classical methods requires the involvement of significant human resources in the short term and significant investment and is inefficient and costly. When an individual heating point fails, significant losses are inflicted on enterprises, the passage of technological processes is disrupted, and it becomes impossible to provide comfortable living and working conditions. That is why there is a need to improve or rethink approaches to diagnostics and equipment repair planning. One of the concepts proposed for use in solving such problems is self-diagnosis. This approach is aimed at analyzing the data of the individual heating point with the subsequent result in the form of a clear for a person assessment of his current condition. The introduction of such systems at various industrial facilities shows quite optimistic results of the use of self-diagnostic systems

The article considers the procedure of self-diagnostics of an individual heating point. The purpose of this system is to optimize the processes of maintenance and repair by assessing the condition of the equipment using specialized software for data analysis of heating point. Approaches to solving similar problems on equipment from different industries are analyzed. Based on the analysis, an approach using artificial neural networks and classification models was chosen to assess both the general condition of the equipment and its individual components. The object for practical research on the possibility of implementing the selected concept of the self-diagnostic system is a laboratory heating equipment, which simulates the operation of the heating system.

Based on the results of research conclusions are drawn that indicate the viability of this approach, and recommendations are given to improve the efficiency of this system.

Key words: *self-diagnostics, predictive maintenance, artificial neural network, individual heating point, automation.*