Національна академія наук України
Інститут технічної теплофізики

Національна академія наук України
Інститут технічної теплофізики

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

СВЕРДЛОВА АНАСТАСІЯ ДМИТРІВНА

УДК 681.518.5

ДИСЕРТАЦІЯ
ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА СИСТЕМА ДІАГНОСТУВАННЯ СКЛАДНИХ ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ РЕТРОСПЕКТИВНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

152 Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка
Автоматизація та приладобудування

Подається на здобуття наукового ступеня доктроки філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Свердлова А.Д.

Науковий керівник
Бабак Віталій Павлович, д.т.н., професор, член-кореспондент НАН України

Київ – 2020

АНОТАЦІЯ

Свердлова А.Д. Інформаційно-вимірювальна система діагностування складних теплоенергетичних об'єктів із використанням ретроспективної інформації. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня докторки філософії за спеціальністю 152 «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка». – Інститут технічної теплофізики Національної академії наук України, Київ, 2020.

У дисертації отримані такі нові наукові результати:

1. Набули подальшого розвитку моделі векторного випадкового процесу, що описують динаміку інформаційних полів за фіксованих просторових координат, які зі свого боку описують процеси в складних теплоенергетичних об'єктах (СТО). Це дало можливість визначити основні параметри діагностування елементів СТО та обґрунтувати загальні вимоги до систем діагностування.

2. Набули подальшого розвитку методи прогнозування аномальних станів СТО з використанням алгоритмів глибинного навчання з архітектурами LSTM і автокодувальника, що дає змогу розробити ефективну, керовану даними систему, яка може обробити події, що сталися тисячі дискретних часових кроків тому, і запам'ятати їх.

3. Уперше обґрунтовано метод діагностування елементів СТО, який базується на застосуванні поточної та ретроспективної інформації, що дало змогу порівнювати прогнозовані показники з поточними, а також ураховувати попередні дані експлуатації СТО.

4. Уперше розроблено метод прогнозування відмов елементів СТО в умовах малої кількості аномальних відхилень, що дало змогу підвищити ймовірність прогнозування.

Практичне значення одержаних у дисертаційній роботі результатів полягає в тому, що вперше розроблено інформаційно-вимірювальну систему діагностування із застосуванням нейромережеві технології, що дає змогу оцінювати поточний стан

роботи, вчасно виявляти аномальні стани, запобігати можливим вимушеним відключенням, передбачати та планувати заходи з технічного обслуговування. У тому числі: розроблено структуру, виготовлено та експериментально перевірено дослідний зразок модулю багаторівневої системи діагностування елементів СТО, до складу якого можуть входити сенсори різних типів, кількість яких обмежена числом шин зв'язку; розроблено апаратно-програмне забезпечення багаторівневої системи діагностування, що базується на використанні бездротових сенсорних мереж, та використовує mesh-топологію як основний спосіб зв'язку для передачі даних; створено 96 моделей (модифікацій нейронних мереж) для аналізу поточних та ретроспективних даних за температурою поверхні котлів, кожна модель була проаналізована за різних параметрів сигналів та статистично оцінена.

У вступі обґрунтовано актуальність даного напряму досліджень та вибір теми дисертаційної роботи, сформульовано мету й завдання дослідження, наукову новизну та практичне значення отриманих результатів, вказано зв'язок із науковими програмами, особистий внесок здобувача, стан публікацій та апробацію результатів дисертаційного дослідження, наведено відомості про їх впровадження та зазначено структуру роботи.

У першому розділі дисертаційної роботи описано, що загальний технічний стан котелень підприємств комунальної теплоенергетики оцінюється, як незадовільний. Проаналізовано засоби масової інформації щодо аварій на котлоагрегатах за останні роки та причини, що сприяють у них виникненню дефектів. Розглянуто традиційні методи діагностування СТО та особливості методів їх неруйнівного контролю.

У роботі проведено порівняльний аналіз видів обслуговування теплоенергетичного обладнання. Показано переваги прогнозованого обслуговування перед реактивним або профілактичним. Розглянуто принципи Smart Grid в інфраструктурі СТО, показана відмінність від традиційного підходу до обслуговування СТО.

За результатами проведеного аналізу сформульовано мету дослідження у вигляді удосконалення процесу діагностування та прогнозування технічного стану СТО за допомогою розроблення моделей, методів та інформаційно-вимірювальної

системи діагностування (ІВСД) стану теплоенергетичних об’єктів із використанням поточної та ретроспективної інформації.

У другому розділі запропоновано функціональну схему процесу діагностування, що дає змогу конкретизувати основні напрямки дослідження, методів опрацювання інформації та технічних рішень, що можуть бути використані під час побудови ІВСД. Запропоновано загальну математичну модель динаміки змін у часі значень вимірювальної величини у вигляді векторного випадкового поля за фіксованих просторових координат.

Досліджено методи інтелектуального аналізу даних для прогнозування та бінарної класифікації часових рядів. Показано що недоліками даних методів є брак формальної теорії, на базі якої будуються такі алгоритми.

Розглянуто методи виявлення аномалій, описано режими розпізнавання «з вчителем», «частково з вчителем» та «без вчителя». Показано, що одними з найбільш широко вживаними механізмами реалізації розпізнавання аномалій за допомогою класифікації є нейронні мережі.

Проаналізовано методи виявлення аномалій за допомогою нейронних мереж, їх переваги та недоліки. Показано, що перевагою глибоких нейронних мереж є автоматичне виділення з даних важливих ознак, однак даний алгоритм часто не є ефективним у разі, коли навчальна вибірка велика, оскільки для обробки всіх її елементів потрібно багато часу. Використання алгоритму зворотного поширення помилки для ефективного глибокого навчання недостатньо через проблему зникаючого градієнту. Запропоновано та обґрунтовано використання архітектури нейронної мережі з довгою короткочасною пам’яттю LSTM, що дає змогу реалізувати точну керовану даними систему. Основною перевагою пропонованої архітектури є можливість обробляти події, що сталися тисячі дискретних часових кроків тому, і запам’ятовувати їх.

Третій розділ присвячено розробленню апаратної та програмної складників інформаційно-вимірювальної системи. Запропоновано ієрархічну структуру системи технічного діагностування СТО на основі концепції «розумних мереж» Smart Grid, застосування якої дає змогу проводити: первинний добір та підготовку діагностичних

сигналів; первинне математичне опрацювання, прийняття первинних діагностичних рішень, сигналізацію про можливі дефекти; накопичення, повноцінне опрацювання та глибокий аналіз даних, швидке реагування на аварійні сигнали з нижчого рівня, прийняття діагностичних рішень щодо об'єкта загалом, архівацію статистичних даних. Основні переваги запропонованої структури: багаторівневість, імплементовані принципи Smart Grid, реалізація у вигляді розподіленого модульного комплексу, можливість використання як дротових, так і бездротових технологій.

Розроблено електричну схему та друковану плату вимірювального модуля, до якого можуть бути включені сенсори тих фізичних величин, які використовуються під час діагностування конкретно заданої системи: магнітні, вібраційні, температури, метеорологічні, твердих часток, контролю концентрації різних речовин та ін. Розроблена узагальнена структура вимірювального каналу для контролю температури поверхні котлоагрегату, на основі якої обрано застосування модулю термопари К-типу з цифровим підсилювачем на мікросхемі MAX6675ISA+T.

Розроблено програмне забезпечення, що складається з програмних пакетів нижнього рівня, верхнього рівня, збору та реєстрації даних, яке дає змогу уніфікувати формати даних та протоколів обміну даними для різних типів сенсорів і засобів зв’язку підсистем, а також між підсистемами. Застосування протоколів для створення самоорганізованої мережі дає змогу представити ІВСД як модульну систему, що забезпечує додавання нових і видалення застарілих модулів із системи без її повної рекомпіляції.

Четвертий розділ присвячено експериментальному дослідженню моделей нейронних мереж та ІВСД. Сформована варіація навчальних параметрів для моделей нейронних мереж із різними навчальними періодами, кількістю прихованих шарів та нейронів. Розроблено програму навчання нейронних мереж.

Наведено критерії оцінювання моделей нейронних мереж на основі коефіцієнту детермінації. Здійснено валідацію та перевірку розроблених моделей нейронних мереж. Модель 2С8 з періодом навчання 12 місяців, 4 прихованими шарами та 90 прихованими нейронами показала дуже добрий результат ($0{,}85 < R^2 \leq 1{,}0$) та була обрана в якості еталонної моделі. Це дало змогу прогнозувати аномальний стан СТО

з коефіцієнтом детермінації 0,965 на основі вимірювання температури поверхні теплоенергетичного обладнання, що може бути використано як показник технічного стану.

Проаналізовано набір варіацій навчальних параметрів серед розроблених моделей та вплив кількості прихованих нейронів на ефективність моделі. Показано, що навчальний період в один місяць є занадто коротким, щоб мережа повністю ідентифікувала особливості процесу. Моделі з навчальним періодом 4 місяці мають кращі характеристики прогнозування, проте продуктивність моделей із навчальним періодом 12 місяців відрізняється найбільше. Точність моделей зростає із додаванням двох прихованих шарів.

За результатами тестування розробленої системи встановлено, що досягнуті процентні співвідношення виявлених і помилкових спрацьовувань є прийнятними показниками для використання цих даних в експлуатації та під час ремонту, скорочення тривалості позапланового простою обладнання.

Перевірка результатів експериментального дослідження системи прогнозування відмов обладнання в реальних умовах показала збільшення достовірності прогнозування аномальних станів на 9 %.

Обґрунтовано, що метрологічне забезпечення вимірювань із застосуванням інформаційно-вимірювальної системи діагностування базується на встановленні метрологічних характеристик її вимірювальних каналів. Основним методом визначення метрологічних характеристик вимірювальних каналів під час діагностування СТО є розрахунковий, що включає оцінювання метрологічних характеристик їхніх компонентів.

У роботі набув подальший розвиток метод діагностування та прогнозування технічного стану СТО, який базується на застосуванні поточної та ретроспективної інформації, що дало змогу порівнювати прогнозовані показники з поточними, а також враховувати попередні дані експлуатації СТО.

Результати дослідження впроваджені та знайшли практичне застосування в ТОВ НВП «Машинобудування» (м. Дніпро) при розробленні методу та структури системи діагностування теплотехнічного обладнання, що базується на технології

«розумних мереж» Smart Grid (акт від 22.11.2016), при розробленні математичних моделей добору діагностичних ознак конструктивних елементів теплоенергетичних об’єктів та створенні структури вимірювального модуля системи діагностування теплоенергетичного обладнання (акт від 23.11.2017).

Ключові слова: інформаційно-вимірювальна система, діагностування, теплоенергетичне обладнання, нейронні мережі, машинне навчання, метрологічне оцінювання.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Наукові праці, у яких опубліковано основні наукові результати дисертації:

1. Бабак, В.П., Запорожець, А.О., & Свердлова, А.Д. (2016). Технологія Smart Grid в системах моніторингу об’єктів теплоенергетики. *Промислова теплотехніка, ISSN 0204–3602, 38*(6), 71–81. https://doi.org/10.31472/ihe.6.2016.10

2. Бабак, В.П., Запорожец, А.А., & Свердлова, А.Д. (2016). Диагностика технического состояния объектов теплоэнергетики на базе распределенных вычислительных инфраструктур. *Научные известия НТСМ Болгарской академии наук, ISSN 1310–3946, 187*(1), 85–89.

3. Запорожець, А.О., & Свердлова, А.Д. (2017). Особенности применения технологии Smart Grid в системах мониторинга и диагностирования теплоэнергетических объектов. *Техническая диагностика и неразрушающий контроль, ISSN 0235–3474, 2*, 33–41. Doi: 10.15407/tdnk2017.02.05

4. Babak, V., Babak, S., Zaporozhets, A., & Sverdlova, A. (2019). Method of Statistical Spline Functions for Solving Problems of Data Approx-imation and Prediction of Objects State. In D. Luengo, S. Subbotin, P. Arras, Y. Bodyanskiy, K. Henke, I. Izonin, V. Levashenko, V. Lytvynenko, A. Parkhomenko, A. Pester, N. Shakhovska, A. Sharpanskykh, G. Tabunshchyk, C. Wolff, H.-D. Wuttke, & E. Zaitseva, Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019) (pp. 810–821). CEUR Workshop Proceedings, ISSN 1613–0073, Vol. 2353. **SCOPUS**

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

5. Запорожець, А.О., & Свердлова, А.Д. (2016). Розроблення ієрархічної системи діагностування теплоенергетичного обладнання. Збірник доповідей 8-ї Національної науково-технічної конференції «Неруйнівний контроль та технічна діагностика – UkrNDT-2016». (с. 152–157). Київ, 22–25 листопада.

6. Запорожець, А.О., & Свердлова, А.Д. (2017). Особливості застосування машинного навчання в системах діагностики енергетичних об'єктів. Тези доповідей X Міжнародної конференції «Проблеми теплофізики та теплоенергетики», Київ, 23–26 травня.

7. Запорожець, А.О., & Свердлова, А.Д. (2018). Розроблення вимірювальних модулів ієрархічної системи діагностування енергетичного обладнання на базі Smart Grid технологій. Збірник тез науково-технічної конференції молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. ГЄ Пухова НАН України (до 100-річчя Національної академії наук України). (с. 65–66). Київ, 16 травня.

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації:

8. Запорожець, А.О., Редько, А.А., & Свердлова, А.Д. (2016). Разработка многоуровневой системы диагностики теплотехнического оборудования. *Мультидисциплинарный научный журнал «Архивариус», 13*(1), 89–94.

9. Запорожець, А.О., & Свердлова, А.Д. (2017). Аналіз методів діагностування теплоенергетичних об'єктів. *Наукоємні технології, 35*(3), 259–265. doi: 10.18372/2310–5461.35.11846

10. Свердлова, А.Д. (2019). Особенности mesh-сети для диагностирования энергетического оборудования на базе мультисенсорных систем, *Мультидисциплинарный научный журнал «Архивариус». 7*(1), 85–91.

11. Eremenko, V., Zaporozhets, A., & Sverdlova A. (2019) Application of the Hilbert transform in diagnosis using the impedance method. *IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)*, 764–769.

SUMMARY

Sverdlova A. Information and measurement system for diagnosing complex thermal power facilities using retrospective information. – Qualifying scientific work on the basis of handwriting.

Thesis for a PhD degree on a specialty 152 «Metrology and information-measuring techniques». – Institute of Technical Thermophysics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2020.

In the dissertation the following new scientific results are obtained:

1. Models of vector random processes that describe the dynamics of information fields at fixed spatial coordinates that describe processes in complex thermal power objects have been developed further. This made determining the basic parameters for diagnosing elements of complex thermal power facilities (CTPF) and to substantiate the general requirements for diagnostic systems possible.

2. Methods for predicting anomalous complex heat and power facility states using in-depth learning algorithms with LSTM architecture and autocoder have been further developed, which allows to develop an accurate data-driven system that can process events thousands of discrete time steps back and remember these events.

3. For the first time, a method of diagnosing complex heat and power facility elements was substantiated, which is based on the use of current and retrospective information, which made it possible to compare the forecast indicators with the current ones, as well as take into account preliminary data on operation of CTPF.

4. For the first time, a method for predicting failures of complex heat and power facility elements in the conditions of a few anomalous deviations was developed, which made it possible to increase the probability of forecasts.

The practical significance of the results obtained in the dissertation is that for the first time developed an information-measuring system of diagnosis, which includes neural network technologies that allow to assess the current state of work, detect abnormalities,

prevent possible shutdowns, anticipate and plan measures of maintenance. In particular, a structure was developed, a module prototype of a multilevel system for diagnosing elements of CTPF was developed and experimentally tested, which may include sensors of different types, the number of which is limited only by the number of communication buses; hardware and software for a multi-level diagnostic system based on the use of wireless sensor networks were developed and use the mesh topology as the main method of communication for data transmission; 96 models (modifications of neural networks) were created for analysis of current and retrospective data on boiler surface temperature, each model was analyzed at different signal parameters and statistically evaluated.

In the first section, the relevance of this area of sufficiency and the choice of the topic of the dissertation, formulated the purpose and tasks of the research, the scientific novelty and the practical significance of the results obtained, the link with the scientific programs, the personal contribution of the applicant, the state of publications and the approbation of the results of the dissertation research, information on their implementation and the structure of work were showed on the introduction.

In the dissertation work it is described that the general technical condition of boiler-house enterprises of municipal heat power is rated as unsatisfactory. Mass media on boiler room accidents in recent years and the reasons that contribute to the occurrence of defects are analyzed. Traditional methods of diagnosing complex thermal power objects and features of non-destructive testing methods are considered.

The comparative analysis of types of service of the heat power equipment is carried out in this work. The advantages of the forecasted service in comparison to the reactive or preventive one are shown. The principles of Smart Grid in the infrastructure of complex heat facilities are considered, the difference from the traditional approach to the maintenance of complex heat facilities is shown.

As the result of the analysis the purpose of the research is to improve the process of diagnosing and forecasting the technical condition of CTPF by developing models, methods and information-measuring systems for diagnosing (IMSD) the condition of thermal power facilities using current and retrospective information.

In the second section the functional scheme of the diagnostic process is proposed, which allows to specify the main direction of research, methods of information processing and technical solutions that can be used in the construction of information and measuring system of diagnosis. A general mathematical model of the dynamics of changes in time of the values of the measured quantity in the form of a vector random field at fixed spatial coordinates is proposed.

Methods of data analysis for forecasting and binary classification are studied. It is shown that the disadvantages of these methods are the lack of an official theory on the basis of which such algorithms are built.

Methods of anomaly detection are considered, modes of recognition with the supervised learning, partially with the supervision and without the supervision are described. It is shown that one of the most widely used mechanisms of realization of anomaly recognition by means of classification is neural networks.

Methods of detecting anomalies using neural networks, their advantages and disadvantages are analyzed. It is shown that the advantage of deep neural networks is the automatic selection of these important features, but this algorithm is often not effective when the training sample is large, as it takes a long time to process all its elements. The error backpropagation algorithm is not sufficient for effective deep learning due to the disappearing gradient problem. The use of neural network architecture with long short-term LSTM memory is proposed and substantiated, which allows the execution of an accurate data-driven system. The main advantage of this architecture is the ability to process events that occurred thousands of discrete time steps back, and remember these events.

The third section is devoted to the development of hardware and software components of the information and measurement system. The hierarchical structure of the system of technical diagnostics of complex thermal power objects on the basis of the concept of «smart networks». Smart Grid is proposed, the application of which allows to carry out the following: initial selection and preparation of diagnostic signals; primary mathematical processing, primary diagnostic decisions, warning of possible defects; accumulation, full-fledged processing and deep analysis of data, fast response to warnings from the lower level, making diagnostic decisions on the object as a whole, archiving of statistical data. The main

advantages of the proposed structure are: multilevel of the structure, implemented principles of Smart Grid, implementation in the form of a distributed modular complex, the ability to use both wired and wireless technologies.

The electric scheme and printed circuit board of the measuring module which can include sensors of those physical sizes which are used for diagnostics of a specific system: magnetic, vibrating, temperature, meteorological, firm particles, control of concentration of various substances, etc. is developed. A generalized structure of the measuring channel for temperature control of the boiler unit has been developed, on the basis of which the application of the K-type thermocouple module with a digital amplifier of the MAX6675ISA + T chip has been selected.

Software has been developed consisting of lower-level, upper-level software packages, data collection and registration, which allows to unify data formats and data exchange protocols for different types of sensors and communication subsystems, as well as between subsystems. The use of protocols for the creation of a self-organized network allows to present the information-measuring systems for diagnosing as a modular system that provides the addition of new and removal of obsolete modules from the system without its complete recompilation.

The fourth section is devoted to the experimental study of neural network models and IMSD. Variation of educational parameters for models of neural networks with different educational periods, number of hidden layers and neurons is formed. A training program for neural networks has been developed.

The criteria for evaluating neural network models based on the coefficient of determination are given. Validation and verification of the developed models of neural networks are carried out. Model 2C8 with a training period of 12 months, 4 hidden layers and 90 hidden neurons showed very good results and was selected as a reference model. This made it possible to predict the anomalous condition of the complex heat and power facility with a coefficient of determination of 0.965 based on the measurement of the surface temperature of thermal power equipment, which can be used as an indicator of technical condition.

The set of variations of educational parameters among the developed models and the influence of the number of hidden neurons on the efficiency of the model were analyzed. It is shown that the training period of one month is too short for the network to learn about the process. Models with a training period of four months have better forecasting characteristics, but the performance of models with a training period of 12 months differs the most. The accuracy of the models increases with the addition of two hidden layers.

According to the results of testing the developed system, it is established that the achieved percentages of detected and false positives are acceptable indicators for the use of these data in operation and during repair, reducing the duration of unscheduled equipment downtime.

Verification of the results of the experimental study of the system for forecasting equipment failures in real conditions showed an increase in the reliability of forecasting anomalous states by 9 %.

It is substantiated that metrological support of measurements with application of information-measuring system of diagnostics is based on establishment of metrological characteristics of its measuring channels. The main method of determining the metrological characteristics of measuring channels in the diagnosis of CTPF is the calculation, which includes estimates of metrological characteristics of their components.

The work further developed the method of diagnosing and prediction of the technical condition of the CTPF, which is based on the use of current and retrospective information, which allowed to compare the predicted indicators with the current ones, as well as take into account the previous data from the operation of the CTPF.

The research results are implemented and found practical application in LLC SPE «Machine Building» (Dnipro) in the development of the method and structure of the diagnostic system of heating equipment based on the technology of «smart networks» Smart Grid (acceptance act from 22.11.2016), in the development of mathematical models selection of diagnostic features of structural elements of thermal power facilities and creation of the structure of the measuring module of the system for diagnosing thermal power equipment (acceptance act of 23.11.2017).

Keywords: information-measuring systems, diagnosis, thermal power equipment, neural networks, machine learning, metrological evaluation.

LIST OF PUBLICATIONS OF THE APPLICANT

Scintific works major scientific results of the thesis are published at:

1. V. P. Babak, A. A. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Smart Grid Technology in Monitoring Systems for Thermal Power Facilities,«Industrial Heat Engineering, ISSN 0204–3602, vol. 38, No. 6, pp. 71–81, 2016., DOI: 10.31472/ihe.6.2016.10

2. V. P. Babak, A. A. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Diagnostics of the technical state of thermal power facilities based on distributed computing,«Scientific news of NTSM, ISSN 1310–3946, vol. 187, No. 1, pp. 85–89, 2016.

3. A. A. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Features of application of Smart Grid technology in monitoring and diagnostics systems of thermal power facilities,«Technical diagnostics and non-destructive testing, ISSN 0235–3474 No. 2, pp. 33–41, 2017. DOI: 10.15407/tdnk2017.02.05

4. V. Babak, S. Babak, A. Zaporozhets and A. Sverdlova, «Method of Statistical Spline Functions for Solving Problems of Data Approx-imation and Prediction of Objects State," in *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019)*, CEUR Workshop Proceedings, 2019, pp. 810–821. **SCOPUS**

Scintific works certifying approbation of the tesis material:

5. A. A. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Development of a hierarchical system for diagnosing thermal power equipment," at the 8th National Scientific and Technical Conference UkrNDT-2016, Kyiv, 2016.

6. A. A. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Features of the use of machine learning in the diagnostic systems of energy facilities," in the X International Conference «Problems of Thermophysics and Thermal Power Engineering,«Kyiv, 2017.

7. A. A. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Development of measuring modules of the hierarchical system for diagnosing energy equipment based on Smart Grid

technologies," at the Scientific and Technical Conference of Young Scientists and Specialists of the G.E. Pukhova Institute of Modeling Problems in Energy of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2018.

Scintific works that additionally reflect the scientific results of the thesis:

8. Zaporozhets, A. A. Redko and A. D. Sverdlova, «Development of a multi-level diagnostic system for thermal equipment,«Multidisciplinary scientific journal «Archivist," vol. 1, No. 13, pp. 9–13, 2016.

9. Zaporozhets and A. D. Sverdlova, «Analysis of methods for diagnosing thermal power facilities,«Science-intensive technologies, pp. 259–265, 2017. DOI: 10.18372/2310–5461.35.11846

10. Sverdlova, «Special Features of Mesh-Merezhi for the Diagnostuvannya of Energetic Possessed on the Basis of Multisensory Systems,«Multi-Disciplinary Science Magazine «Archivarius," vol. 1, No. 13, pp. 9–13, 2019.

11. V. Eremenko, A. Zaporozhets and A. Sverdlova, «Application of the Hilbert transform in diagnosis using the impedance method," in *IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology*, Kyiv, 2019.

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ 2

SUMMARY 9

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ 19

ВСТУП 20

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ДІАГНОСТУВАННЯ СКЛАДНИХ ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ 28

1.1. Об'єкти дослідження та їх загальна характеристика 29

1.2. Типи дефектів та їх зв'язок із температурними процесами 31

1.3. Огляд методів діагностування складних теплоенергетичних об'єктів ... 33

1.4. Підходи до прогнозованого обслуговування складних теплоенергетичних об'єктів 36

1.5. Огляд систем діагностування складних теплоенергетичних об'єктів..... 40

1.6. Функціональна безпека котелень в неперервних підприємствах 47

1.7. Огляд наявних робіт за напрямом дослідження 50

1.8. Принципи Smart Grid в інфраструктурі складних теплоенергетичних об'єктів 52

1.9. Постановка мети та завдання дослідження 55

1.10. Висновки до розділу 1 56

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ДІАГНОСТУВАННЯ СКЛАДНИХ ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ 58

2.1. Математичні моделі діагностування складних теплоенергетичних об'єктів 58

2.2. Методи інтелектуального аналізу даних 62

2.3. Методи виявлення аномалій за допомогою нейронних мереж 64

2.4. Типи та архітектури нейронних мереж для інформаційно вимірювальної системи діагностування 66

2.4.1. Аналіз типів нейронних мереж 66

2.4.2. Програмні системи для навчання глибоких нейронних мереж 69

2.5. Архітектура нейронної мережі для вирішення завдань діагностики складних теплоенергетичних об’єктів 70

2.6. Навчальні параметри моделей нейронних мереж 72

2.7. Висновки до розділу 2 74

РОЗДІЛ 3. ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ХАРАКТЕРИСТИК ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНОГО ОБЛАДНАННЯ 75

3.1. Узагальнена структура інформаційно-аналітичної системи 75

3.2. Ієрархічна структура системи технічного діагностування 77

3.3. Апаратна реалізація інформаційно-вимірювальної системи 80

3.4. Інформаційно-вимірювальний канал та сенсори системи 90

3.5. Платформа для проєктування системи 93

3.6. Програмне забезпечення системи 96

3.7. Висновки до розділу 3 105

РОЗДІЛ 4. ПОБУДОВА ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ 106

4.1. Навчальні параметри та критерії оцінювання моделей нейронних мереж 106

4.2. Верифікація моделі 111

4.3. Результати тестування моделей 115

4.4. Результати тестування розробленої системи діагностування 120

4.5. Розрахунок похибок вимірювального каналу температури інформаційно-вимірювальної системи 121

4.6. Висновки до розділу 4 125

ВИСНОВКИ 126

ДОДАТОК А 142

ДОДАТОК Б 143

ДОДАТОК В 144

ДОДАТОК Г 146

ДОДАТОК Д 149

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ І СКОРОЧЕНЬ

СТО – складний теплоенергетичний об’єкт;

ІВСД – інформаційно-вимірювальна система діагностування;

ОЕС – об’єднана енергетична система;

МНК – методи неруйнівного контролю;

ДПО – діагностування та прогнозоване обслуговування;

РПБ – рівень повноти безпеки;

ІАД – інтелектуальний аналіз даних;

ІАС – Інформаційно-аналітична система;

СППР – система підтримки прийняття рішення;

ВП – вимірювальні перетворювачі;

МСД – місцева система діагностування;

ЦСД – центральна система діагностування;

БУ – блок узгодження;

К – комутатор;

АЦП – аналогово-цифровий перетворювач;

БП – блок перетворення;

МК – мікроконтролер;

ЗБЗ – засоби бездротового зв’язку;

ОД – об’єкт діагностування;

ОСРЧ – операційна система реального часу;

IEC – International Electrotechnical Commission;

PFD – Probability of Failure on Demand;

PFH – Probability of Failure per Hour;

SIL – Safety Integrity Level;

LTSM – Long Short-Term Memory;

IWDG – Independent watchdog;

WWDG – Window watchdog;

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження.

Проблематика енергозбереження й ефективного використання енергоносіїв належить до кола пріоритетних питань національної безпеки України. Теплоенергетика є невіддільним складником її енергетичного сектору.

Нині понад 80 % теплоенергетичного обладнання в України виробило свій ресурс, у зв'язку з чим стає нагальною проблема створення систем контролю, діагностики та моніторингу такого обладнання. Використання таких систем, у теплоенергетиці дасть змогу вирішувати наступні завдання:

– підвищення ефективності роботи об'єктів теплоенергетики як загалом, так і їх певних ланок – генеруючих, теплових мереж, розподільчого обладнання, об'єктів теплоспоживання;

– мінімізації впливу роботи об'єктів теплоенергетики на довкілля;

– формування за даними моніторингу сигналів управління роботою цих об'єктів при виконанні завдання адаптації та оптимізації теплових процесів;

– обчислення поточних і прогнозованих характеристик і параметрів об'єктів теплоенергетики, у тому числі їх залишкового ресурсу;

– підвищення надійності та збільшення терміну роботи об'єктів теплоенергетики.

Сучасні технічні об'єкти, у тому числі й об'єкти теплоенергетики, є складними системами побудованими з різних вузлів – механічних, електричних, електронних і под., об'єднаних завданнями контролю певного технологічного процесу. Відмінними особливостями функціонування об'єктів теплоенергетики є робота в умовах нерегулярних динамічних навантажень, прикладених практично до всіх елементів його конструкції. Ці навантаження можуть виникати як внаслідок внутрішніх чинників, так і в результаті впливу працюючого поруч іншого обладнання.

У цей час велика кількість СТО (атомні та хімічні реактори, турбіни, потужні котельні, різні печі для виплавки металу і под.) оснащені автоматизованими системами контролю технологічних параметрів. У контрольованих параметрах, крім

інформації про протікання технологічних процесів, міститься й інформація про поточний стан обладнання, про появу й розвиток різних несправностей. Аналіз змін цих параметрів, що виконується після аварій, позапланових зупинок устаткування, зазвичай показує, що були ознаки несправностей, які стали причиною аварії або зупинки, задовго до самого інциденту. Отже, є принципова можливість визначення аномальних станів (несправностей) ще до того як вони спричинили аварію і, тим самим, запобігти аварії або істотно зменшити її наслідки. Такі випадки відомі будь-якому оператору, який контролює технологічні процеси СТО, але вони носять рідкісний, винятковий характер через обмеженість людських можливостей у швидкій обробці великої кількості інформації та за браком попереднього аналізу процесів у разі появи й розвитку несправностей. Автоматизовані системи збору та обробки інформації істотно розширюють як можливості оператора з визначення несправностей, так і дають змогу автоматизувати сам процес їх визначення, тобто діагностування. Для цього необхідно мати методику і відповідні їй алгоритми діагностування, що використовують інформацію від сенсорів технологічного контролю. Такого роду методики й алгоритми можуть значно підвищити ефективність діагностування СТО.

Актуальність роботи.

Для СТО в сучасних умовах, особливо актуальним є питання розроблення методів прогнозування відмов обладнання. Перспективними вбачаються методи, що ґрунтуються на інтелектуалізації систем діагностування й дають змогу здобувати прогнозні моделі на основі використання як поточних даних, що надходять у реальному часі з вимірювальної апаратури, так і ретроспективної інформації. Інтелектуалізація системи з погляду здатності до навчання дає можливість оперативно коригувати параметри моделей прогнозування за змінних умов функціонування обладнання, визначати нові терміни проведення планових ремонтів і мінімізувати простої устаткування. Обмеженням використання методів є неповнота статистичних даних про відмови, тобто коли відмови обладнання відбуваються досить рідко або взагалі відсутні.

У зв’язку з цим розроблення інформаційно-вимірювальної системи діагностування СТО з використанням поточної та ретроспективної інформації для прогнозування аномальних станів теплоенергетичного обладнання на основі методів інтелектуалізації систем діагностування в умовах вимушених відключень за штатних і нештатних ситуацій є актуальним науково-технічним завданням.

Зв’язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дисертаційна робота виконувалася відповідно до тематичних планів відділу моніторингу та оптимізації теплофізичних процесів Інституту технічної теплофізики НАН України (ІТТФ НАН України), затверджених Президією НАН України, та пов’язана з такими науково-дослідними роботами: «Розроблення багаторівневої системи технічної діагностики основного та допоміжного обладнання теплоелектростанції (№ДР 0116U006405, 2016–2018 рр.), «Розвиток науково-практичних засад моніторингу довкілля та технічного стану об’єктів теплоенергетики на базі безпілотних авіаційних комплексів» (№ДР 0117U000760, 2017–2021 рр.), «Розроблення системи моніторингу рівня шкідливих викидів ТЕС та діагностування обладнання електростанцій, що використовують відновлювані джерела енергії, на базі Smart Grid з урахуванням їх спільної роботи», (№ДР 0119U101859, 2019–2021 рр.).

Мета та завдання дослідження. Метою дисертаційного дослідження є удосконалення процесу діагностування та прогнозування технічного стану СТО за допомогою розроблення моделей, методів та інформаційно-вимірювальної системи діагностування стану теплоенергетичних об’єктів із використанням поточної та ретроспективної інформації.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Розробити моделі процесу діагностування СТО.
2. Проаналізувати наявні методи та системи діагностування СТО, як багаторівневих систем, й обґрунтувати інформаційний підхід до їх діагностування.

3. Розробити методи інформаційного забезпечення прогнозування аномальних станів теплоенергетичного обладнання на прикладі котельні з використанням поточної та ретроспективної інформації.

4. Розробити інформаційно-вимірювальну систему діагностування (ІВСД) з використанням поточної та ретроспективної інформації та застосуванням нейромережевих технологій для опрацювання значних обсягів даних.

5. Створити дослідний зразок вимірювального модуля ІВСД та провести його експериментальні дослідження.

6. Проаналізувати отримані результати дослідження і сформулювати рекомендації для практичного використання ІВСД.

Об'єктом дослідження є процес діагностування складних теплоенергетичних об'єктів.

Предметом дослідження є модель, методи та інформаційно-вимірювальна система діагностування технічного стану складних теплоенергетичних об'єктів.

Методи дослідження.

Для вирішення поставлених завдань у роботі використовувалися фундаментальні положення інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії машинного навчання та програмні засоби сучасних комп'ютерних технологій.

Наукова новизна одержаних результатів.

У дисертаційні вперше отримані такі нові наукові результати:

1. Набули подальшого розвитку моделі векторного випадкового процесу, що описують динаміку інформаційних полів за фіксованих просторових координат, що описують процеси в складних теплоенергетичних об'єктах. Це дало можливість визначити основні параметри діагностування елементів СТО та обґрунтувати загальні вимоги до систем діагностування.

2. Набули подальшого розвитку методи прогнозування аномальних станів СТО з використанням алгоритмів глибинного навчання рекурентної нейронної мережі та автокодувальника.

3. Уперше обґрунтовано метод діагностування елементів СТО, який базується на застосуванні поточної та ретроспективної інформації, що дало змогу порівнювати прогнозовані показники з наявними, а також враховувати попередній дані експлуатації СТО.

4. Уперше розроблено метод прогнозування відмов елементів СТО в умовах малої кількості аномальних відхилень, що дало змогу підвищити ймовірність прогнозування.

Практична цінність одержаних результатів.

Практичне значення одержаних у дисертаційній роботі результатів полягає в наступному:

1. Розроблено структуру, виготовлено та експериментально перевірено дослідний зразок модулю багаторівневої системи діагностування елементів СТО, до складу якого можуть входити сенсори різних типів, кількість яких обмежена тільки числом шин зв’язку.

2. Розроблено апаратно-програмне забезпечення багаторівневої системи діагностування елементів СТО, що базується на використанні бездротових сенсорних мереж, та використовує mesh-топологію як основний спосіб зв’язку для передачі даних.

3. Створено 96 моделей (модифікацій нейронних мереж) для аналізу поточних та ретроспективних даних за температурою поверхні котлів. Кожна модель була проаналізована за різних параметрів сигналів та статистично оцінена, підготовлена з використанням різних параметрів та оцінена на основі графічного вивчення тенденції моделі. Параметрами моделей обиралися тривалість періоду навчання, мережева архітектура, що включає кількість прихованих нейронів і шарів, і незалежних змінних, що використовуються для прогнозування вихідної змінної.

Впровадження результатів.

Створена інформаційно-вимірювальна система діагностування складних теплоенергетичних об’єктів з урахуванням ретроспективної інформації може бути використана в різноманітних галузях промисловості у разі впровадження прогнозованого обслуговування або для покращення функціональної безпеки об’єктів.

Результати дисертаційної роботи впроваджені та знайшли практичне застосування в ТОВ НВП «Машинобудування» (м. Дніпро) при розробленні методу та структури системи діагностування теплотехнічного обладнання, що базується на технології «розумних мереж» Smart Grid (акт від 22.11.2016), при розробленні математичних моделей добору діагностичних ознак конструктивних елементів теплоенергетичних об’єктів та створенні структури вимірювального модуля системи діагностування теплоенергетичного обладнання (акт від 23.11.2017).

Особистий внесок здобувача.

Авторкою отримано основні положення, які винесено на захист дисертації (обґрунтовано застосування прогнозованого підходу до обслуговування складних теплоенергетичних об’єктів; обґрунтовано та розроблено архітектуру нейронної мережі для виявлення аномалій у ретроспективних даних; проведено експериментальне дослідження розробленої нейронної мережі та інформаційно-вимірювальної системи). Самостійно розроблено схему електричну, друковану плату та вимірювальні модулі інформаційно-вимірювальної системи діагностування, програмне забезпечення нижнього та верхнього рівнів.

У наукових роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачем особисто зроблено наступне: [1] – аналітичне дослідження підходів до обслуговування теплоенергетичного обладнання й забезпечення його надійності, встановлено переваги Smart Grid підходу перед традиційним підходом; [2] – розроблення структури нового типу інформаційно-аналітичних систем для діагностики теплотехнічного обладнання, що базується на аналізі ретроспективної інформації з використанням розподілених обчислювальних інфраструктур; [3] – розроблення

функціональної схеми багаторівневої системи діагностики теплоенергетичного обладнання з можливістю використання дротяних і бездротових каналів передачі інформації; [4] – аналітичне дослідження вибору параметрів сплайн-фрагментів для побудови адекватної математичної моделі; [5] – розроблення узагальненої структури інтелектуальної розподіленої багаторівневої системи моніторингу й діагностики теплоенергетичного обладнання, яка узгоджується з принципами концепції «розумних мереж» Smart Grid; [6] – обґрунтовано можливість застосування та переваги технології IoT для врахування ступеня критичності аномальних станів; [7] – розроблення та експериментальне дослідження вимірювальних модулів ієрархічної системи діагностування та функціональної схеми взаємозв'язків на базі mesh-мережі; [8] – дослідження основних видів джерел і сигналів, що виникають у процесі експлуатації об'єктів теплоенергетики та їх інформаційних параметрів; [9] – аналітичний огляд руйнівних та неруйнівних методів діагностування теплоенергетичних об'єктів, встановлено переваги та особливості методів неруйнівного контролю; [10] – аналіз літературних джерел щодо використання перетворення Гілберта для визначення зміни в часі, у межах одного радіоімпульсу, частоти та фази сигналу для систем діагностування теплоенергетичного обладнання.

Апробація результатів дисертації.

Основні положення дисертаційної роботи були представлені на таких конференціях:

– Національна науково-технічна конференція «Неруйнівний контроль та технічна діагностика – UkrNDT-2016», м. Київ, 2016 р.;

– Міжнародна конференція «Проблеми теплофізики та теплоенергетики», м. Київ, 2017 р.;

– Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України, м. Київ, 2018 р.;

– IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO-2019), Kyiv, 2019;

– International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019), Zaporizhzhia, 2019.

Проміжні результати досліджень доповідалися та обговорювалися на наукових семінарах відділу ІТТФ НАН України.

Публікації.

Основні положення й результати роботи викладено в 10 друкованих працях, з них 4 статті – у наукових фахових виданнях України, 1 стаття – у закордонних виданнях, 1 стаття – у виданні, що входить до міжнародної наукометричної бази даних SCOPUS, 4 тез доповідей на Міжнародних та Всеукраїнських науково-технічних конференціях, подано заявку на патент «Модульна сенсорна платформа» (№a201810230).

Структура та обсяг дисертації.

Дисертація містить вступ, чотири розділи, загальні висновки по роботі, список використаних джерел із 133 найменувань, 5 додатків. Дисертаційна робота викладена на 156 сторінках, основний зміст роботи становить 121 сторінку друкованого тексту, у тому числі 53 рисунка і 23 таблиць.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ДІАГНОСТУВАННЯ СКЛАДНИХ ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

Сучасний етап розвитку технологій характеризується суттєвим збільшенням інформаційного обміну між усіма елементами складних теплоенергетичних об'єктів на всіх ієрархічних рівнях [11] З'являється необхідність у формуванні цілісної багаторівневої системи керування, яка забезпечує високий рівень автоматизації та надійності СТО [12]. Водночас важливе місце посідає отримання актуальної інформації про фактичний стан кожного елемента СТО та обмін цією інформацією між багатьма учасниками, що в сукупності забезпечує підвищення надійності загалом [13].

Отже, одним із ключових завдань на сьогодні є розроблення методів та технічних засобів моніторингу стану та технічного діагностування [14, 15] які б здійснювали глибоку діагностику стану певних елементів СТО в реальному часу, забезпечували узагальнення такої діагностичної інформації, виділення з великого масиву даних тієї інформації, що є критичною для системи загалом, та передачу її на вищий рівень ієрархії.

Реалізувати поставлену мету можна за допомогою створення інтелектуальної розподіленої багаторівневої системи моніторингу стану та діагностики СТО, основними принципами побудови якої є:

– децентралізація обчислювальних ресурсів із метою забезпечення необхідної частоти вимірювання й обробки діагностичних сигналів на конкретних електроенергетичних пристроях;

– об'єднання діагностичної інформації за ієрархічним принципом;

– класифікація діагностичної інформації за ступенем критичності для оптимізації інформаційних потоків між ієрархічними рівнями системи.

Впровадження такої системи дасть можливість забезпечити точне та своєчасне виявлення дефектів усіх критичних елементів СТО використовуючи постійне глибоке діагностування їхнього стану; своєчасне інформування обслуговуючого персоналу про місце та різновид дефекту; передачу узагальненої інформації про фактичний стан

об’єкту діагностування на вищий рівень ієрархії для швидкого реагування. У кінцевому результаті це дасть можливість підвищити надійність роботи СТО загалом [14, 16].

Тому цей розділ присвячений аналізу СТО, методів та засобів, сучасному розвитку та практичному застосуванню систем діагностики, що дає змогу визначити перспективні напрями подальшого розвитку ІВСД.

1.1. Об’єкти дослідження та їх загальна характеристика

У 2011 році Україна стала повноправним членом європейського Енергетичного товариства і взяла на себе зобов’язання щодо реалізації відповідних рішень Євросоюзу в енергетиці: розроблення та приведення до європейських вимог нормативно-правової бази, створення інтегрованого енергоринку та законодавства для посилення енергетичної безпеки, залучення інвестицій, покращення екології тощо.

Енергетика України є основою розвитку галузей економіки країни щодо забезпечення їх надійним і якісним електро- та теплопостачанням.

Загальна встановлена потужність електричних станцій об’єднаної енергетичної системи (ОЕС) України на кінець 2019 року (без енергогенеруючих об’єктів Кримської електроенергетичної системи та неконтрольованої території Донбаської електроенергетичної системи) складає 49.7 ГВт (рис.1.1).

В [17] загальний технічний стан котелень підприємств комунальної теплоенергетики оцінюється, як незадовільний, відзначається, що термін експлуатації 57 % котелень перевищує 30 років. В роботі [19] проведено оцінювання стану місцевих котелень [18]: на підставі даних Держкомстату України, згідно з якими в комунальній 12 теплоенергетиці експлуатується 26430 котелень, загальний технічний стан обладнання яких є критичним. Із 64726 встановлених котлів 14331 (22,2 %) експлуатуються понад 20 років і працюють із ККД < 82 %.

Наведені дані показують, що значна частина котельного обладнання всіх трьох типів джерел теплопостачання щодо економічності не відповідає сучасним вимогам і потребує або заміни, або модернізації.

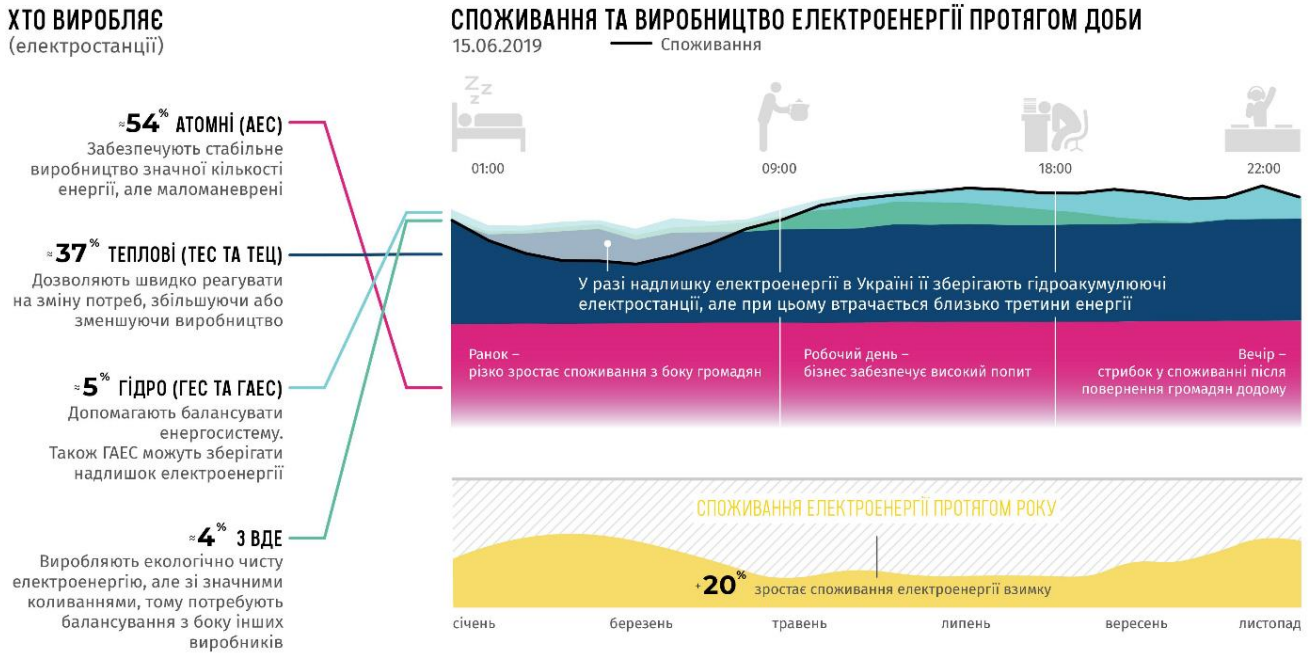


Рис.1.1. Виробництво та споживання електроенергії [19]

Структура генеруючих потужностей ОЕС України з погляду забезпечення ефективного регулювання частоти й потужності в енергосистемі є вкрай неоптимальною, що обумовлено наступним:

– значною часткою АЕС, які, згідно з технологічним регламентом їх експлуатації, використовуються для покриття базової частини графіку споживання та не залучаються до добового регулювання;

– низькою маневреністю енергоблоків ТЕС, які працюють на твердому паливі внаслідок зносу і старіння обладнання;

– нерегульованим і змінним режимом роботи генеруючих потужностей, що виробляють електроенергію з використанням альтернативних джерел, що посилюється браком засобів та підходів до надійного прогнозу режимів їх генерації.

Отже, з урахуванням зазначених проблем, можна зробити висновок, що наявні в енергосистемі генеруючі джерела фактично перебувають в стадії вичерпання фізичних можливостей для забезпечення добового регулювання та раціональних режимів роботи електростанцій, тому вже найближчим часом необхідне введення нових високоманеврених потужностей.

1.2. Типи дефектів та їх зв’язок із температурними процесами

Проблема надійності завжди займає центральне місце у функціонуванні та плануванні розвитку енергетичних систем і електростанцій. Це визначається високою залежністю нормальної життєдіяльності значної кількості людей і інших споживачів від надійності енергопостачання. Порушення в роботі СТО призводить до величезного матеріального збитку, у низці випадків має масштабів національного лиха.

Було проаналізовано новинні канали (такі як «ТСН», «Цензор», «Уніан» та ін.) на предмет аварій котелень за 2016–2020 роки. Результати наведені в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1. Аварії котелень за 2016–2020 роки

Дата	Місто	Постраждали, загинули	Причина
01.16	Димитров	постраждали – 2	Незазначена
11.16	Яготин	постраждали – 2, загинули – 1	Незазначена
11.16	Кругляковка	постраждали – 2	Під час експлуатації котельні в результаті розгерметизації котла на твердому паливі (на вугіллі), але неспрацювання його автоматики, стався вибух
03.17	Сосниця		Незазначена
12.18	Одеса	загинули – 1	Незазначена
04.19	Луцьк		Застаріле обладнання та помилка працівників
04.19	Сіверськодонецьк	постраждали – 1	Під час ремонту проточного водонагрівача той вибухнув, у результаті чого одна з частин котла поцілила слюсару-ремонтнику в голову
06.19	с. Неліпино	постраждали – 2	Незазначена
10.19	Миколаїв	постраждали – 2	Незазначена
11.19	Луцьк	постраждали – 2, загинули – 2	Незазначена
12.19	Київ		Незазначена
12.19	Славута	постраждали – 2	Порушення в системі циркуляції води котла
02.20	с. Іванівка		Технічний збій у роботі обладнання

До того ж здебільшого неможливо заздалегідь визначити однозначні наслідки будь-якої незначної відмови.

Рис.1.2. Аварії теплоенергетичного обладнання

Конструктивні елементи енергетичних об’єктів піддаються експлуатаційній деградації. Усе це є джерелом зниження ефективності роботи цих об’єктів та відмов (таблиця 1.2). Встановлено, що проблема надійності займає центральне місце у функціонуванні теплоенергетичних систем.

Таблиця 1.2. Дані щодо пошкоджень теплоенергетичного обладнання

Устаткування	Частка відмов,%
Поверхні нагрівання	79,2
Допоміжне обладнання	3,5
Паливоподача, газопроводи	2,0
Регенеративні підігрівачі повітря	0,1
Обмурівка	0,3
Арматура	4,9
Автоматика	7,4
Інші	2,6

Проаналізовано причини [20] що сприяють виникненню дефектів та їх основні типи на етапі експлуатації, визначено умови, які обмежують вірогідність діагностування, а саме:

– зношеність обладнання, старіння ізоляції;

– помилки проєктування та недоліки конструкції обладнання;

– заводські дефекти вузлів, деталей, агрегатів; дефекти будівництва, монтажу та налагодження;

– дефекти, що виникають під час проведення ремонтних робіт;

– невідповідність умов роботи обладнання проєктним (розрахунковим) режимам експлуатації;

– помилки чергового, ремонтного, керівного персоналу та порушення виробничих інструкцій і регламентів;

– обмежена інформація щодо видів зв’язків між діагностичними ознаками та дефектністю елементів теплоенергетичного обладнання;

– обмеженість або брак бібліотеки образів дефектів, що використовуються для навчання систем діагностики;

– інформаційні характеристики й параметри є випадковими функціями, мають різну діагностичну цінність та можуть бути взаємозалежними;

– методи добору діагностичних ознак та вирішальні правила не враховують відмінності розподілів ознак від гауссового;

– брак стохастичних моделей процесу діагностування, які дають змогу обґрунтовувати вибір методів опрацювання інформаційних сигналів, методів виділення діагностичних ознак та прийняття діагностичних рішень.

Констатовано, що безвідмовність, довговічність, готовність та інші показники надійності залежать від характеру та інтенсивності процесів горіння, теплообміну, корозії, відкладень на внутрішніх стінках елементів теплоенергетичного обладнання, змін властивостей металів. Найбільш часто неполадки відбуваються на водяних економайзерах, топкових екранах, пароперегрівачах.

1.3. Огляд методів діагностування складних теплоенергетичних об’єктів

Основними цілями діагностики СТО є виявлення пошкоджень або дефектів, оцінювання доцільності подальшої експлуатації обладнання, оптимізація режимів експлуатації, організація обслуговування та ремонту устаткування.

Методи діагностики СТО можна розділити на три основні групи: руйнівний контроль, пошкоджувальний контроль та неруйнівний контроль.

Основною відмінністю та безумовною перевагою неруйнівного контролю є можливість не зупиняти роботу обладнання та не порушувати його цілісність. Також до переваг методів неруйнівного контролю (МНК) можна віднести можливості автоматизації процесу контролю та виконування контролю в умовах експлуатації обладнання, що збільшує швидкість контролю, підвищує надійність та зменшує вартість (таблиця 1.3).

Таблиця 1.3. Особливості методів НК, дефектів та недоліків

Метод неруйнівного контролю	Дефекти що виявляються даним методом неруйнівного контролю	Недоліки методу
Візуально-вимірювальний	Дефекти на поверхні об’єкта розміром від 0,1 мм та більше.	Низька здатність виявлення дрібних поверхневих дефектів. Рівень виявлення дефектів приладами залежить від суб’єктивних чинників.
Магнітопорошковий	Діагностика об’єктів, виготовлених зі сталей феромагнітного типу: поверхневі та підповерхневі (2–3мм) дефекти з протяжністю від 0,5 мм та розкриттям завширшки від 2 мкм. Можливе застосування для неруйнівного контролю з немагнітним покриттям (кадмій, хром та т.д.). Покриття з товщиною до 20 мкм практично не впливають на коректність контролю та виявленість дефектів.	Неможливий магнітопорошковий контроль елементів і конструкцій із неферомагнітних сталей, якщо на їх поверхні немає зони необхідної для нанесення індикаторних матеріалів і намагнічування, або виробів зі структурними неоднорідностями та/або різкими змінами площі поперечного перерізу за наявністю несуцільностей із площиною розкриття що не збігається з напрямком магнітного поля, або складової з ним кут у 30 градусів і менше.
Капілярний	Дефекти поверхневого та наскрізного типу з розкриттям приблизно 1 мкм.	З допомогою приладів цей метод неруйнівного контролю може виявляти лише вихідні на поверхню або наскрізні дефекти без визначення їх точної глибини. Складність механізації та автоматизації реалізації методу. Необхідність ретельної обробки поверхні контрольованого об’єкта
Ультразвуковий	Підходить для неруйнівного контролю	Поверхня об’єкта мусить бути підготовлена для введення ультразвуку, а в разі зварних з’єднань – необхідна

	виробів з металів і неметалів. Дає змогу виявляти всі різновиди дефектів в основному матеріалі, зварних швах, біляшовних зонах. Висока швидкість, продуктивність контролю за низької вартості та безпеки для людини. Мобільність ультразвукового дефектоскопа.	підготовка й напрямів шорсткості (вони мусять бути перпендикулярними шву). Необхідно застосування контактних рідин (вода, клейстер, мастило). Причому, у разі діагностики вертикальних або сильно нахилених поверхонь ці контактні рідини мусять мати певну густоту. Застосування «притертих» перетворювачів (з радіусом кривизни підошви R, рівним 0,9–1,1 R радіусу контрольованого об'єкта), непридатних у такому вигляді для діагностики плоских поверхонь. Прилади цього методу неруйнівного контролю не дають змогу відповісти на питання про розміри виявленого дефекту, вимірюючи лише його відбивну здатність у напрямку приймача (в той час, як ця величина корелює не для всіх видів дефектів). Не дає змогу контролювати з'єднання, у яких обидва елементи ковані, литі, або штамповані; кутові похилі (з відхиленням від паралельності понад 10 градусів) зварні з'єднання трубчастих елементів між собою або з іншими елементами, а також метали з крупнозернистою структурою, виробу малих розмірів і складної форми.
Радіаційний	Внутрішні дефекти зварних з'єднань (тріщини, непровари, пори, шлакові включення)	Низьке виявлення поверхневих дефектів Метод неруйнівного контролю не дає змоги виявляти включення й пори з діаметром поперечного перерізу, тріщини й непровари з площиною розкриття що не збігається з напрямком просвічування У разі застосування відповідних приладів необхідно забезпечення радіаційної безпеки персоналу
Тепловий	Виявлення місць прохідності теплоносіїв, протікання, порушень ізоляційних покриттів, ділянок нагріву електричних контактів	Залежність коректності вимірювань від довкілля й погодних умов
Течопошуку	Знаходження течі	Виявлення лише дефектів наскрізного типу

Акустико-емісійний	Виявляє поверхневі та внутрішні дефекти, у тому числі дефекти, що перебувають ще тільки в стадії розвитку (від десятих часток міліметра). Завдяки цьому є змога проводити класифікацію дефектів, у тому числі за ступенем їх небезпеки	Досить складна технологія, яка потребує дорогого обладнання і приладів Акустико-емісійні сигнали, як правило, важко виділяються з завад Необхідність подальшої діагностики контрольованих об'єктів іншими методами
Вібродіагностичний	Виявлення й діагностика пульсації потоку технологічного середовища, коливань рухомих частин	Жорсткі додаткові вимоги до методу кріплення сенсора Залежність рівня вібрації від низки чинників Труднощі виділення вібраційного сигналу
Вихрострумовий	Виявляє поверхневі й підповерхневі (глибина -1 – 4 мм) дефекти	Застосовується тільки для діагностики виробів зі струмопровідних матеріалів
Електричний	Дає змогу проводити оцінювання цілісності ізоляцій	Передбачає необхідність контакту з об'єктом Жорсткі вимоги до чистоти поверхні об'єкту Складність автоматизації процесу неруйнівного контролю Залежність коректності результатів вимірювань від стану довкілля

1.4. Підходи до прогнозованого обслуговування складних теплоенергетичних об'єктів

Вважається, що інтенсивність відмов обладнання зростає з плином часу, і виглядає це так [21]

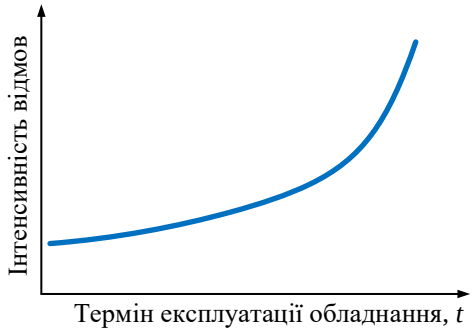


Рис.1.3. Інтенсивність відмов обладнання з плином часу

Крива на цьому графіку показує зміну інтенсивності відмов із плином часу, називається патерном відмов. Такий патерн відмов, як на наведеному вище рисунку,

характерний для простих деталей і пристроїв, відмова яких спричинена, передусім, зносом.

Однак, сучасна техніка складається не тільки з простих вузлів і агрегатів, і до її надійності починають пред’являти все більш і більш високі вимоги.

Між ймовірністю їх відмови (77–92 %) і терміном експлуатації складних об’єктів немає або майже немає взаємозв’язку. Для цих об’єктів інтенсивність відмов має постійну величину, що не змінюється з напрацюванням. З вищесказаного випливає, що для 70 % обладнання, яке має постійну ймовірність виходу з ладу, немає сенсу виконувати завдання по продовженню терміну служби, що ґрунтуються на часі, такі як обслуговування або заміна. І вигідніше ввести будь-яку форму діагностики стану обладнання.

Показано, що на відміну від профілактичного, прогнозоване обслуговування дає змогу ефективно обслуговувати пристрої та сприяє скороченню експлуатаційних витрат, використовуючи постійний моніторинг стану пристрою й надання оперативної інформації в режимі реального часу для попереджувального видавання повідомлень та запобігання можливих збоїв роботи СТО (рис.1.4).

Запропоновано використання методів прогнозованого обслуговування для визначення стану обладнання, що перебуває в експлуатації, та прогнозування терміну наступного технічного обслуговування. Ключовими чинниками вибору є термін експлуатації обладнання, підвищення безпеки, зменшення кількості аварій із негативним впливом на довкілля та оптимізація роботи із запасними частинами. Показано, що інтеграція процедур діагностування та прогнозування технічного стану в системи обслуговування СТО дає змогу:

1. Оцінювати наявний стан обладнання;
2. Вчасно виявляти аномальні стани;
3. Запобігати можливим вимушеним відключенням СТО;
4. Передбачати та планувати заходи з технічного обслуговування, що економить час та кошти.

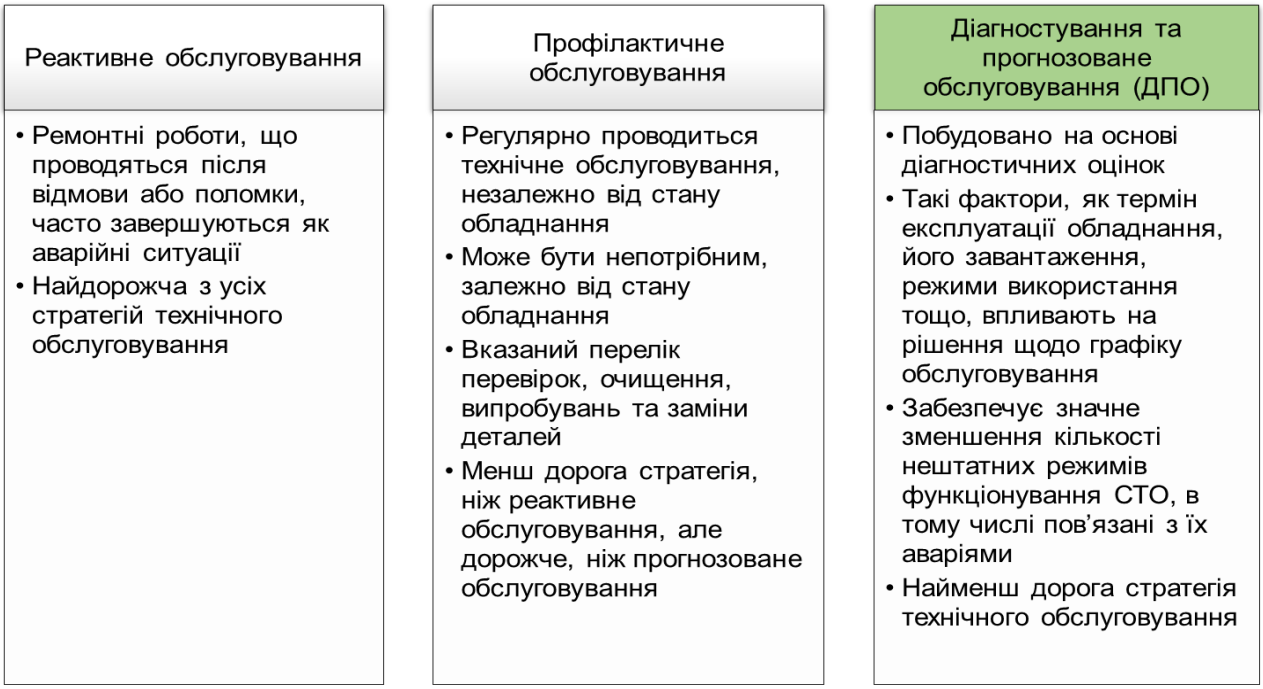


Рис.1.4. Різновиди обслуговування теплоенергетичного обладнання

Згідно з дослідженням компанії Deloitte прогнозоване обслуговування [22]

– зменшує витрати на обслуговування приблизно на 50 %;

– раптові збої в роботі обладнання зменшуються на 55 %; час на ремонт обладнання нижче на 60 %;

– скорочується інвентар запасних частин на 30 %;

– середній час напрацювання обладнання між відмовами збільшується на 30 %;

– час роботи збільшується на 30 %.

Для імплементації ДПО рекомендується така стратегія:

→ Спеціальне, реактивне усунення несправностей та/або профілактичне обслуговування. Вихідні дані системи перевіряються на вимогу.

→ Постійна і всебічна візуалізація основних параметрів процесу.

→ Негайні попередження про типові аномалії, засновані на правилах, розроблених експертами для автоматичного визначення значень сенсорів поза межами СТО. Технічне обслуговування на основі умов (прості правила, не дуже точні).

→ Негайне виявлення аномалій та невідомих подій у механізмах, що використовують ретроспективні та фактичні дані.

→ Ранні попередження з високою точністю на основі прогнозних моделей, що використовують ретроспективні дані та дані в режимі реального часу.

→ Автоматизована підтримка для виявлення та пом'якшення першопричин збоїв та покращення розуміння процесу.

Спектр аналітичних методів і технологій, затребуваних у промислових завданнях, надзвичайно широкий (рис.1.5) - від кореляційного та регресійного аналізу до машинного навчання, штучних нейронних мереж, розпізнавання образів [23] і семантичних методів [24]

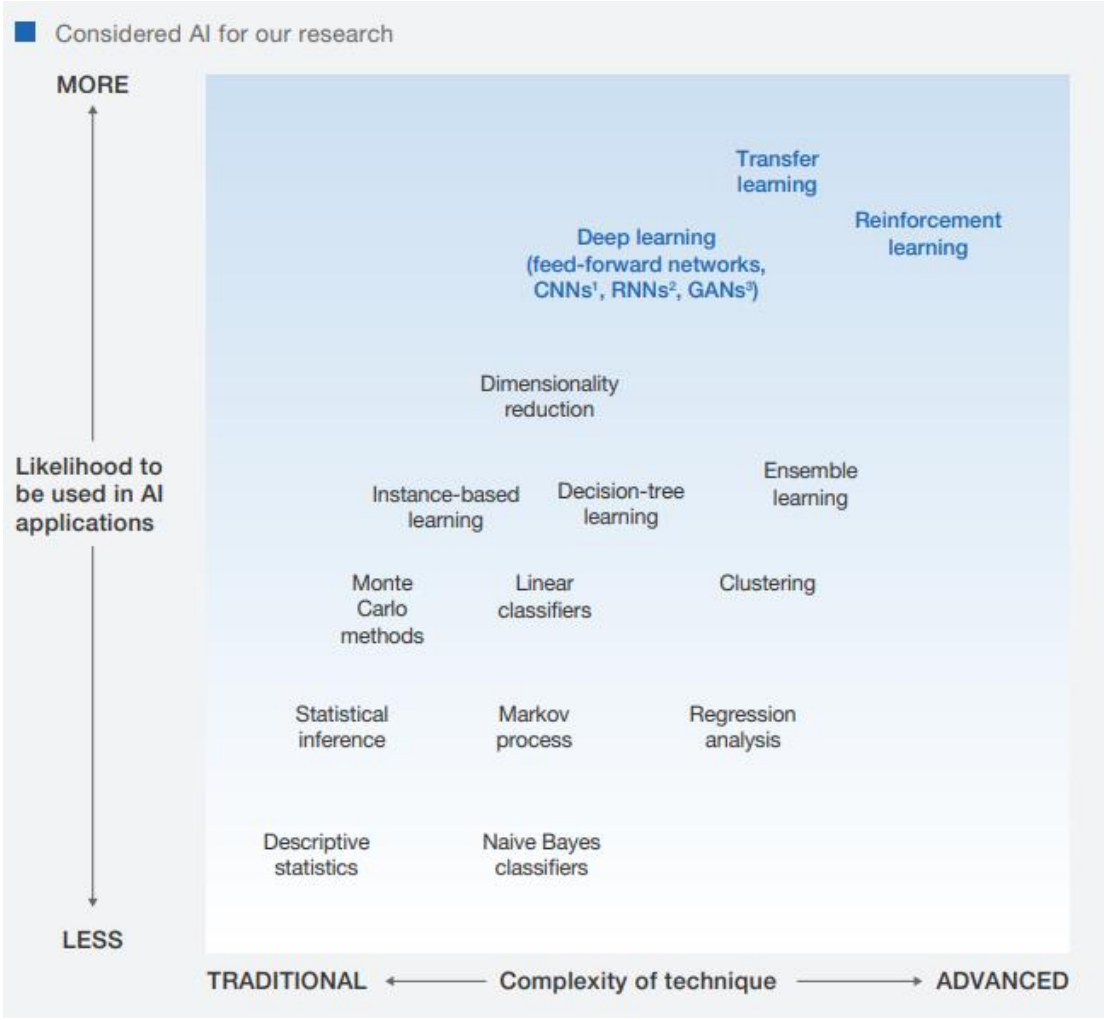


Рис.1.5. Аналітичні методи та технології для промислових застосувань [23]

Особливо треба виділити клас методів машинного навчання, що дають змогу створювати системи підтримання прийняття рішень для досягнення цілей підвищення ефективності виробництва, діагностики та прогнозування стану виробничого обладнання та інфраструктури.

1.5. Огляд систем діагностування складних теплоенергетичних об’єктів

Модернізація й подовження ресурсу СТО є актуальним завданням не тільки для України. У багатьох країнах Європи проводиться політика модернізації та подовження ресурсу до 2020 року наявних електростанцій, що працюють на традиційному паливі. Проте, ресурс встановлених на таких станціях систем контролю, діагностики, моніторингу, управління часто коротший, ніж ресурс самого СТО. Це пов’язано з часом надійної роботи електронних компонент, а також їх моральним старінням [25].

Прогнозоване обслуговування – один із провідних напрямів використання Індустріального Інтернету Речей та Промисловості 4.0. Згідно зі звітом [26], ринок прогнозного технічного обслуговування має зрости з 2,2 млрд доларів у 2017 році до 10,9 млрд доларів у 2022 році, що становить 39 % річних темпів зростання.

Стратегії прогнозованого обслуговування, що ґрунтуються на поєднанні традиційного моніторингу стану, посиленого алгоритмами аналітики, що дає змогу прогнозувати відмови машини до їх виникнення. Згідно з дослідженнями [26] IoT та досягнення в галузі аналітики сприяють прийняттю на ринку користувачів, які споживають технології на 25–30 %.

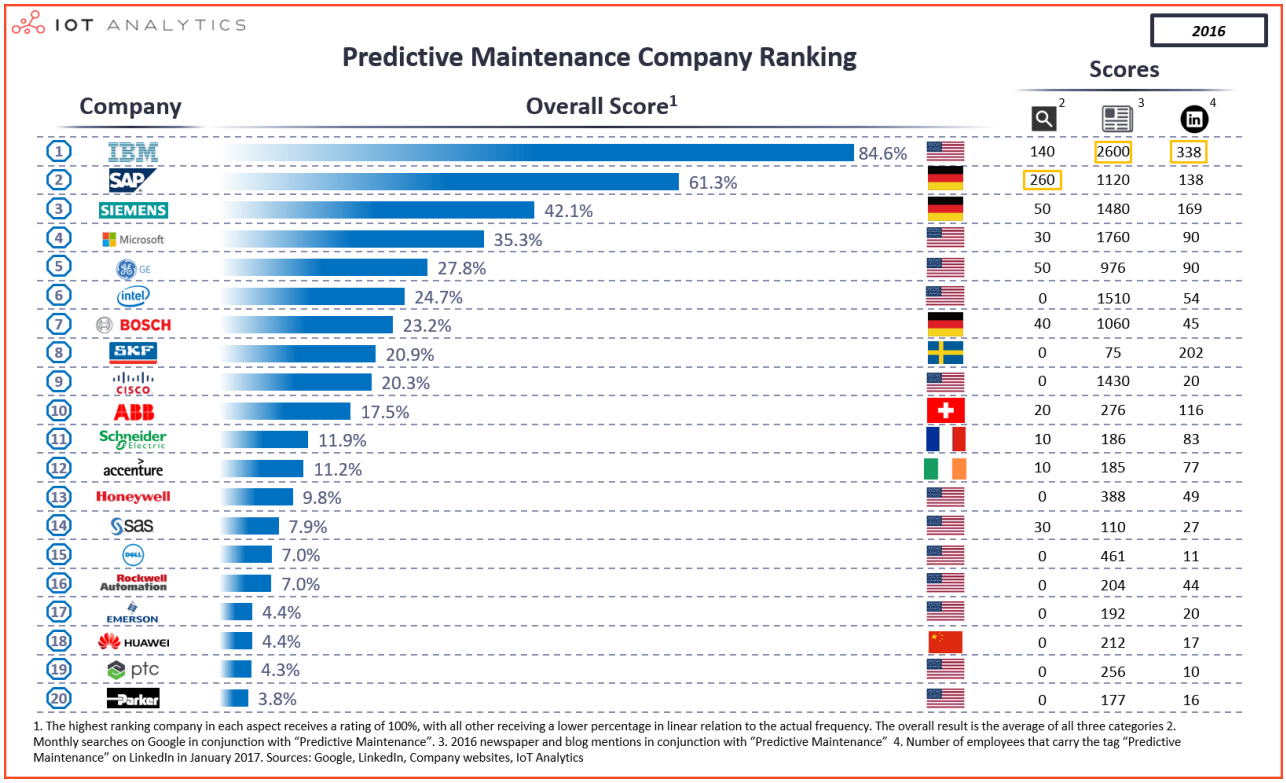


Рис.1.6. Рейтинг компаній, що пропонують рішення для прогнозованого обслуговування

Компаніями світового ринку профілактичного обслуговування є IBM (США), SAP (Німеччина), Siemens (Німеччина), Microsoft (США), GE (США). Окрім них, деякі інші компанії, які пропонують такі рішення, включають C3 IoT, Uptake, SpaceTime Insight.

– International Business Machines Corp (IBM). Maximo Asset Performance Management (APM) є ключовим сегментом набору APM від IBM. Його основна сфера полягає в тому, щоби дати можливість менеджерам із технічного обслуговування визначати та управляти ризиками надійності активів, які можуть критично вплинути на пошкодження заводу або бізнес-операцій. APM може визначати дії відповідно до прогнозного підрахунку, точних чинників, що можуть вплинути на стан активів, та забезпечити всебічне порівняння історичних чинників, що впливають на результати діяльності активів.

– SAP. SAP є ключовим гравцем прогнозного обслуговування. Завдяки своєму рішенню для інтелектуального обслуговування та обслуговування SAP пропонує глибоке розуміння історії активів та тенденцій, отже, забезпечує прогнозне технічне обслуговування та вимоги до послуг.

– Microsoft. Корпорація Microsoft розробляє, ліцензує та підтримує програмне забезпечення, послуги, пристрої та рішення у всьому світі. З допомогою Microsoft Azure компанія створює хмарну платформу для індустріальних рішень Інтернету речей (IoT), а також передбачає технічне обслуговування.

– Siemens. Завдяки своїй хмарній відкритій операційній системі IoT MindSphere платформа прогнозного навчання від Siemens пропонує ранні сповіщення про дефекти активів, що дає змогу компаніям уникати позапланових простоїв обладнання.

– General Electric (GE). Платформа Predix від GE використовувалась Enel для вивчення, прогнозування та підвищення надійності електростанції Enel. GE використовує свою вдосконалену прогнозну аналітику для моніторингу даних,

виявлення та виявлення будь-яких проблем, пов’язаних з обладнанням, та планування заходів із технічного обслуговування, щоби зменшити час простою обладнання.

– EDF Energy. EDF Energy використовує рішення Schneider EcoStruxure Maintenance Advisor, щоби заощадити понад 1 млн доларів, запобігаючи пошкодженню обладнання. Компанія також обрала програмне забезпечення для передбачуваного обслуговування компанії Emerson AMS Suite, щоби забезпечити оптимізацію стратегій технічного обслуговування на одній з електростанцій комбінованого циклу газових турбін у Вест-Бертоні, Великобританія.

– Duke Energy. Компанія Duke Energy використала технологію Avantis PRiSM від Schneider Electric, щоби заощадити понад 7,5 млн доларів завдяки ранньому виявленню тріщини в роторі турбіни. Утиліта застосувала підхід Genpact Lean Digital для вирішення передбачуваності перевитрат, а також для оптимізації активів.

– E.ON. E.ON використовує штучний інтелект для попередження про будь-які несправності або проблеми в електромережі. Це рішення було використано Schleswig-Holstein Netz, німецьким оператором мережі, що пропонує комунальні послуги, на своїх мережах середньої напруги (MB).

– American Electric Power (AEP). Центр моніторингу та діагностики (M&D) AEP допоміг провести ремонтні роботи лопатки газової турбіни до поломки. Це допомогло компанії заощадити приблизно 19 мільйонів доларів.

– Southern Company. Southern Co використовує технологію Avantis PRiSM (Predictive Analytics) компанії Schneider Electric для постійного вивчення майже 2200 моделей на газових електростанціях та електростанціях на біомасі. Це допомогло заощадити орієнтовно 4,5 мільйона доларів на ефективності роботи завдяки зменшенню витрат на реактивне обслуговування та збереженні максимальної надійності якості даних.

Ключові події:

– У березні 2019 року IBM запустила новий набір рішень IoT (промисловий Інтернет речей) для інтелектуального обслуговування, що використовує передову аналітику та технології штучного інтелекту. Рішення дає змогу мінімізувати ризик

поломок, пов’язаних із фізичними активами, включно виробничі роботи, транспортні засоби, турбіни, електричні трансформатори, ліфти та гірниче обладнання.

– У березні 2019 року компанія Oracle оголосила про запуск випуску хмарних служб Oracle IoT Asset Monitoring Release 19.1.5. У цій версії є вбудований цифровий симулятор, який може створювати моделювання датчиків активів. Симулятор можна використовувати для створення та імітації моделей даних для датчиків, пов’язаних з активом.

– У жовтні 2018 року компанія Hitachi, Ltd запустила службу інтелектуального технічного обслуговування нафтохімічних заводів з допомогою штучного інтелекту для виявлення робочих умов у режимі реального часу. Це допомагає нафтохімічним комбінатам підвищувати свою експлуатаційну ефективність та завдання з обслуговування.

– У лютому 2018 року SAP оголосив про випуск стратегії управління активами SAP Asset and Solution Management. Цей продукт покращує можливості технології SAP Leonardo IoT. SAP Asset Strategy and Performance Management – це останнє доповнення хмарних рішень для управління активами від SAP, яке включає SAP Asset Intelligence Network, SAP Predictive Engineering Insights та SAP Predictive Maintenance and Service.

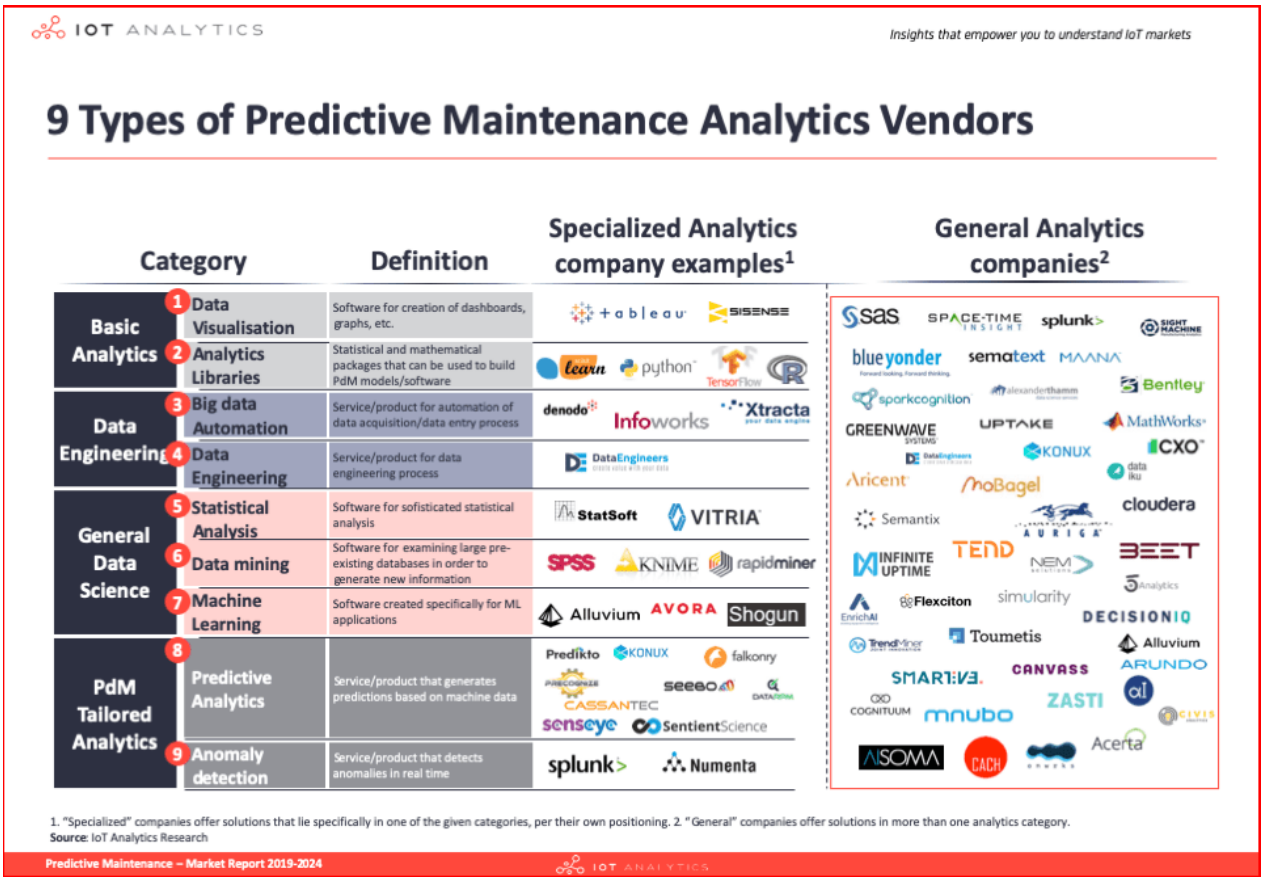


Рис.1.7. Типи аналітики для прогнозованого обслуговування [26]

Компанії «Спеціалізованої аналітики», як правило, зосереджуються на пропонуванні одного типу аналітики для прогнозованого обслуговування (наприклад, Tableau пропонує візуалізацію даних, Statsoft – статистичний аналіз), тоді як інші компанії «General Analytics» пропонують рішення в більш ніж одній категорії аналітики (наприклад, SAS пропонує автоматизовані великі дані та можливості аналізу даних, Mnubo пропонує рішення для машинного навчання та прогнозної аналітики). Здебільшого ідентифіковані аналітичні компанії із прогнозним обслуговуванням класифікуються як компанії «General Analytics», оскільки вони пропонують більше одного типу аналітики.

У багатьох випадках для рішень прогнозованого обслуговування необхідна комбінація декількох типів аналітики, а для деяких повномасштабних рішень прогнозного обслуговування може знадобитися багато або всі 9 наведених типів аналітики. Для більшості визначених аналітичних компаній «Predictive Maintenance» лише один із багатьох випадків використання, для якого вони пропонують рішення,

наприклад, Cloudera також пропонує сховище даних та хмарну службу концентратора даних, що дає змогу мігрувати локальні дані та робочі навантаження в хмару. Крім того, багато аналітичних компаній розробляють рішення, які легко інтегруються з хмарними платформами та платформами IoT, наприклад, рішення Maximo Predictive Maintenance Insights інтегрується в хмарні пропозиції IBM (IBM Cloud) та IoT (IBM Watson) для статистичного аналізу, прогнозного моделювання, аналізу даних тощо.

У таблиці 1.4 на основі аналітики [27] показано порівняння систем діагностування СТО.

Аналізуючи функціональні характеристики систем контролю й діагностики технічного стану машин та обладнання, можна зробити висновок, що здебільшого розробники прагнуть побудувати універсальну систему, яку можна застосувати для діагностики багатьох типів машин і механізмів. Подібні системи дають можливість проводити широку обробку інформаційних сигналів і даних як із використанням статистичних методів (автокореляційний і взаємно-кореляційний аналіз, оцінювання щільності розподілу, гістограмний аналіз, статистичний спектральний аналіз), так і детермінованих (метод періодограм, спектральний аналіз із використанням швидкого перетворення Фур’є (ШПФ), розрахунок власних частот, аналіз передавальних функцій конструкцій).

Таблиця 1.4. Порівняльна таблиця систем діагностування СТО

	IBM Corporation	SAP SE	Siemens AG	Запропонована система
Сильні сторони	Варіанти продукту або ліцензії (корпоративні, професійні на ін.)	Платформа	Служба підтримки	Імплементована концепція Smart Grid
	Обслуговування великих підприємств (виручка > 500 млн. дол.)	Сервіси	Наявність персонального менеджеру по роботі з клієнтами	Модульність системи
	Керувальні послуги (підтримка та обслуговування)	Програмні рішення та інструменти		Інтелектуальний аналіз ретроспективних та поточних даних
Запропонована платформа/рішення	4.1	3.25	2.4	✔
Обслуговування малих та середніх підприємств (дохід < 100 млн. дол.)	4.1	3.25	0.9	✔
Обслуговування великих підприємств (виручка > 500 млн. дол.)	5	3.25	2.35	✔
Варіанти продукту або ліцензії	5	5	1.3	✔
Запропоновані функції				
Керування пристроєм	4.95	4.95	0	–
Керування додатком	4.95	4.95	0	✔
Керування підключенням	4.95	4.95	4.95	–
Аналітика потокових даних в реальному часі	4.95	4.95	4.95	✔
Керування даними	4.95	4.95	0	✔
Віддалений моніторинг та віддалене налаштування	4.95	4.95	4.95	✔
Керування пропускною здатністю мережі	4.95	4.95	0	–
Інфрачервоний термографічний аналіз	5	4,95	–	–
Ультразвуковий аналіз	5	4,95	–	–
Аналіз вібрацій	5	4,95	–	–
Аналіз масла	5	4,95	–	–
Моніторинг стану обладнання	5	4,95	–	✔
Обслуговувані сектори				
Виробництво	4.95	4	4.95	✔
Енергетика та комунальні послуги	4.95	1.45	4.95	✔
Транспорт та мобільність	4.95	4	4.95	✔
Охорона здоров’я	4.95	4	4.95	✔
Уряд і оборона	4.95	5	4.95	✔
Інші (телекомунікації, сільське господарство, освіта, туризм і готельний бізнес)	4.95	1.45	4.95	✔

Як наслідок, основним недоліком таких систем можна назвати їхню складність, а також те, що вони призначені для використання кваліфікованим персоналом, від якого й залежить винесення рішення про технічний стан діагностичного об’єкта. Крім того, для реалізації складних алгоритмів обробки даних такі системи потребують потужних обчислювальних компонентів, а внаслідок цього вони мають велику вартість.

Перспективним напрямом розвитку засобів моніторингу стану та діагностування СТО можна вважати розроблення багаторівневих ієрархічних систем, які ґрунтуються на основних ідеях концепції «розумних мереж» (Smart Grid).

1.6. Функціональна безпека котелень в неперервних підприємствах

Стандарт IEC 61508 регламентує розрахунок якому класу повинна належати система захисту котельної. Стандарт IEC 61508 є міжнародним стандартом, виданим Міжнародною електротехнічною комісією (IEC), і його основною метою є аспекти застосування електричних, електронних і програмованих електронних систем забезпечення безпеки [28].

Основний принцип, що лежить в основі стандарту, – це допущення існування процесу, що створює загрозу безпеці або довкіллю, який може себе проявити в разі несприятливого збігу обставин. Отже, стандарт орієнтований на порушення в процесах і відмови системи (на відміну від загрози здоров’ю та безпеці людини) і дає змогу здійснювати системне управління безпекою процесів, що ґрунтується на ризиках.

Стандарт передбачає існування функцій безпеки, що знижують рівень ризику. Функції безпеки в сукупності утворюють Інструментальну систему безпеки (SIS), устрій і принцип роботи якої ґрунтується на оцінюванні та розумінні можливих ризиків.

Другорядною метою стандарту IEC 61508 є створення умов для розроблення електричних, електронних і програмованих електронних систем забезпечення безпеки для галузей, у яких бракує відповідних стандартів.

Залежно від режиму експлуатації є два способи оцінювання відмовостійкості системи безпеки. Для систем безпеки, які працюють у керованому режимі, як

правило, обчислюється «середня ймовірність відмови на вимогу» (PFD), у той час, як для систем із безперервним режимом роботи застосовується показник «ймовірність небезпечної відмови в годину» (PFH).

Заходи зниження ризику можуть включати управління процесами, вимірювальні прилади та процедури, водночас кожен їх елемент зробить свій внесок у зниження рівня залишкового ризику (рис.1.8) на відповідну йому величину PFD.

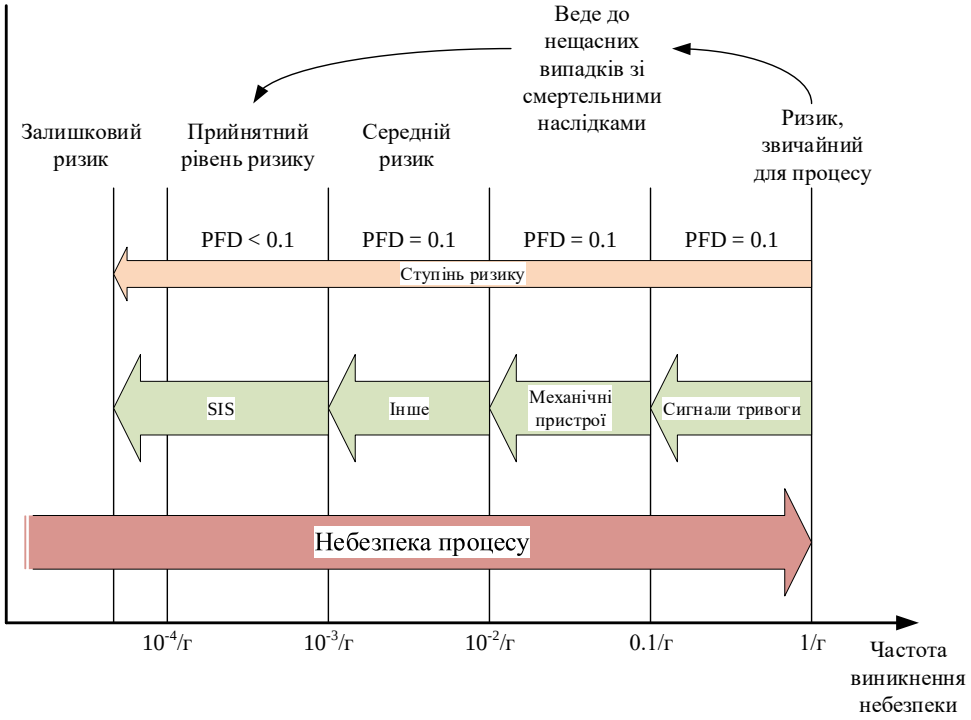


Рис.1.8. Цілі PFD [28]

Параметр SIL тісно пов’язаний із функціональною безпекою. SIL (англ. Safety Integrity Level) у перекладі з англійської означає «рівень повноти безпеки» (РПБ) і являє собою величину, яка відображає здатності системи забезпечувати функції безпеки.

Чим небезпечніше процес або обладнання, тим вище вимоги до надійності запобіжних функцій. Стандарт IEC 61508 визначає чотири рівні повноти безпеки: SIL 1, SIL 2, SIL 3 і SIL 4[28].

SIL 4 відповідає найвищим вимогам безпеки, а SIL 1 – найнижчим. Для кожного рівня визначені різні ступені ймовірності відмови, які не мусять перевищувати

здатність системи виконувати функції безпеки. Необхідний рівень SIL розраховується на основі оцінювання ризиків.

Припустимо, що 1 з 400 відмов котла призводить до розриву, витоку хімічної речовини й подальшого загоряння з ймовірністю загибелі персоналу. Це явний ризик, який треба запобігти. У такому прикладі інтенсивність відмов у всьому технологічному процесі не мусить перевищувати максимально допустимий рівень ризику для цієї небезпеки. Припустимо, що максимальна прийнятна періодичність загибелі складає 10^{-5} раз у рік (загибель третіх осіб).

Оскільки 1 з 400 відмов мусить мати ймовірність, меншу або рівну максимально прийнятному рівню ризику, можна сказати, що:

$$10^{-5} \text{ разів на рік} \geq \lambda_{\text{в}} \cdot 1/400$$

де $\lambda_{\text{в}}$ - інтенсивність відмов котла.

Отже,

$\lambda_{\text{в}} = 400 \cdot 10^{-5}$ разів на рік $= 4{,}0 \cdot 10^{-3}$ разів на рік, що відповідає рівню SIL2.

В цьому прикладі системи безпеки з безперервним режимом роботи розглядається система, яка постійно перебуває в умовах ризику, тобто використовується безперервно. Котел може відмовити в 400 разів частіше, ніж максимальна прийнятна інтенсивність відмов, оскільки лише 1 з 400 відмов може призвести до загибелі.

Припустимо, ми створили процес із котлом і вирахували інтенсивність відмов, рівну $5{,}0 \cdot 10^{-2}$ раз на рік, що перевищує необхідну величину $4{,}0 \cdot 10^{-3}$ рази в рік.

Альтернативний підхід може ґрунтуватися на допуску відмови котла при такій високій інтенсивності відмов і розробленні функції захисту для зниження частоти смертних випадків до максимально прийнятного рівня.

За такої конфігурації передбачений другий незалежний датчик температури для вимірювання температури на виході, який використовується для виключення в разі відмови процесу живлення нагрівального елементу з допомогою системи аварійної зупинки.

Можна сказати що

$$10^{-5} \text{ разів на рік} \geq \lambda_{\text{в}} \cdot PFD_T$$

де $\lambda_{\text{в}}$ - інтенсивність відмов котла, $1{,}25 \cdot 10^{-4}$ разів на рік, а PFD_T - ймовірність відмови на вимогу для відокремленого спрацьовування.

Отже,

$$PFD_T \leq (10^{-5} \text{ разів на рік})/(1{,}25 \cdot 10^{-4} \text{ разів на рік})$$

$$PFD_T \leq 0{,}08$$

що відповідає рівню повноти безпеки (РПБ) SIL1 функції безпеки з керованим режимом роботи.

Ці два приклади дозволяють спроєктувати систему котла й обладнання відповідно до РПБ SIL2 або ж допустити відмови в роботі системи котла за наявності функції захисту РПБ SIL1 з керованим режимом роботи. Обидва варіанти задовольняють вимогам щодо максимально прийнятного ризику, але розроблення функції захисту РПБ SIL1 з керованим режимом роботи економічно вигідніша, ніж розроблення системи захисту РПБ SIL2.

1.7. Огляд наявних робіт за напрямом дослідження

Проблеми моніторингу різноманітних СТО розглядаються в багатьох наукових працях [15, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35] але практично немає робіт, у яких висвітлюються загальні принципи створення систем моніторингу та діагностування в теплоенергетиці.

В останні десятиріччя для контролю й діагностування теплоенергетичного устаткування в процесі їх експлуатації важливу роль відіграють пасивні системи функціональної діагностики, джерелом інформації в яких є шумові та ритмічні сигнали, що виникають у результаті природного функціонування об’єктів. У роботі [15] проведена систематизація основних математичних моделей шумових та ритмічних сигналів. Показано, що найбільш універсальною та добре вивченою моделлю таких сигналів, що відображає фізику їх виникнення є лінійні випадкові процеси. У результаті дослідження та аналізу імовірнісних характеристик лінійних випадкових процесів встановлена доцільність та перспективність використання

діагностичних характеристик моментних і кумулятивних функцій вищих порядків та законів розподілу інформаційних сигналів.

У роботі [36] розглядаються пасивні системи діагностики, що базуються на застосуванні шумових та ритмічних сигналів та широко використовуються для контролю та визначення технічного стану об'єктів теплоенергетики.

Треба зазначити, що статистичний аналіз діагностичних сигналів у більшості сучасних пасивних систем функціональної діагностики базується на кореляційно-спектральних методах, які є вичерпними для гауссівських сигналів. Однак аналіз результатів теоретичних і експериментальних досліджень показав [15] що шумові та ритмічні сигнали, як правило, є негауссівськими випадковими процесами й часто мають рівномірну спектральну щільність. Це обмежує можливості нинішніх пасивних систем діагностики, що ґрунтуються на методах кореляційного і спектрального аналізу.

Для виконання завдання прогнозування відмов промислового обладнання запропоновано безліч моделей і методів, що відрізняються набором вхідних даних і формою представлення результатів.

У роботах [37, 38, 39, 40, 41, 42, 43] розглядаються розповсюджені методи – імовірнісні та статистичного аналізу даних. При наявності моделей формування відмов, які описують процеси відхилення від нормального функціонування та ґрунтуються на ретроспективній інформації, дані методи забезпечують достовірність прогнозу відмов обладнання.

У роботах [44, 45, 46, 47, 48] розглядаються методи, що ґрунтуються на інтелектуальному аналізі великих масивів даних. Це дає змогу витягувати з наявної ретроспективної інформації закономірності та залежності, що дає нагоду будувати прогнозні моделі на основі статистичних методів. Але даний підхід забезпечує прийнятний результат для виявлення одиночних відмов або локальних дефектів, що обмежує застосування в режимі реального часу.

Найбільш перспективними вбачаються методи, які ґрунтуються на машинному навчанні [49, 50, 51] що дає змогу будувати прогнозні моделі з використанням як ретроспективних, так і поточних даних, що надходять у реальному часі з

вимірювальної апаратури й набувати неочевидні закономірності й залежності. Здатність до навчання дає можливість оперативно коригувати параметри моделей прогнозування за змінних умов функціонування обладнання та визначати нові терміни проведення планових ремонтів, значно мінімізуючи простої устаткування.

1.8. Принципи Smart Grid в інфраструктурі складних теплоенергетичних об'єктів

Концепція Smart Grid розглядається як поєднання технологічних, організаційних та економічних рішень при побудові енергетичних систем майбутнього. У рамках цієї концепції поєднуються елементи адаптації, автоматизації, моніторингу, оптимізації на основі сучасних інформаційних, телекомунікаційних та інтернет-технологій. Це «розумні» лічильники, локальні системи моніторингу та регулювання, інтелектуальні системи обробки інформації, людино-машинні системи прийняття рішень. У США, Канаді та провідних країнах Європи концепція Smart Grid перетворилася в національні програми по створенню сучасної високотехнологічної енергетики. Головні цілі цих програм – підвищення конкурентоспроможності національної економіки, зниження енергомісткості продукції та послуг, зниження залежності від імпорту енергоресурсів, підвищення якості життя населення.

Основні ознаки мережі Smart Grid:

- надання рівня енергозабезпечення;
- стимулювання споживача до участі у функціонуванні мережі з урахуванням потреби та можливості мережі;
- організація роботи обладнання;
- здатність запобігати аваріям;
- здатність самовідновлюватися;
- вибір оптимальних варіантів функціонування;
- автоматичний вибір рішень при виникненні збоїв;
- адаптація режимів енергозабезпечення до природних умов.

Термін «Smart Grid» – це сукупність декількох технологій, спільною метою яких є автоматизація й оптимізація управління комунальними мережами. З

допомогою комп'ютеризації систем споживання комунальні служби, урядові організації та комерційні компанії, залучені у виробництві й контролі використання електрики, тепла, газу та води, сподіваються зробити контроль за споживчими системами більш точним і ефективним [52].

Концепція Smart Grid суттєво змінює вимоги до надійності обладнання теплоенергетичних мереж, а відповідно і вимоги до засобів її забезпечення (таблиця 1.5).

Таблиця 1.5. Порівняння традиційного й нового підходів до обслуговування СТО й забезпечення їх надійності [1]

У рамках традиційного підходу	У рамках концепції Smart Grid
– функціональне діагностування (постійно або періодично) лише для особливо відповідальних об'єктів – система планово-попереджувальних ремонтів – тестове діагностування (під час планових зупинок) – локальні системи діагностування, захисту та автоматики для особливо відповідальних об'єктів	– діагностування та віддалений моніторинг стану для широкого класу обладнання – обслуговування та ремонт за фактичним станом – адаптивні розподілені системи – забезпечення надійності (діагностування, моніторинг стану, самовідновлення де це можливо)

Зокрема, у рамках традиційного підходу обслуговування обладнання здійснювалося, в основному, на основі планово-попереджувальних ремонтів, а засоби технічного діагностування використовувалися для пошуку дефектів уже після виведення об'єкта з роботи.

У рамках концепції Smart Grid передбачається, що обслуговування та ремонт будуть здійснюватися за фактичним станом. Для цього значно більша частина обладнання буде охоплена системами забезпечення надійності, які будуть здійснювати постійний чи періодичний контроль його фактичного технічного стану. Крім того, самі ці системи будуть мати більше можливостей: двосторонній обмін інформацією на всіх рівнях, віддалений моніторинг стану, прогнозування відмов, планування необхідності в запасних частинах, оцінювання залишкового ресурсу,

забезпечення можливості самовідновлення обладнання (за умови відповідного резервування).

Впровадження інтелектуальної системи функціонування дасть змогу забезпечити мотивовану поведінку споживачів, оперативну зміну генеруючих потужностей, протидії аварійному управлінню, енергозбереження, надійність і якість енергозабезпечення, регулювання потоків і обсягів.

Виділяють такі групи рішень: проєктні, інвестиційні, ремонтні, сервісні. До числа певних рішень належать: управління потоками; гнучке реагування на зміни; оптимізація витрат на обслуговування; забезпечення надійності поставок; стимулювання споживачів до економії; інтеграція підсистем.

До складу блоку моніторингу входять: оцінювання стану; прогнозування очікуваного режиму; оцінювання слабких місць; оцінювання пропускних спроможностей; візуалізація очікуваного режиму; прийняття компенсуючих рішень.

У разі очікування аварійного режиму свідчення моніторингу з рекомендаціями для пристроїв регулювання, місць прикладання керуючих впливів виводяться диспетчеру. Велика кількість вимірювань (десятки в секунду)дає змогу відслідковувати динаміку змін у роботі та формувати динаміку очікувань.

Ефективність інтелектуальних енергетичних систем проявляється через:

- забезпечення балансу попиту та пропозиції в оперативному режимі;
- запобігання аварійним ситуаціям;
- зниження пікових навантажень;
- зменшення втрат у мережах;
- самовідновлення при збоях;
- підтримання якості потоків;
- адаптацію системи до збурень;
- оптимізацію режиму навантажень;
- екологічну безпеку;
- ефективне використання потужностей;
- безпеку експлуатації.

Отже, інтелектуальні енергетичні системи дають змогу використовувати досягнення інформаційних систем, автоматики, обчислювальної техніки в інтересах конкретної інфраструктури. Впровадження таких систем буде сприяти інноваційному революційного перетворення енергетичної інфраструктури.

1.9. Постановка мети та завдання дослідження

На базі проведеного аналітичного огляду стану розвитку сучасних методів діагностики СТО сформульовано мету та поставлено завдання дослідження (рис.1.9).

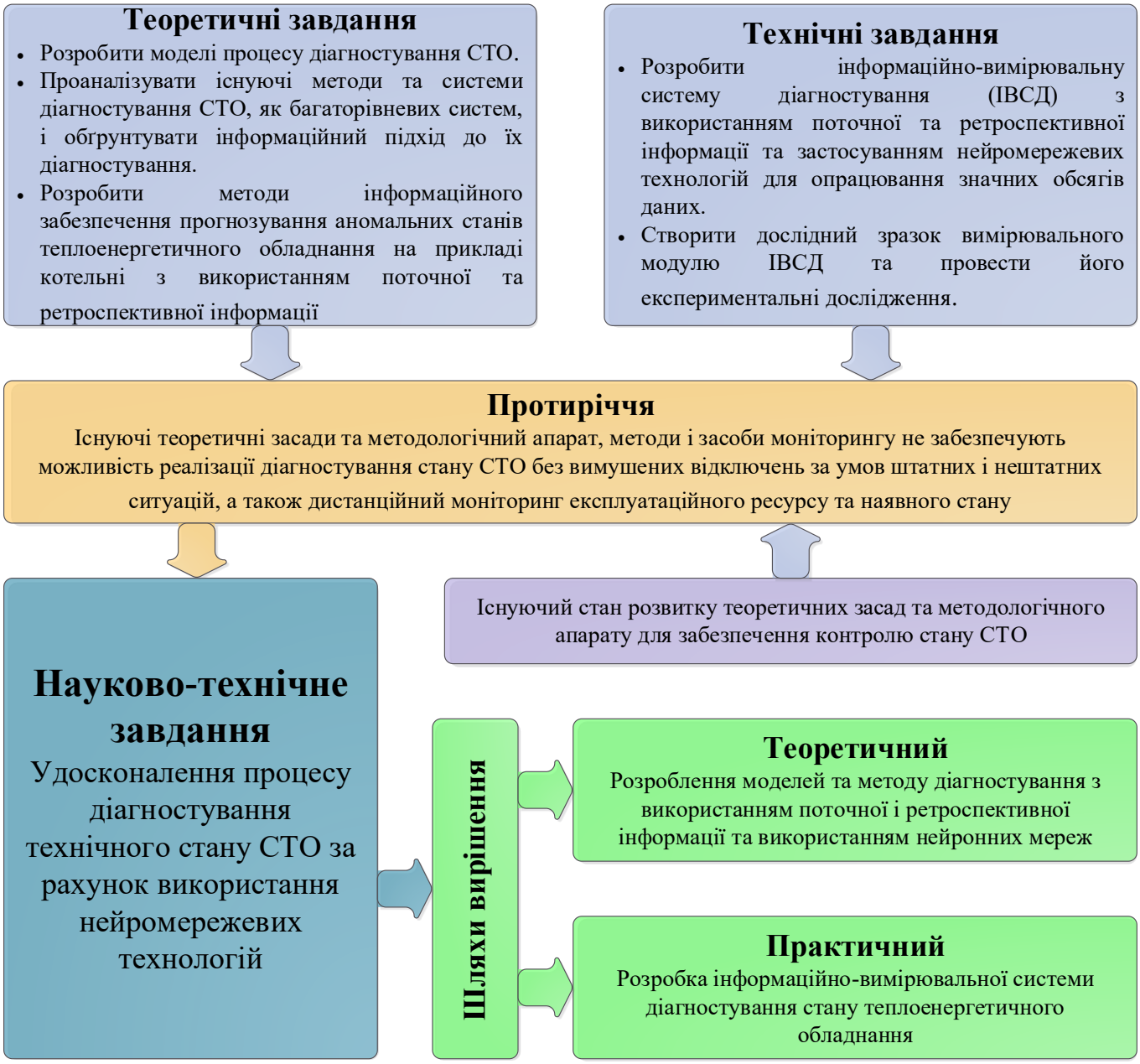


Рис.1.9. Науково-технічне завдання

Метою дисертаційного дослідження є удосконалення процесу діагностування та прогнозування технічного стану СТО за допомогою розроблення моделей, методів та інформаційно-вимірювальної системи діагностування стану теплоенергетичних об’єктів із використанням поточної та ретроспективної інформації.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Розробити моделі процесу діагностування СТО.
2. Проаналізувати наявні методи та системи діагностування СТО, як багаторівневих систем, й обґрунтувати інформаційний підхід до їх діагностування.
3. Розробити методи інформаційного забезпечення прогнозування аномальних станів теплоенергетичного обладнання на прикладі котельні з використанням поточної та ретроспективної інформації.
4. Розробити ІВСД із використанням поточної та ретроспективної інформації та застосуванням нейромережевих технологій для опрацювання значних обсягів даних.
5. Створити дослідний зразок вимірювального модуля ІВСД та провести його експериментальні дослідження.
6. Проаналізувати отримані результати дослідження і сформулювати рекомендації для практичного використання ІВСД.

1.10. Висновки до розділу 1

1. Проведено огляд складних теплоенергетичних об’єктів, їх характеристик та типів дефектів.
2. Розглянуті методи діагностування складних теплоенергетичних об’єктів, різновиди та особливості методів неруйнівного контролю.
3. Аналіз сучасних систем показав, що вони дуже складні, потребують потужних обчислювальних компонентів та обслуговування кваліфікаційним персоналом, і внаслідок цього мають велику вартість. Це визначає необхідність створенні інформаційно-вимірювальної системи діагностування з використанням ретроспективної інформації, що ґрунтується на концепції «розумних мереж».
4. Проаналізовано підходи до обслуговування складних теплоенергетичних об’єктів. Обґрунтований вибір прогнозного обслуговування.

5. На основі отриманих даних сформульовані завдання дисертаційної роботи, основним із яких є розроблення інформаційно-вимірювальної системи діагностування складних теплоенергетичних об’єктів із використанням ретроспективної інформації, з можливістю прогнозування стану досліджуваного об’єкта.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ДІАГНОСТУВАННЯ СКЛАДНИХ ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНИХ ОБ'ЄКТІВ

В цьому розділі розглянуто математичні моделі діагностування та методи аналізу даних, що можуть бути застосовані при побудові ІВСД.

Створення ІВСД базується на використанні відомих та отриманих результатів:

– дослідження складних теплоенергетичних об'єктів, фізичних процесів, що призводять до утворення дефектів;

– розвитку моделей векторного випадкового процесу, що описують динаміку інформаційних полів за фіксованих просторових координат та процеси в складних теплоенергетичних об'єктах;

– розвитку методів прогнозування аномальних станів у роботі СТО;

– розроблення сучасної ІВСД на апаратно-програмному рівні.

Вибір методу може відрізнятися в кожній конкретній ситуації на основі особливостей СТО та його структури.

Сучасні методи та засоби діагностики дають змогу отримувати велику кількість ретроспективної інформації, яка характеризує стан досліджуваного об'єкта.

Основний підхід, що використовується при аналізі ретроспективних даних на сьогодні – це використання статистичних методів, але вони потребують значних апаратних ресурсів через необхідність аналізувати багатовимірний простір ознак.

Перспективними є методи на основі нейронних мереж. У пункті 2.4. наведено детальний опис типів та архітектур нейронних мереж та обґрунтований вибір для вирішення поставлених завдань.

2.1. Математичні моделі діагностування складних теплоенергетичних об'єктів

Запропоновано функціональну структуру процесу діагностування (рис.2.1), що дає змогу конкретизувати основні напрями дослідження, методів опрацювання інформації та технічних рішень, що можуть бути використані при побудові ІВСД.

Досліджувана ділянка СТО є джерелом інформації при діагностуванні, яка формує інформаційне поле. ІВСД мусить забезпечувати декодування інформації,

отримання інформаційних сигналів та опрацювання цих сигналів. Операції кодування та опрацювання даних обумовлюються специфікою поля інформаційних характеристик та його властивостей. Використовувані методи для цих операцій визначаються особливостями та характеристиками сигналів.

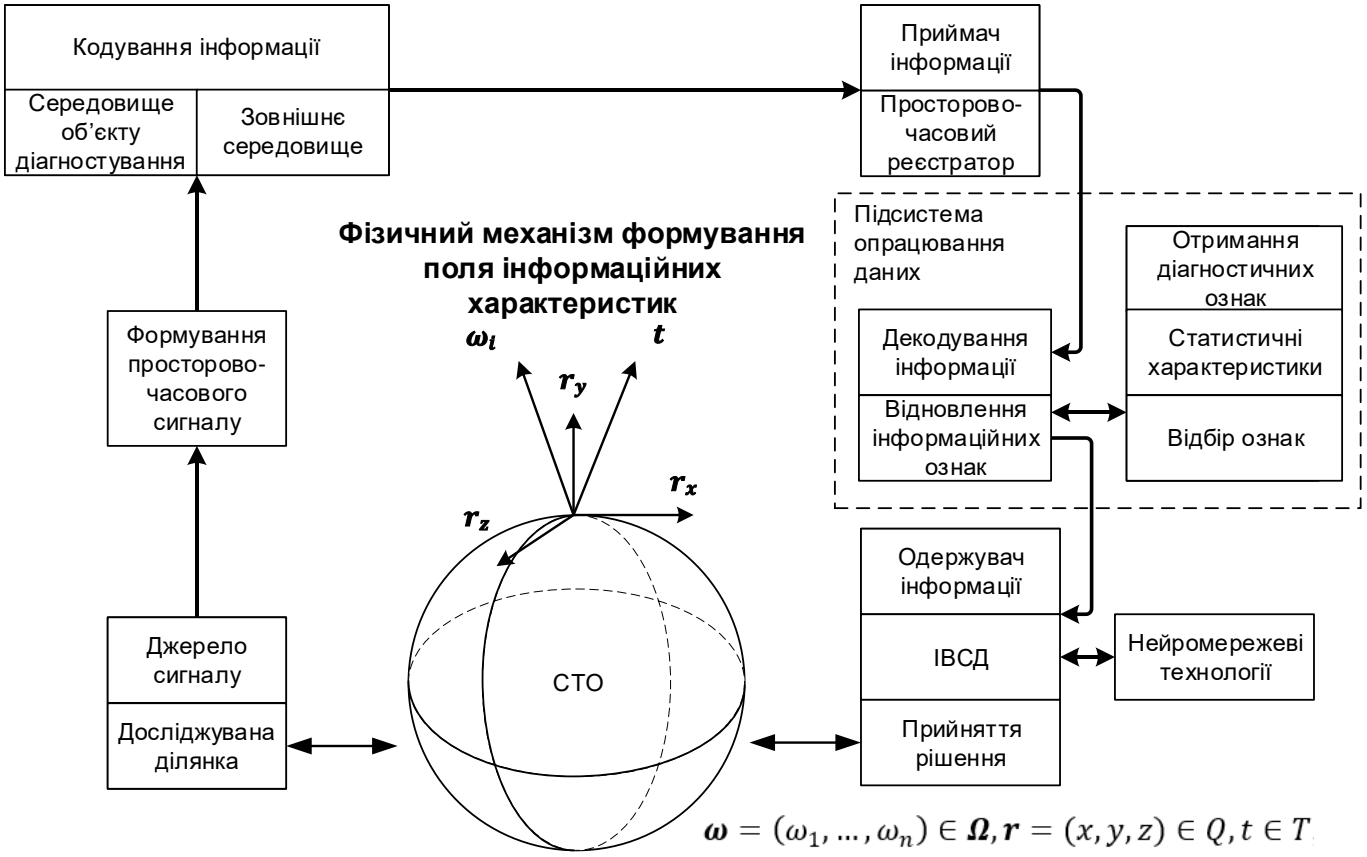


Рис.2.1. Функціональна схема процесу діагностування

Інформаційні процеси діагностування визначають структуру ІВСД, необхідні апаратні засоби, алгоритми обробки даних та архітектуру програмного забезпечення.

Одними з основних предметів дослідження при розробленні інформаційного забезпечення є фізичні та математичні моделі досліджуваних полів інформативних характеристик для:

– штатного режиму функціонування СТО;

– нештатних режимів функціонування СТО, у тому числі пов'язаних із їх аварійними станами.

В [53] проведено аналіз та систематизацію фізичних і математичних моделей інформаційних сигнальних полів, які описують динаміку в часі та просторі досліджуваних процесів при функціонуванні СТО, що обґрунтовує використання як

загальних , так і конструктивних моделей. Використано загальну модель сигнального поля, яка є суперпозицією випадкових полів різних джерел СТО, виду:

$$\Xi_{\boldsymbol{n}}(\boldsymbol{\omega};\boldsymbol{r};t)=\sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}}\xi_{\boldsymbol{i}}(\omega_{\boldsymbol{i}};\boldsymbol{r};t),\ \boldsymbol{\omega}=(\omega_1,\dots,\omega_n)\in\boldsymbol{\Omega},\boldsymbol{r}=(x,y,z)\in Q,t\in T, \qquad (1)$$

де $\{\xi_{\boldsymbol{i}}(\omega_i;\boldsymbol{r};t),i=\overline{1,n}\}$ – послідовність компонент випадкового просторово-часового поля $\Xi_n(\boldsymbol{\omega};\boldsymbol{r};t)$, кожна з яких формується відповідним одним джерелом, Q – обмежена тривимірна просторова область, T – скінченний інтервал часу спостережень, $\boldsymbol{\Omega}$ – векторний простір елементарних випадкових подій.

Дослідження характеристик компонент випадкового поля $\Xi_n(\boldsymbol{\omega};\boldsymbol{r};t)$ виконано в рамках кореляційної теорії з використанням сучасних інформаційних технологій і ІВСД. Водночас визначалися такі характеристики компонент:

- математичне сподівання $a_i(\boldsymbol{r},t)=\boldsymbol{M}\{\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r},t)\}$
- дисперсія $\sigma_i^2(\boldsymbol{r},t)=\boldsymbol{M}\left\{\left(\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r},t)-a_i(\boldsymbol{r},t)\right)^2\right\}$
- кореляційна функція $R_{ii}(\boldsymbol{r}_1,\boldsymbol{r}_2;t_1,t_2)=$
$=M\{[\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r}_1,t_1)-a_i(\boldsymbol{r}_1,t_1)][\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r}_2,t_2)-$
$-a_i(\boldsymbol{r}_2,t_2)]\};$
- структурна функція $B_{ii}(\boldsymbol{r}_1,\boldsymbol{r}_2;t_1,t_2)=$
$=\boldsymbol{M}\{[\left(\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r}_1,t_1)-a_i(\boldsymbol{r}_1,t_1)\right)-(\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r}_2,t_2)-$
$-a_i(\boldsymbol{r}_2,t_2))]^2\}$

де $\boldsymbol{M}\{\cdot\}$ - оператор математичного сподівання за ймовірнісною мірою.

Для дослідження динаміки складних теплофізичних процесів використовується модель випадкового поля з незалежними приростами й гауссовими законами розподілу. Прирости такого випадкового поля на малому інтервалі часу $t\in[t,t+\Delta t]$ описуються виразом

$$\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r},t+n)-\xi_i(\omega_i,\boldsymbol{r},t)=a_i(\boldsymbol{r};t)+\sigma(\boldsymbol{r},t)[w(\omega,\boldsymbol{r},t+\Delta t)-w(\omega,\boldsymbol{r},t)],$$

отже за наявності збурень типу броунівського руху (в точці простору $\boldsymbol{r}$ на інтервалі часу $[t,t+\Delta t]$, де відповідно $a(\boldsymbol{r};t)$ – коефіцієнт переносу, $\sigma(\boldsymbol{r};t)$ - коефіцієнт

дифузії поля, $w(\omega, \boldsymbol{r}, t)$ - вінерівське випадкове поле, яке найбільш досліджене в класі випадкових полів.

Далі буде розглядатись і досліджуватися частинний випадок моделі (1) за фіксованих просторових координат $\boldsymbol{r} = \boldsymbol{const}$. Цей випадок має місце при проведенні експериментальних досліджень характеристик інформаційних сигнальних полів, коли сенсорні засоби сучасних ІВСД фіксуються й закріплюються на відповідних елементах СТО. Тому на практиці використовується конструктивна модель векторного випадкового процесу, яка описує динаміку інформаційних полів за фіксованих просторових координат:

$$\boldsymbol{\xi}_n(\boldsymbol{\omega}, t) = \big(\xi_1(\omega_1, t), \dots, \xi_n(\omega_n, t)\big), \boldsymbol{\omega} = (\omega_1, \dots, \omega_n) \in \boldsymbol{\Omega},\ t \in T, \qquad (2)$$

Моделі виду (2) досліджуються в теорії випадкових процесів і мають широку номенклатуру (класифікацію) різних видів випадкових процесів. Це стаціонарні й нестаціонарні, гаусові й негауссові, марківські, пуасонівські та інші види випадкових процесів, які зведено в табл.2.1, базуючись на отриманій статистиці за результатами експериментальних досліджень.

Таблиця 2.1. Моделі й характеристики вхідних сигналів вимірювальних модулів ІВСД

	Характеристики $\boldsymbol{\xi}_n(\boldsymbol{\omega}, t)$			
Типи $\boldsymbol{\xi}_n(\boldsymbol{\omega}, t)$	Вектор математичних сподівань	Вектор дисперсій	Кореляційна матриця	Спектральна матриця
Нестаціонарні	$\boldsymbol{a}_n(t) = (a_1(t), \dots, a_n(t))$	$\boldsymbol{\sigma_n^2}(t) = (\sigma_n^2(t), \dots, \sigma_n^2(t)), t \in T$	$\|R_{ij}(t_1, t_2)\|_{nn}$ $i, j = \overline{1, n}$ $t_1, t_2 \in T$	$\|S_{ij}(f_1, f_2)\|_{nn}$ $i, j = \overline{1, n}$ $f_1, f_2 \in (0, \infty)$
Стаціонарні	$\boldsymbol{a}_n = (a_1, \dots, a_n)$	$\boldsymbol{\sigma_n^2} = (\sigma_1^2, \dots, \sigma_n^2)$	$\|R_{ij}(\tau)\|_{nn}$ $i, j = \overline{1, n}$	$\|S_{ij}(f)\|_{nn}$ $i, j = \overline{1, n}$ $f \in (0, \infty)$

Отже, інформаційне забезпечення як складник ІВСД, як інтегральний ресурс, містить різні компоненти та складники, такі як фізичні та математичні моделі

інформаційно-часового поля параметрів СТО, методи теоретичних, імітаційних, а також експериментальних досліджень, алгоритмічно-програмне забезпечення, різні бази даних та ін. Це дає можливість створити новий сучасний багатофункціональний вимірювальний інструментарій для дослідження параметрів СТО.

2.2. Методи інтелектуального аналізу даних

Інтелектуальний аналіз даних (ІАД) є галуззю досліджень, що дає змогу виділити деяку нову значущу інформацію у великому обсязі даних [54]. Головним завданням цієї галузі є отримання явно не видимих зв'язків і непередбачених тенденцій з допомогою різних методів обробки даних. Залежно від використаних принципів роботи з вихідними навчальними даними все методи ІАД поділяються на дві великі групи [55]. Дві ці групи й параметри методів, що входять до їх складу, представлені на рис.2.2.

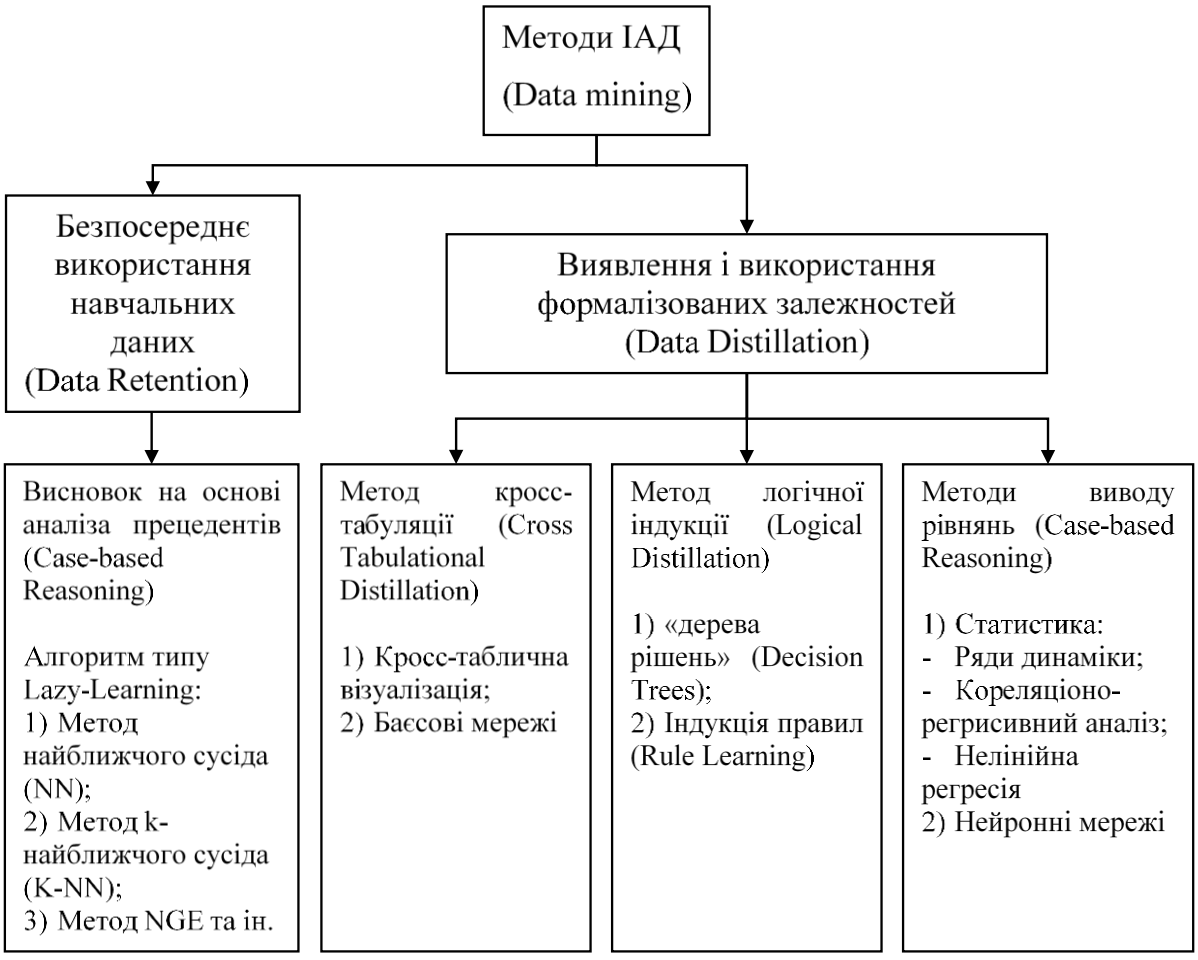


Рис.2.2. Класифікація технологічних методів ІАД [56]

Як видно з рис.2.2 до базових методів ІАД відносять насамперед алгоритми, засновані на перебиранні. Оптимізація подібних алгоритмів зводиться до приведення залежності кількості операцій від кількості досліджуваних даних у функції лінійного виду. Водночас залежність від кількості атрибутів, як правило, залишається експоненційною. За умови, що їх небагато (в переважній більшості випадків їх значно менше, ніж даних), така залежність є прийнятною [57].

Також можна розділити методи ІАД на описові й ті, що прогнозують [58]. Описові методи мусять призводити до пояснення або поліпшення розуміння даних. Ключовий момент у таких моделях – легкість і прозорість сприйняття дослідником одержуваних результатів. До таких завдань належать класичні методи перевірки статистичних гіпотез, кластеризація й пошук асоціативних правил.

Завдання аналізу даних можна звести до задачі вибору функції $y(x_i)$ з мінімальним ступенем помилки:

$$\min_{\psi \in \Psi} R(\psi) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} C[y_i, \psi(x_i)], \qquad (3)$$

де Ψ – безліч усіх можливих функцій; $C[y_i, \psi(x_i)$ – функція втрат, в якій $\psi(x_i)$ – значення залежної змінної, знайдене за допомогою функції ψ для вектора x_i, а y – її точне (відоме) значення.

Для бінарної класифікації (належність об’єкта до одного з двох класів) найпростіша функція втрат у разі неправильного передбачення приймає значення 1 і 0 – в іншому випадку. Ситуація ускладнюється при числі класів понад два. Кожен тип помилки класифікації вносить свій тип втрат і в загальному випадку виходить матриця вартостей помилок k×k (де k – число класів). У завданнях регресії найчастіше застосовується мінімізація квадратів різниць $\psi(x_i) - y_i$, що відповідає наявності адитивного нормально розподіленого шуму, що впливає на результати спостережень y_i. Проте більш стійкі оцінки отримують не мінімізацією квадратів різниць, а мінімізацією степені 1.6 різниць, тобто min $(y(x_i) - y_i)^{1.6}$ [59].

Основною перевагою алгоритмів перебирання є їх простота, як із погляду розуміння, так і реалізації. До недоліків можна віднести брак формальної теорії, на

базі якої будуються такі алгоритми, і, також складнощі, пов’язані з їх дослідженням і розвитком.

Виділяють такі етапи, які супроводжують рішення завдань ІАД:

1. Аналіз предметної сфери, формулювання цілей і завдань дослідження;
2. Витяг і збереження даних;
3. Попередня обробка даних: очищення, інтеграція, перетворення;
4. Аналіз даних методами Data Mining;
5. Інтерпретація отриманих результатів;
6. Використання нових знань для прийняття рішень.

2.3. Методи виявлення аномалій за допомогою нейронних мереж

Для виконання завдання пошуку аномалій потрібні ретроспективні дані, що описують систему упродовж значного часу. Кожен примірник у них описується міткою, яка вказує, чи є він нормальним або аномальним. Отже, безліч примірників з однаковими тегами формують відповідний клас.

Створення подібної промаркованої вибірки зазвичай проводиться вручну і є трудомістким і дорогим процесом. У деяких випадках отримати примірники аномального класу неможливо через брак даних про можливі відхилення в системі, в інших випадках може бракувати міток обох класів [60].

Залежно від того, які класи даних використовуються для реалізації алгоритму, методи пошуку аномалій можуть виконуватися в одному з трьох перерахованих нижче режимів [61]:

1) Режим розпізнання аномалій з учителем

Ця методика вимагає наявності навчальної вибірки, що повноцінно представляє систему і включає примірник даних нормального й аномального класів [62] Робота алгоритму відбувається у два етапи: навчання та розпізнавання. На першому етапі будується модель, з якої в наслідок порівнюються примірники, які не мають мітки. У більшості випадків передбачається, що дані не змінюють свої статистичні характеристики, інакше виникає необхідність змінювати класифікатор [63].

Основною складністю алгоритмів, що працюють у режимі розпізнавання з учителем, є формування даних для навчання. Часто аномальний клас представлений

значно меншою кількістю примірників, ніж нормальний, що може призводити до неточностей в отриманій моделі. У таких випадках застосовується штучна генерація аномалій [64].

2) Режим розпізнавання частково з учителем

Вихідні дані при цьому підході являють собою тільки нормальний клас. Навчившись на одному класі, система може визначати належність нових даних до нього, отже, визначаючи протилежний [65].

Алгоритми, що працюють у режимі розпізнавання частково з учителем, не вимагають інформації про аномальний клас примірників, внаслідок чого вони ширше застосовуються й дають змогу розпізнавати відхилення за відсутності заздалегідь визначеної інформації про них [66].

3) Режим розпізнавання без вчителя

Застосовується при відсутності апріорної інформації про дані. Алгоритми розпізнавання в режимі без вчителя базуються на припущенні про те, що аномальні примірники зустрічаються набагато рідше нормальних. Дані обробляються, найбільш віддалені визначаються як аномалії. Для застосування цієї методики має бути доступний весь набір даних, тобто вона не може застосовуватися в режимі реального часу [67].

Реалізація методу класифікації аномалій ґрунтується на припущенні про те, що нормальна поведінка системи може визначатися одним або декількома класами. Таким чином, примірник, що не належить до жодного з класів, є відхиленням. Пошук аномалій проходить у два етапи: навчання та розпізнавання. Класифікатор навчається на масиві маркованих даних, далі визначається належність до одного з відомих класів. В іншому випадку примірник позначається, як аномалія.

Найбільш широко вживаними механізмами реалізації розпізнавання аномалій за допомогою класифікації є: нейронні мережі, Байєсові мережі, метод опорних векторів і метод на основі правил.

2.4. Типи та архітектури нейронних мереж для інформаційно вимірювальної системи діагностування

2.4.1. Аналіз типів нейронних мереж

Метод виявлення аномалій на основі нейронних мереж включає два етапи. Перший: нейронна мережа навчається розпізнаванню класів нормальної поведінки на тренувальній вибірці. Другий: кожен примірник екземпляр надходить у якості вхідного сигналу нейронної мережі. Система, що ґрунтується на нейронних мережах, може розпізнавати як один, так і кілька класів нормальної поведінки.

Для знаходження аномалій за допомогою розпізнавання тільки одного класу використовуються реплікативні нейронні мережі [68]. Технологія нейронних мереж із глибинним навчанням (Deep Learning) також успішно застосовується для вирішення цього завдання [69].

Для пошуку аномалій можуть використовуватися різні методи [70, 71, 72] переваги та недоліки представлені в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2. Переваги та недоліки методів виявлення аномалій

Метод	Переваги	Недоліки
Статистичний аналіз [73, 74, 75, 76]	брак вимоги апріорної інформації про ознаки аномалій, що дає змогу детектувати уразливості нульового дня, проти яких ще не розроблені захисні механізми	складність визначення порогу для оптимального детектування аномалій, неможливість ідентифікації аномалій у результаті зловмисних дій, схожих зі звичними діями або роботою і вимога наявності статистичних розподілів при недоступності всіх елементів досліджуваного процесу
Машине навчання [77]	Система вдосконалюється на основі попередніх знань	Високі обчислювальні витрати, а також складність адаптації до предметної сфери
Штучні нейронні мережі [78]	Стійкість до неточно вводимої інформації, а також незалежність від наявності інформації про залежності прикладів вхідних даних	Складне й довге навчання нейронних мереж, а також вимогливість до обсягу навчальної вибірки

Генетичні алгоритми [79]	Добре працюють при вирішенні великомасштабних проблем оптимізації. Використовує два механізми рішень: детерміноване та імовірнісне. Використовує декілька точок простору пошуку.	Складність підбору правил для вибору кращих рішень.
Гібридні методи [80, 81, 82]	Найбільш гнучкий, оскільки дає змогу зменшити вплив від недоліків одного методу користуючись перевагами іншого	

Машинне навчання (Machine Learning) являє собою клас методів штучного інтелекту, для якого характерно непряме рішення завдання, а навчання в процесі застосування рішень безлічі подібних завдань [83]. У процесі побудови таких методів можуть бути використані засоби математичної статистики, чисельних методів, методів оптимізації, інтелектуального аналізу даних, теорії ймовірностей, теорії графів.

За допомогою машинного навчання можливе вивчення закономірностей у даних, які згодом використовуються для виявлення аномальної поведінки. Завдання машинного навчання зазвичай поділяються на такі категорії залежно від наявності навчального «сигналу» або «зворотного зв’язку», доступного для системи навчання:

- Навчання з вчителем за допомогою прикладів «реакція-стимул»;
    - Часткове навчання з вчителем;
    - Активне навчання;
    - Навчання з підкріпленням;
- Навчання без вчителя, підходить для задач у якій об’єкти детально описані та треба встановити внутрішні взаємозв’язки між об’єктами.

Далі в якості методів, що використовується для виявлення аномалій, будуть розглянуті глибинні нейронні мережі.

Перевагою глибоких нейронних мереж є автоматичне виділення з даних важливих ознак. Для навчання нейронних мереж використовується алгоритм зворотного поширення помилки, який ґрунтується на методі градієнтного спуску [84].

У глибокій нейронній мережі з декількома прихованими шарами проводиться розрахунок помилки, яка передається від одного шару до іншого. На першому етапі розраховується значення помилки на виході нейронної мережі, для якої відомі правильні значення. Потім розраховується помилка на вході у вихідний шар мережі, що буде використовуватися як помилка на виході прихованого шару. Отже, розрахунок триває до того моменту, коли буде відома помилка на вхідному шарі. Однак даний алгоритм часто не є ефективним у разі, коли навчальна вибірка велика, оскільки для обробки всіх її елементів потрібно чимало часу. На практиці для навчання нейронних мереж найчастіше використовується метод стохастичного градієнтного спуску або його модифікації [85, 86].

Однак алгоритму зворотного поширення помилки для ефективного глибокого навчання недостатньо через проблему зникаючого градієнту [87]. Цю проблему вирішує архітектура нейронної мережі з довгою короткочасною пам’яттю (Long Short-Term Memory, LSTM) [88, 89]. Такі мережі містять вузли спеціального типу, які дають змогу запам’ятовувати значення на тривалий термін. Блок мережі LSTM містить спеціальний нейрон, який використовується в якості елементу пам'яті (рис.2.3). Вихід нейрону з’єднаний із його власним входом з одиничною вагою. Внаслідок цього значення в нейроні на кожному етапі перезаписується й у такий спосіб зберігається. Управління нейроном виконується за допомогою трьох вентилів: вхідного, вихідного і вентиля забування. При відкритому вхідному вентилі значення на вході записується в комірку пам’яті. Якщо вхідний вентиль закритий, то вхідні сигнали ніяк не впливають на вміст комірки. Відкритий вихідний вентиль дає змогу прочитати значення з комірки. Коли значення більше не потрібно, його можна стерти за допомогою вентиля забуття. Вентилі підключаються до інших вузлів нейронної мережі, які в процесі навчання визначають, коли необхідно відкрити або закрити той чи інший вентиль.

Завдяки таким коміркам мережі LTSM можуть визначати важливість подій, що сталися тисячі дискретних часових кроків назад, і запам’ятати ці події. Рекурентні мережі, які використовувалися до цього, могли пам’ятати про подію не довше десяти тимчасових кроків [90].

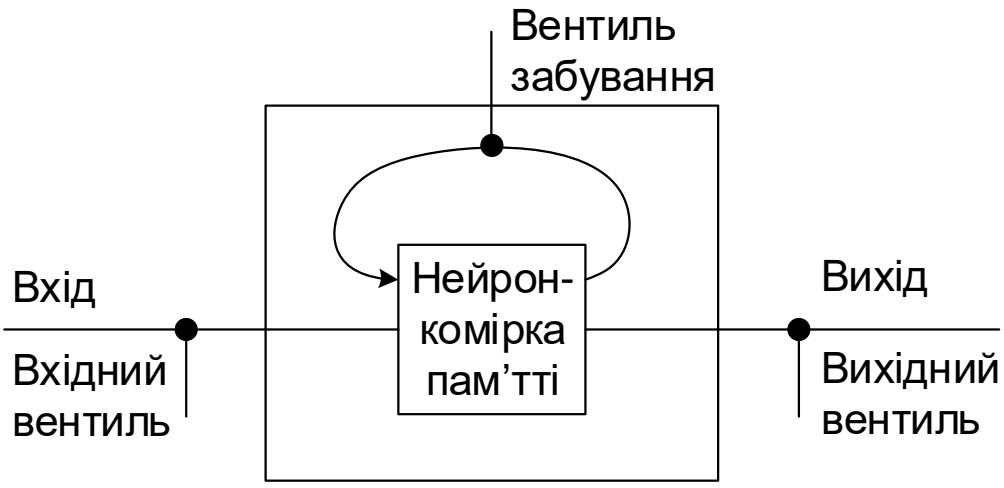


Рис.2.3. Схема блоку мережі LSTM [88]

Вибір архітектури нейронної мережі ґрунтується на декількох чинниках. По-перше, сенсори генерують сильно корельовані багатовимірні часові ряди. Крім того, ці часові ряди аперіодичні та синхронні (вирівняні за часом), що мають швидкі (довгострокові) і повільні (короткострокові) підпроцеси. У цих умовах звичайні нейронні мережі прямого поширення зазвичай демонструють погані результати. Точна керована даними прогнозуюча модель може бути розроблена з використанням нейронної мережі з комірками LSTM [91].

Оскільки не всі часові ряди можуть бути прогнозованими [92] закладена можливість використовувати додатковий метод пошуку аномалій – автокодувальник, що дає змогу застосовувати навчання без вчителя при використанні методу зворотного поширення помилки. Для автокодувальника обрано синхронну архітектуру, серед переваг якої є можливість використання потокового режиму опрацювання даних і порівняно меншу кількість параметрів нейронної мережі порівняно з іншими архітектурами.

2.4.2. Програмні системи для навчання глибоких нейронних мереж

Нині створена велика кількість програмних систем для навчання глибоких нейронних мереж [93] [94]. Серед найбільш популярних із них можна зазначити Caffe, Theano, TensorFlow, Torch. Їх основні характеристики приведені в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3. Програмне забезпечення для навчання глибоких нейронних мереж

Назва	Платформа	Мова	Інтерфейс	Підтримка OpenMP	Підтримка OpenCL	Підтримка CUDA	Авто диферн-ціювання	Містить треновані моделі	Рекурентні мережі	Згорткові мережі	Паралельне виконання (багато-вузлове)
Apache Singa	Linux, Mac OS X, Windows	C++	Python, C++, Java	Ні	Так	Так	Ні	Так	Так	Так	Так
Caffe	Linux, Mac OS X, Windows	C++	Python, MATLAB	Так	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Ні
Deeplearning4j	Linux, Mac OS X, Windows, Android (багатоплатформне)	Java	Java, Scala, Clojure, Python (Keras)	Так	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так
Dlib	багатоплатформне	C++	C++	Так	Ні	Так	Так	Так	Ні	Так	Так
Keras	Linux, Mac OS X, Windows	Python	Python	Так	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так
Microsoft Cognitive Toolkit	Windows, Linux	C++	Python, C++	Так	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так
MXNet	Linux, Mac OS X, Windows, Android, iOS	C++	C++, Python, Julia, Matlab, JavaScript, Go, R, Scala, Perl	Так	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так
Neural Designer	Linux, Mac OS X, Windows	C++	Графічний інтерфейс к	Так	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні
OpenNN	багатоплатформне	C++	C++	Так	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні	Ні
TensorFlow	Linux, Mac OS X, Windows	C++, Python	Python, C/C++, Java, Go	Ні	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так
Theano	багатоплатформне	Python	Python	Так	Ні	Так	Так	Ні	Так	Так	Так
Torch	Linux, Mac OS X, Windows, Android, iOS	C, Lua	Lua, LuaJIT, C, C++/OpenCL	Так	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так
Mathematica	Windows, Mac OS X, Linux	C++	Java, C++	Ні	Так	Так	Так	Так	Так	Так	Так

Експериментальні дослідження проводились із використанням мови програмування Python та з використання бібліотек чисельного обчислення Theano (1.0.3) та глибинного навчання Keras (2.0.2) і Tensorflow (2.2.0).

Theano [95] забезпечує високу продуктивність внаслідок того, що програма на Python автоматично перетворюється в програму на C++, що компілюється й потім виконується. TensorFlow [96] включає системи ефективної роботи з тензорами й потокової обробки даних на графі. Keras [97] надає зручний і простий у використанні програмний інтерфейс для навчання глибоких нейронних мереж. Keras не є самостійною системою, а працює поверх Theano, TensorFlow або CNTK.

2.5. Архітектура нейронної мережі для вирішення завдань діагностики складних теплоенергетичних об’єктів

Процес виявлення аномалій складається з таких етапів:

1. Обчислити оцінку аномальності деяких спостережень або підпослідовностей заданого часового ряду з використанням методу виявлення.

2. Отримані оцінки застосувати для обчислення оцінок аномальності тестових часових рядів. Це застосування виконано по-різному, наприклад: (1) середнє значення всіх показників аномалії, (2) середнє значення верхньої оцінки аномалії, (3) середнє значення логарифма оцінок аномалій, (4) оцінки аномалій перевищують поріг і т. д.

Тестовий часовий ряд з оцінкою аномалії, що перевищує поріг, позначається, як аномальний.

Розроблено блок-схему прогнозування відмов (рис.2.4) та запропоновано алгоритм виявлення аномалій, який складається з двох частин: прогнозування та виявлення.

Спочатку всі часові ряди (зібраний у різні моменти часу статистичний матеріал про значення будь-яких параметрів досліджуваного процесу) розбиваються на рівні послідовності довжиною w, а саме $X(i) = x(j), x(j+1), \dots, x(j+w-1)$, де i – номер послідовності, $j = w(i-1)+1$ – номер першого відліку часу в послідовності. На етапі прогнозування обираються значення для наступної послідовності $X(i+1)$ з використанням даних вже проведених вимірювань $X(1), X(2), \dots, X(i)$.

Усі точки даних у представленому наборі даних мають одну й ту ж часову сітку й мають абсолютні значення, що істотно різняться. Щоби зменшити ці варіації й об’єднати різні розміри, застосовується перетворення нормалізації по кожному виміру окремо:

$$x_i^{*(j)} = \frac{x_i^{(j)} - \bar{x}_i}{\sigma_i}$$

де $i = \overline{1,n}$; $\bar{x}_i$ та σ_i – середнє та стандартне відхилення для кожного виміру.

Етап виявлення базується на пошуку часових точок, де середньоквадратична помилка між вимірюваними значеннями $X(i+1)$ і спрогнозованими $X(i+1)$ стає більшою, за попередньо обчислений поріг.

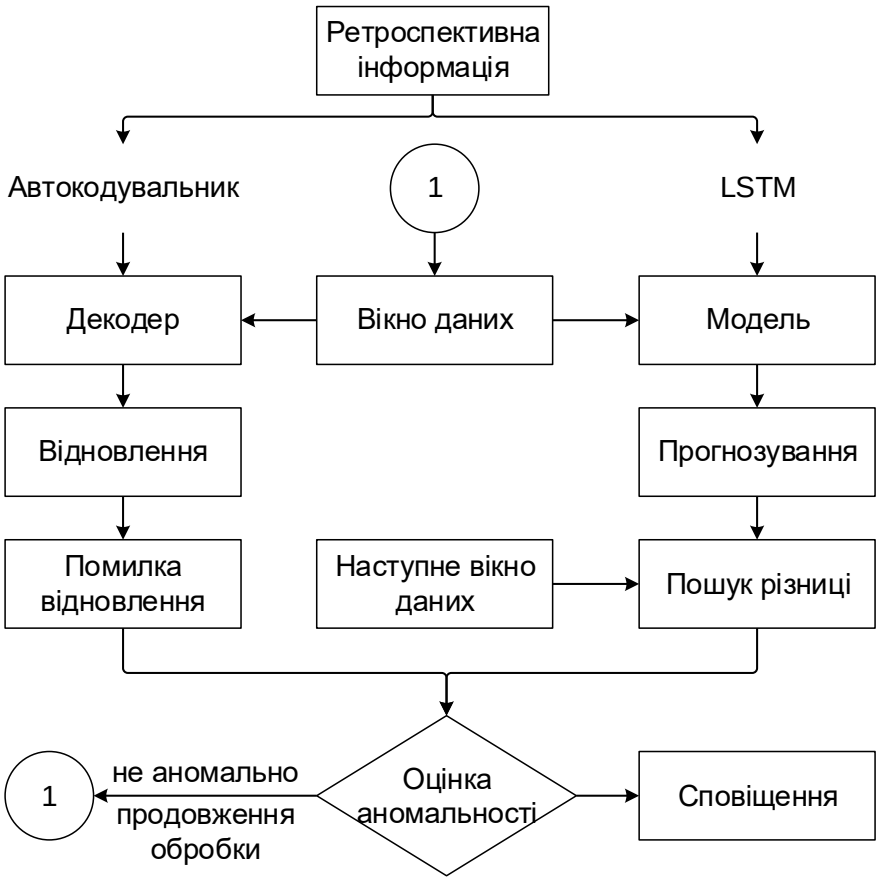


Рис.2.4. Блок-схема нейронної мережі прогнозування аномалій

2.6. Навчальні параметри моделей нейронних мереж

Мережева архітектура визначається кількістю прихованих шарів, прихованих нейронів у цих шарах та зв'язків між нейронами. Хоча показано, що багатошарова мережа прямого поширення лише з одним прихованим шаром здатна апроксимувати будь-яку нелінійну функцію [98] додаткові приховані шари можуть бути корисними при навчанні моделей зі складними наборами даних, такими як часові ряди [99].

Пошук параметрів нейронної мережі є ітераційним завданням. Найчастіше розробники підбирають оптимальні значення структурних параметрів мережі та обсяг навчальної вибірки, ґрунтуючись на особистому досвіді й багаторазових пробах і помилках. Тому структурні параметри мережі та обсяг навчальної вибірки можуть виявитися не оптимальними в сенсі деякої функції помилки апроксимації.

Було представлено кілька головних правил для виділення нейронів, наприклад, кількість прихованих нейронів має бути меншою, ніж удвічі більше, ніж розмір вхідного шару [99]. Було також створено кілька статистичних методів, деякі з яких

представлені в таблиці 2.4. Хоча такі методи запропоновані, їх важко реалізувати при використанні комерційних програмних пакетів. Як правило, ці рекомендації застосовні для конкретних розглянутих випадків певної топології мережі.

Таблиця 2.4. Огляд методів вибору кількості прихованих нейронів [100]

Метод	Рік	Кількість прихованих нейронів
Li et al. method [101]	1995	$N_h = (\sqrt{1+8n}-1)/2$
Tamura and Tateishi method [102]	1997	$N_h = N-1$
Fujita method [103]	1998	$N_h = K\log\|\|P_cZ\|\|/\log S$
Zhang et al. Method [104]	2003	$N_h = 2^n/n+1$
Jinchuan and Xinzhe method [105]	2008	$N_h = (N_{in}+\sqrt{N_p})/L$
Xu and Chen method [106]	2008	$N_h = C_f(N/d\log N)^{0.5}$
Shibata and Ikeda method [107]	2009	$N_h = \sqrt{N_iN_o}$
Hunter et al. Method [108]	2012	$N_h = 2^n-1$
Sheela and Deepa method [100]	2013	$N_h = (4n^2+3)/(n^2-8)$

Обсяг навчальної вибірки також є параметром, що оптимізує якість нейромережевої моделі.

Чим більше обсяг навчальної вибірки, тим більший обсяг пам’яті необхідний для її зберігання, витрати часу на навчання нейронної мережі та збір інформації про об’єкт. Навчальна вибірка з невеликою кількістю даних немає достатньої інформативності для того, щоб із прийнятною якістю характеризувати поведінку об’єкта. Це веде до того, що мережа часто виявляється нездатною передбачити поведінку об’єкта поза прикладів навчальної вибірки.

Недостатня кількість нейронів у прихованому шарі не дозволить повною мірою апроксимувати поведінку об’єкта, і помилка прогнозування буде велика. Але чим складніше нейронна мережа, тим більше часу потрібно на її навчання та для роботи при виконанні завдання Прогнозуюча здатність мережі може знижуватися й у зв’язку з ефектом перенавчання. Нейронна мережа буде показувати незначні або не суттєві

деталі в досліджуваній залежності, наприклад шум, вихідний вектор буде істотно змінюватися при малих відхиленнях вхідного вектора й нейронна мережа буде не здатна до узагальнення – прогнозування вихідного вектора при векторі вхідних даних, що не увійшли в навчальну вибірку.

2.7. Висновки до розділу 2

1. Розроблено функціональну структуру процесу діагностування, що дає змогу конкретизувати основні напрями дослідження, методів опрацювання інформації та технічних рішень, що можуть бути використані при побудові ІВСД.

2. Запропоновано загальну математичну модель динаміки змін у часі значень вимірювальної величини у вигляді векторного випадкового поля за фіксованих просторових координат.

3. Досліджено методи інтелектуального аналізу даних та виявлення аномалій, що дало змогу обрати алгоритм для бінарної класифікації за браком апріорної інформації про ретроспективні дані.

4. Запропоновано та обґрунтовано використання рекурентної нейронної мережі з архітектурою LSTM і автокодувальник, що дає змогу розробити точну керовану даними систему, яка може обробити події, що сталися тисячі дискретних часових кроків назад, і запам’ятати ці події.

РОЗДІЛ 3. ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ХАРАКТЕРИСТИК ТЕПЛОЕНЕРГЕТИЧНОГО ОБЛАДНАННЯ

Потреба в оснащенні широкого класу різноманітного теплоенергетичного обладнання системами діагностування, моніторингу та контролю стану зумовлює те, що ці системи бути адаптивними, більш інтелектуальними, ніж сучасні. Важливу роль у забезпеченні широких можливостей систем нового покоління буде відігравати розподіл обчислювальних ресурсів між різними системами діагностування, моніторингу та контролю, що працюють на різних рівнях ієрархії теплоенергетичної системи.

На основі розділів 1 та 2 можна висунути такі вимоги до побудови ІВСД:

1. Первинний добір та підготовка діагностичних сигналів, включно з перетворення в цифрову форму;
2. Спрощена математична обробка, прийняття проміжних діагностичних рішень, сигналізація про можливі дефекти;
3. Накопичення, обробка й аналіз даних, децентралізації обчислювальних ресурсів;
4. Не бути складною в проєктуванні та експлуатації;
5. Можливість масштабування;
6. Наявність системи доступу до сховища ретроспективної інформації;
7. Представлення даних різним користувачам та віддалений моніторинг.

Розроблення та дослідження експериментальних зразків вимірювальних модулів ІВСД на основі методів викладених у розділах 1 та 2 є визначальною для даної роботи.

Матеріал, покладений в основу даного розділу опубліковано в роботах [56, 3, 5, 7, 10, 8, 2].

3.1. Узагальнена структура інформаційно-аналітичної системи

Сучасний рівень розвитку апаратних і програмних засобів забезпечує можливість створення і ведення баз даних оперативної інформації великої інформаційної ємності в різних сферах діяльності й на різних рівнях управління [109].

Застосування нових технологій і методів аналітичної обробки діагностичних даних може дати змогу виявити нові закономірності й особливості в динаміці стану СТО.

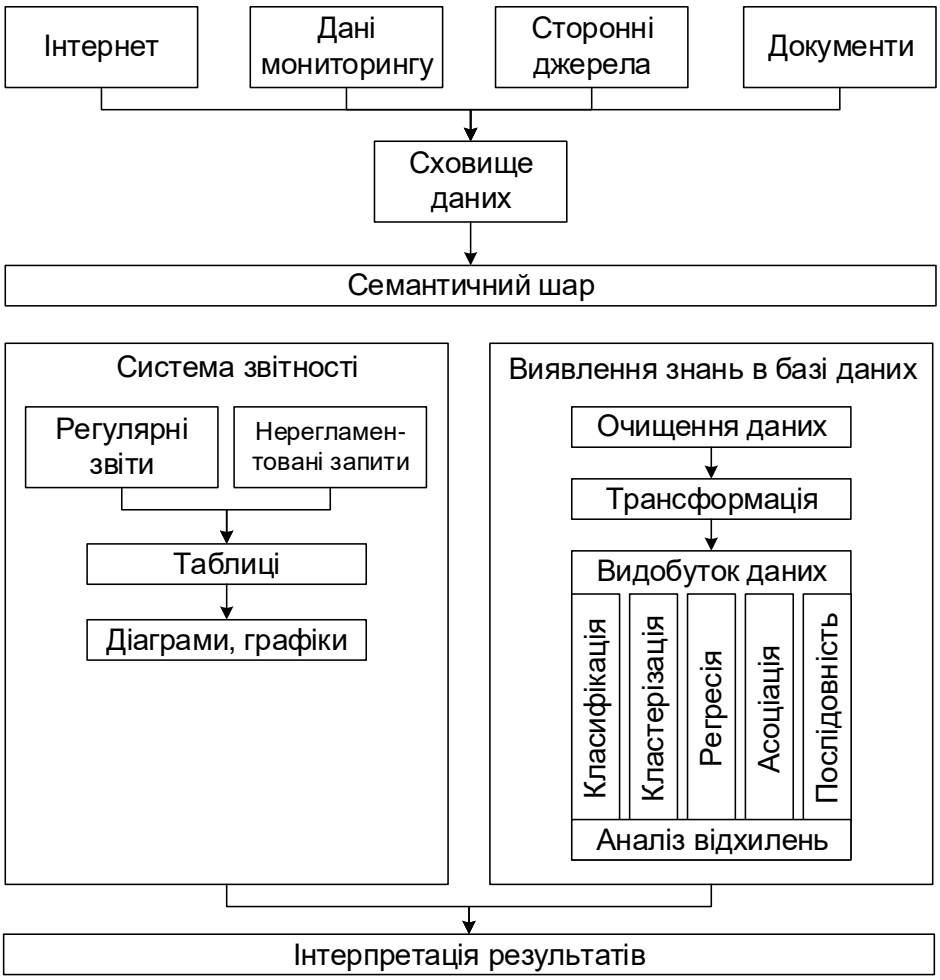


Рис.3.1. Загальна структурна схема роботи інформаційно-аналітичної системи [110]

Для того щоби сховища даних сприяли прийняттю рішень, інформація мусить бути представлена для аналітики в потрібній формі, тобто треба мати розвинені інструменти доступу до даних сховища і їх обробки.

Інформаційно-аналітична система (ІАС) це поєднання технологій зберігання даних, оперативної аналітичної обробки та інтелектуального аналізу даних.

Існують статичні й динамічні системи підтримування прийняття рішення (СППР). Статичні системи дають змогу генерувати багатосторінкові звіти для вивчення їх аналітиком, але тільки в рамках того, що закодовано розробником системи. Динамічні СППР можуть обробляти нерегламентовані запити, що дає змогу

використовувати систему для деталізування даних, агрегування показників та інтелектуальний аналіз даних.

3.2. Ієрархічна структура системи технічного діагностування

Суть розроблюваної системи діагностування теплоенергетичного обладнання полягає в діагностиці та прийнятті діагностичних рішень на кожному з відокремлених ієрархічних рівнів, що дає змогу виявити, локалізувати та усунути дефекти до того, як об’єкти діагностування стануть несправними.

З огляду на ієрархію обладнання ТЕС [5] система вимірює діагностичні сигнали, які несуть інформацію про фактичний стан вузлів устаткування, яке діагностується.

Сучасні системи діагностування практично завжди будуються на основі деякого цифрового засобу обчислення (мікроконтролера, персонального комп’ютера, промислової робочої станції і т.д.). Для системи діагностування, яка відповідає основним принципам концепції Smart Grid, ця вимога є обов’язковою, оскільки в рамках «розумних мереж» обмін інформацією здійснюється в цифровій формі. Отже, виміряні сигнали мусять перетворюватися в цифрову форму для подальшої обробки в обчислювальному ядрі системи. Кінцевий етап обробки інформації в рамках системи діагностування – це показ результатів користувачам. Для цього в структуру системи включаються відповідні засоби, які, зокрема мусять забезпечувати авторизацію користувачів системи, розподіл прав доступу, захист інформації.

Треба зазначити, що в системах діагностування складних об’єктів може вимірюватися значна кількість діагностичних сигналів, що призводить до величезного обміну інформацією між компонентами системи. Для зменшення навантаження на канали зв’язку застосовується принцип децентралізації обчислювальних ресурсів, які є одним з основних принципів концепції Smart Grid.

Отже, структуру системи діагностування, яка розробляється, можна умовно розділити на ієрархічні рівні (рис.3.2).

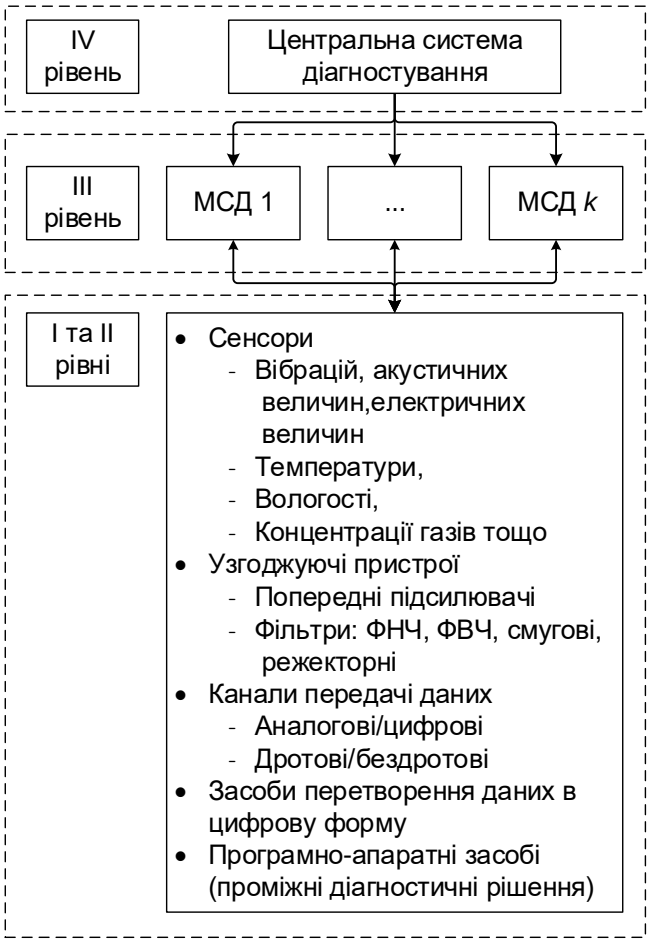


Рис.3.2. Ієрархічна структура системи технічного діагностування СТО

Розподіл функцій між ієрархічними рівнями розроблюваної системи запропоновано організувати так:

– рівень I-II (вимірювальні перетворювачі (ВП)) – первинний добір діагностичної інформації (вимірювання діагностичних сигналів, підсилення, аналогова фільтрація, перетворення в цифрову форму);

– рівень III (дротова та бездротова місцева система діагностування (МСД)) – накопичення, повноцінна обробка і глибокий аналіз даних, швидке реагування на аварійні сигнали з нижчого рівня, прийняття діагностичних рішень по об’єкту діагностики загалом, архівація статистичних даних;

– рівень IV (центральна система діагностування (ЦСД)) – прогнозування надійності та оцінювання залишкового ресурсу обладнання, планування ремонтних робіт; представлення даних різним користувачам (у тому числі територіально

віддаленим, наприклад через Web-технології) з обмеженням прав доступу залежно від службових обов'язків.

Систему діагностування СТО реалізовано у вигляді розподіленого модульного комплексу, блок-схема якого представлена на рис.3.3. ІВСД може функціонувати як із дротовою, так і з бездротовою МСД. Дротова МСД складається з блоку узгодження (БУ), комутатору (К), аналогово-цифрового перетворювача (АЦП). Бездротова МСД складається з блоку перетворення (БП), мікроконтролера (МК), засобів бездротового зв'язку (ЗБЗ). Використання як дротових, так і бездротових МСД дає змогу розширити перелік теплоенергетичного обладнання, що діагностується. Використання як дротових, так і бездротових МСД дає змогу значно розширити класи теплоенергетичного обладнання, що діагностується.

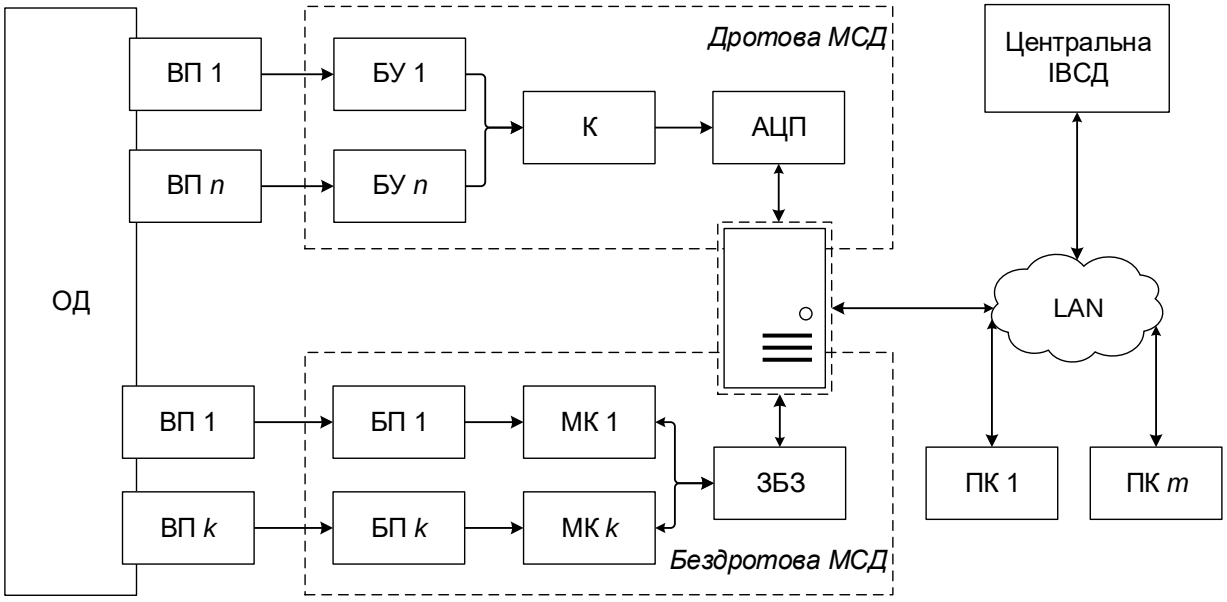


Рис.3.3. Блок-схема багаторівневої системи діагностування СТО [3]

Для надання можливості обміну інформацією із зовнішніми користувачами (це можуть бути як люди, так і пристрої, що працюють за межами СТО, але об'єднані в «розумну мережу», центральна ІВСД має зв'язок із глобальною мережею (Internet). У зв'язку з цим виникає ряд серйозних проблем забезпечення захисту інформації. Для розв'язання цих проблем використовуються спеціальні апаратні засоби захисту мережі.

Врахування ступеня критичності дефектів на етапі розроблення системи дає можливість спростити її структуру; зменшити обсяги інформації, які обробляються в

системі й передаються між її ієрархічними рівнями; і в кінцевому підсумку знизити вартість системи при збереженні її функціональності на достатньому рівні.

Головними перевагами запропонованої системи діагностування теплоенергетичного обладнання на базі Smart Grid є:

– Надійність: Smart Grid запобігає масовому відключенню теплоенергії;

– Безпека: Smart Grid постійно контролює всі елементи мережі з погляду безпеки їх функціонування;

– Енергоефективність: зниження споживання теплової енергії; оптимальне споживання призводить до зниження потреб у генеруючих потужностях;

– Екологічність: досягається на рахунок зниження кількості й потужності генеруючих елементів мережі; призводить до зниження концентрації шкідливих речовин у навколишньому просторі (CO, NOx, CxHy, H2, C та ін.);

– Фінансова економічність: зниження операційних витрат; споживачі мають точну інформацію про вартість і можуть оптимізувати свої витрати на теплову енергію; бізнес, так само, може оптимально планувати та формувати витрати на експлуатацію та розвиток генерації та розподільчих мереж.

3.3. Апаратна реалізація інформаційно-вимірювальної системи

Мікроконтролером обрана мікросхема сімейства STM32F10x: серія STM32F103, що забезпечує кращу в класі 32-бітних МК продуктивність (рис.3.4). МК має високопродуктивне ядро RISC з частотою 72 МГц, швидкою пам’яттю, розширеними діапазонами I/O і периферії з підключенням до шин APB. STM32F103C8T6 оснащений 12-бітовим АЦП, таймером, стандартними й розширеними інтерфейсами зв’язку: до двох I2C та SPI, три USART, USB та CAN. Режим енергозбереження дає змогу використовувати його в пристроях малої потужності.

32-бітний МК виконаний за Гарвардською архітектурою (пам’ять програм і даних розділені), має кілька відокремлених шин і 3-ступінчастий конвеєр і понад 10 регістрів загального призначення, що дає змогу виконувати операції паралельно і

(більшість) – за один такт, набір інструкцій – Thumb-2 (суміш 16 – і 32-бітових команд, орієнтований на компілятори C/C++.

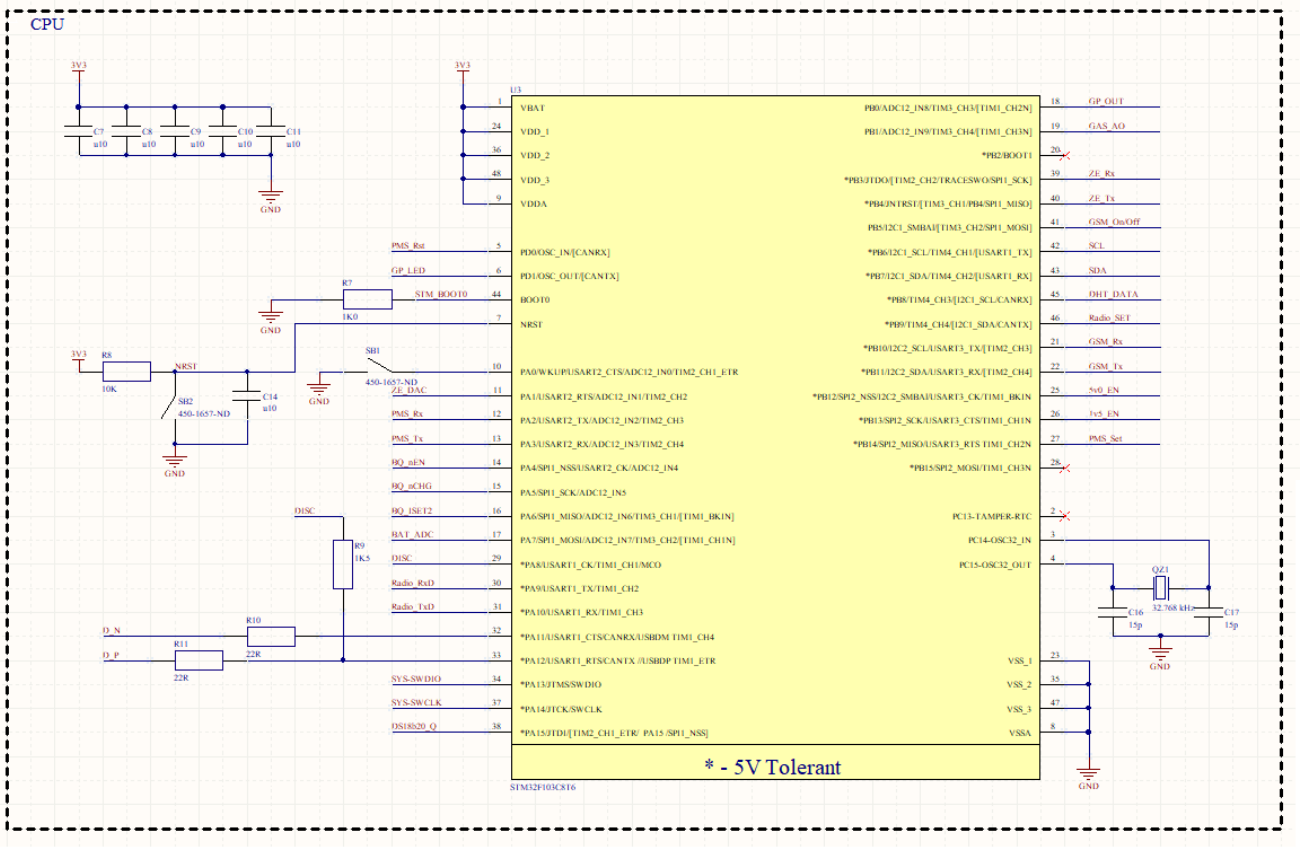


Рис.3.4. Схема електрична підключення МК STM32F103C8T6

Підключення МК типове:

- живлення подається через конденсатори C7-C11 відповідно кожному піну VBAT, VDD та VDDA;
- boot через резистор притягнутий до землі;
- кнопка для перезапуску та програмована;
- кварц QZ1 з частотою 32,768kHz.

Також у вимірювальному модулі залучені прийомо-передавачі SIM800C, HC-12 та сенсори BME-280, DHT-22, MQ-9, PM2.5 PMS1003, ZE08-CH2O, GP2Y1010AU0F, DS18B20 (докладніше про сенсори див. пункт 3.4).

Оскільки всі сенсори мають різну вхідну напругу або особливі умови щодо підключення напруги (табл. 3.1), розроблені електричні схеми живлення вимірювального модуля.

Таблиця 3.1. Напруги живлення елементів вимірювального модуля

Найменування компонентів	Напруга живлення
BME-280	3.3В
DHT-22	3.3В
MQ-9	5В та 1.5В
PM2.5 PMS1003	5В
ZE08-CH2O	5В
GP2Y1010AU0F	5В
DS18B20	3.3В
Термопара типу К	5В
SIM800C	5В, 3.3В для V_TTL, 3.7В для VBAT
HC-12	3.3В
STM32F103C8T6	3.3В

Пристрій живиться від Li-Pol акумулятору типорозміру призма 54×34×10мм номінальною напругою 3.7 В ємністю 2 Ач, робоча температура -20…60 °С. Зарядка пристрою виконується через USB-роз’єм типу Micro-B.

На стабільність роботи пристрою впливає явище накопичення на пристрої, або на людині, що виробляє підключення пристрою, статичної електрики. На рис.3.5 представлена схема захисту від статики.

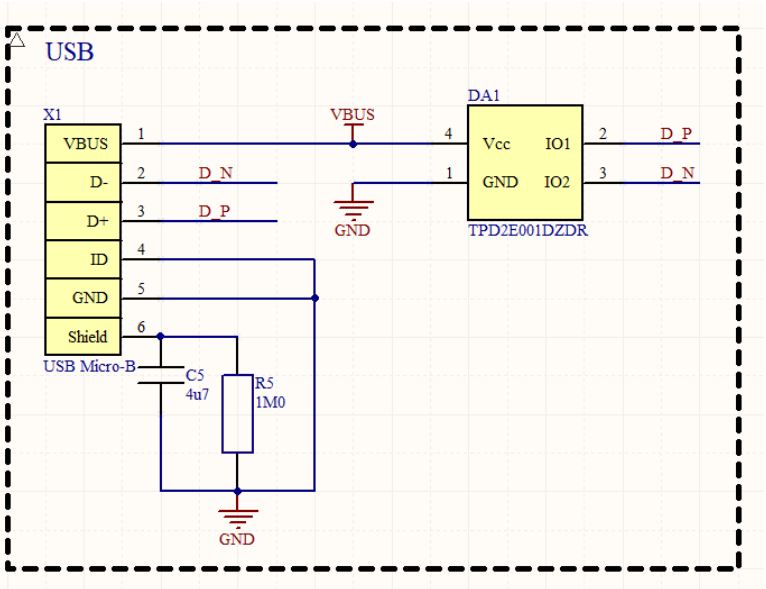


Рис.3.5. Схема електрична захисту роз’єму USB від статики

У момент підключення кабелю до роз'єму на пристрої може бути значний статичний потенціал, який перейде у порівняно невелику напругу на конденсатор C5, який потім розрядиться в резистор R5. Водночас, при вже з'єднаному роз'ємі, значних струмів з екрану на землю пристрою не потече. Тобто, це компроміс між екрануванням і захистом. Для захисту провідників даних від статики використовується готове рішення – мікросхема DA1 TPD2E001 (Texas Instruments).

BQ2404x є високоінтегрованим зарядним пристроєм Li-ion і Li-polymer батарей для портативних пристроїв з обмеженим простором (рис.3.6). BQ2404x оснащена одним виходом живлення для зарядки батарей. Системне навантаження може бути встановлено паралельно батареї, у разі, коли середнє системне навантаження не обмежує батарею від повної зарядки упродовж 10 годин. Зарядка батареї відбувається в три етапи: попередня підготовка, режим постійного струму й режим постійної напруги. На всіх етапах зарядки, внутрішній контур керування проводить моніторинг температури переходу мікросхеми та знижує струм зарядки, якщо перевищується порогове значення температури.

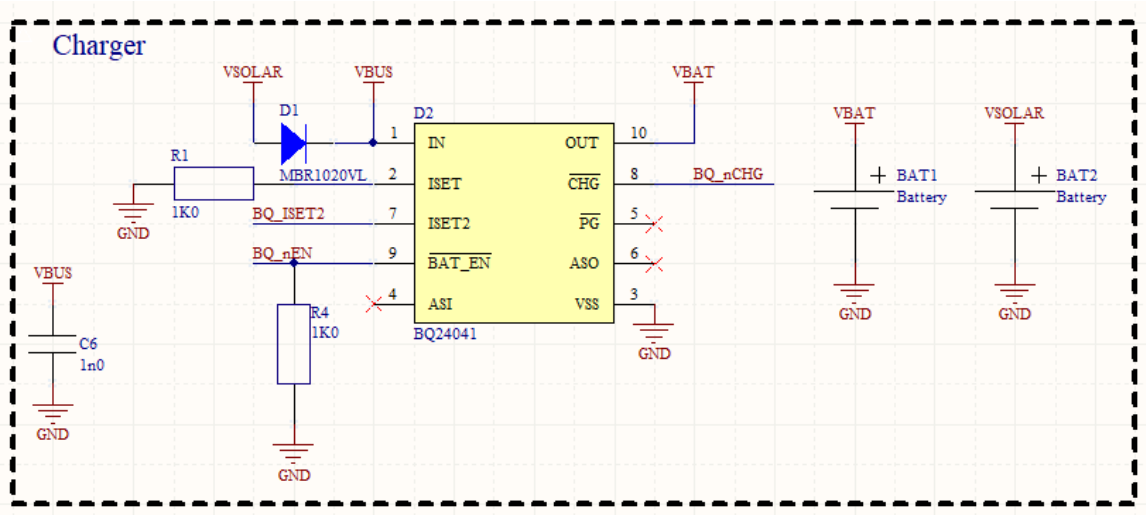


Рис.3.6. Схема електрична контролю заряду акумулятора

У якості підвищуючого перетворювача постійного струму обрана мікросхема TPS61085DGKT з режимом примусової широтно-імпульсної модуляції та інтегрованим 2.0A, 0.13R вимикачем живлення, що здатна забезпечувати вихідну напругу до 18.5V (рис.3.7). Обрана частота 650kHz або 1.2MHzдає змогу

використовувати малі зовнішні котушки індуктивності та конденсатори й забезпечує швидкий відгук перехідного процесу.

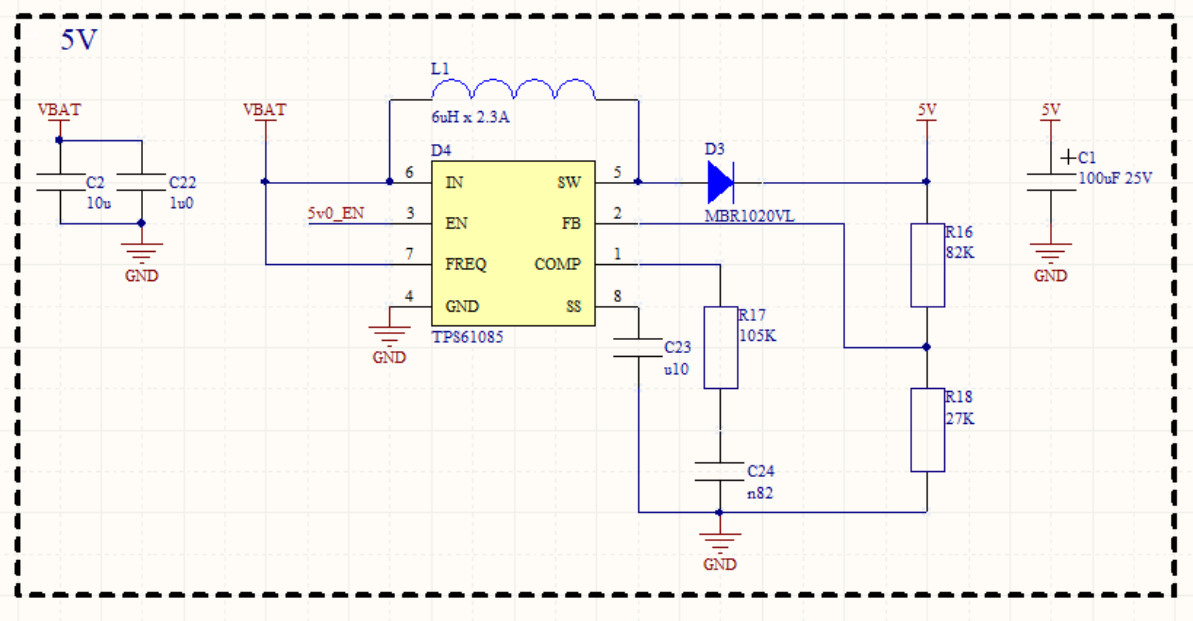


Рис.3.7. Схема електрична підвищуючого перетворювача на 5В

Конденсатор, підключений до виводу плавного пуску, зводить до мінімуму пусковий струм при запуску. Перетворювач працює в режимі безперервної провідності, як тільки вхідний струм перевищує половину струму пульсацій у котушці індуктивності, при більш низьких токах навантаження він перемикається в режим переривчастої провідності.

На рис.3.8 представлена схема електрична перетворювача напруги акумулятору 3.7 В на 3.3 В на основі мікросхеми NCP1117LP.

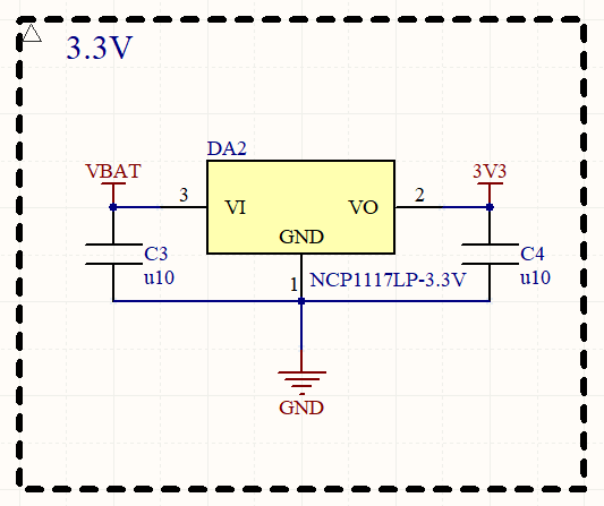


Рис.3.8. Схема електрична перетворювача напруги на 3.3В

Обрана мікросхема є регулятором напруги з низьким рівнем випаду напруги зі зниженим струмом спокою. Він може забезпечити вихідний струм понад 1 А, з напругою випаду 1,3 В при повному струмі навантаження.

Мікросхема AP3419 це 2A понижуючий перетворювач DC-DC, схема підключення якої зображена на рис.3.9. При великому навантаженні регулятор ШІМ постійної частоти забезпечує стабільність і перехідну реакцію. Не потребує компонентів зовнішньої компенсації.

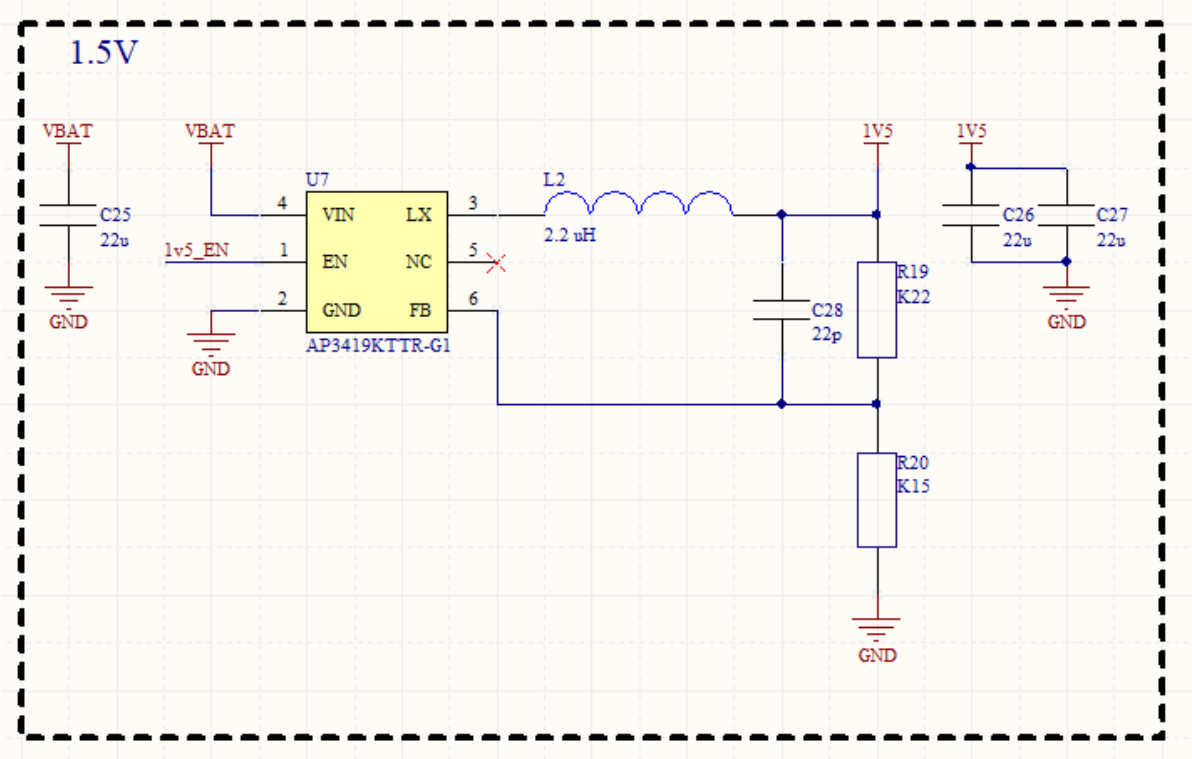


Рис.3.9. Схема електрична перетворювача напруги на 1.5В

У якості передатчика для рівноправних slave модулів обрано модуль HC-12, який являється бездротовим напівдуплексним модулем UART, що дає змогу передавати та приймати дані в діапазоні частот від 433,4 МГц до 473 МГц на швидкості від 1200 до 115200 бод, має можливість вибору каналів від 1 до 100, можливість вибору восьми варіантів потужності передавача від -1 дБм до 20 дБм водночас відстань передачі може досягати 1000 метрів на відкритій місцевості при швидкості передачі даних в ефірі 5000 біт/с. Схема підключення модулю представлена на рис.3.10.

Модуль HC-12 являє собою друковану плату з необхідними елементами розміром 27,8x14,4 мм. Бездротовий модуль має можливість підключення антени через роз'єм IPEX20279–001E-03.

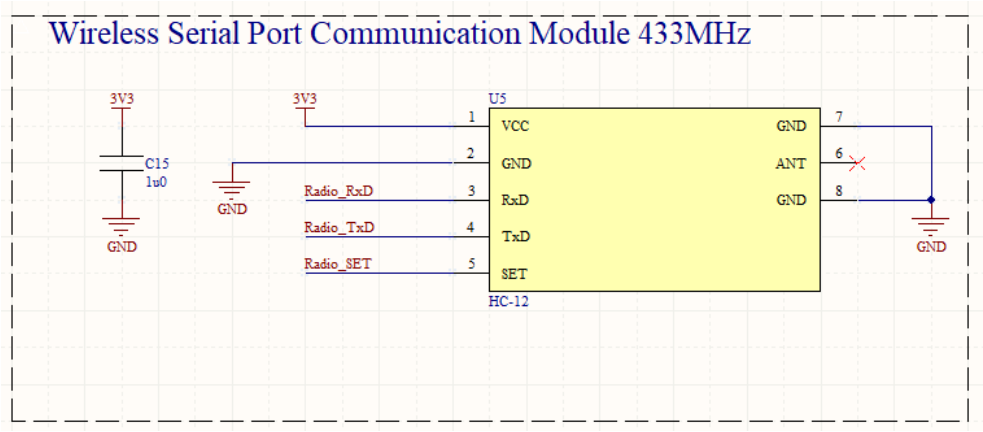


Рис.3.10. Схема електрична підключення модулю HC-12

Модуль побудований на базі мікросхеми SI4463, до цієї ж мікросхемі підключений кварцовий резонатор на 30 МГц, необхідний для роботи. Ця мікросхема має інтерфейс SPI, але модуль підключається по UART. Річ у тім, що на модулі присутній ще один мікроконтролер – STM8S003F3, він виступає в ролі перетворювача інтерфейсів. Крім цього мікроконтролер STM спрощує взаємодію з SI4463. Мікроконтролер STM реалізує всі необхідні команди та спрощує настройку й управління модулем HC-12 за допомогою власних AT команд.

Роль мастера відіграє модуль передавача SIM800C, це модель повнофункціонального чотирьохдіапазонний GSM/GPRS модуля від компанії SIMCOM (рис.3.11). Модуль є виробом-напівфабрикатом розміром майже 16×18мм, призначений для поверхневого монтажу на друковану плату. Модуль містить інтерфейси підключення SIM-карти, аналогових звукових ланцюгів, USB, UART і цифрові входи/виходи загального призначення. Живлення здійснюється від стабільного джерела напругою 3.5–4.2В, у якості якого може виступати стандартний літієвий акумулятор. Споживаний від джерела живлення струм у середньому становить 100–200мА (в режимі очікування – кілька міліампер), але імпульсні струми можуть досягати 2 А, тому для попередження короткочасної просадки напруги живлення необхідно застосовувати низкоімпедансні блокувальні конденсатори,

розміщуючи їх у безпосередній близькості від модуля. Антенні ланцюги модуля мають імпеданс 50 Ом у робочих діапазонах 900 і 1800 МГц.

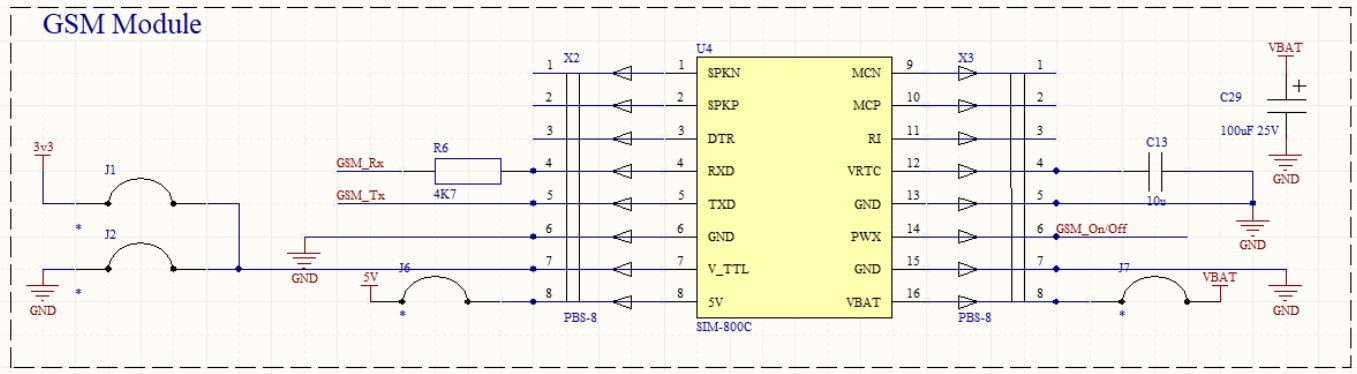
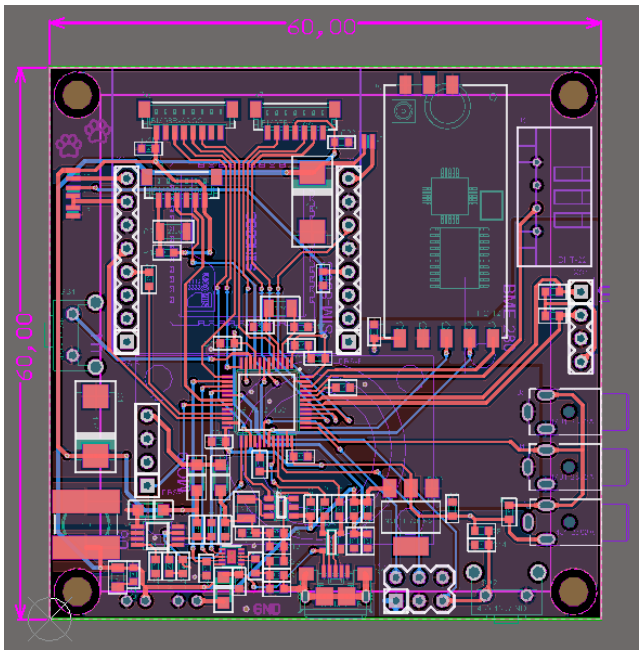


Рис.3.11. Схема електрична підключення модулю SIM800C

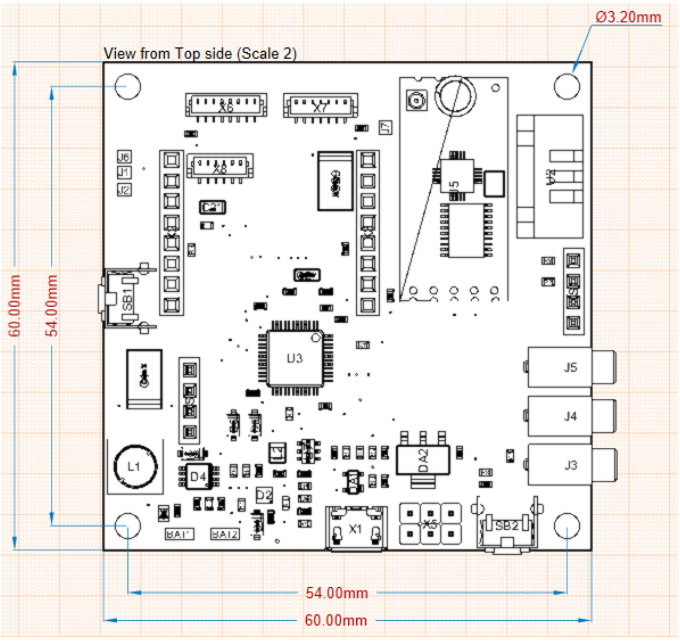
Інтерфейс обміну даними з модулем представлений двома функціями: функцією читання з драйвера даних, призначених для відправки в модуль, і функцією надсилання в драйвер даних, отриманих від модуля. Остання функція може бути безпечно викликана з обробника переривань мікроконтролера і здатна передавати в драйвер дані довжиною 1–255 байт. Це дає можливість легко реалізувати канал «модуль-драйвер» за допомогою переривання від UART RX або від DMA-мікроконтролера, передаючи 1 байт або відразу блоки даних змінної довжини. Зворотний канал даних «драйвер-модуль» повинен бути реалізований залежно від використовуваної платформи, наприклад за допомогою переривання UART TX або DMA. Драйвер може видавати блок даних довжиною до 600 байтів (MTU + заголовки), тому користувач повинен передбачити буфер відповідного розміру для зберігання даних у процесі їх побайтно або поблочної видачі.

Інтерфейс обміну з користувальницькою програмою представлений двома групами функцій: читання й запису (керування). Функції першої групи повинні викликатися користувачем при настанні певних подій у драйвері. Вони призначені для отримання даних із драйвера (наприклад, тексту SMS або даних, прийнятих по TCP). Функції другої групи можуть бути викликані, якщо драйвер вільний (чи не зайнятий обробкою попередньої команди) і використовуються для керування модулем і передачі даних.

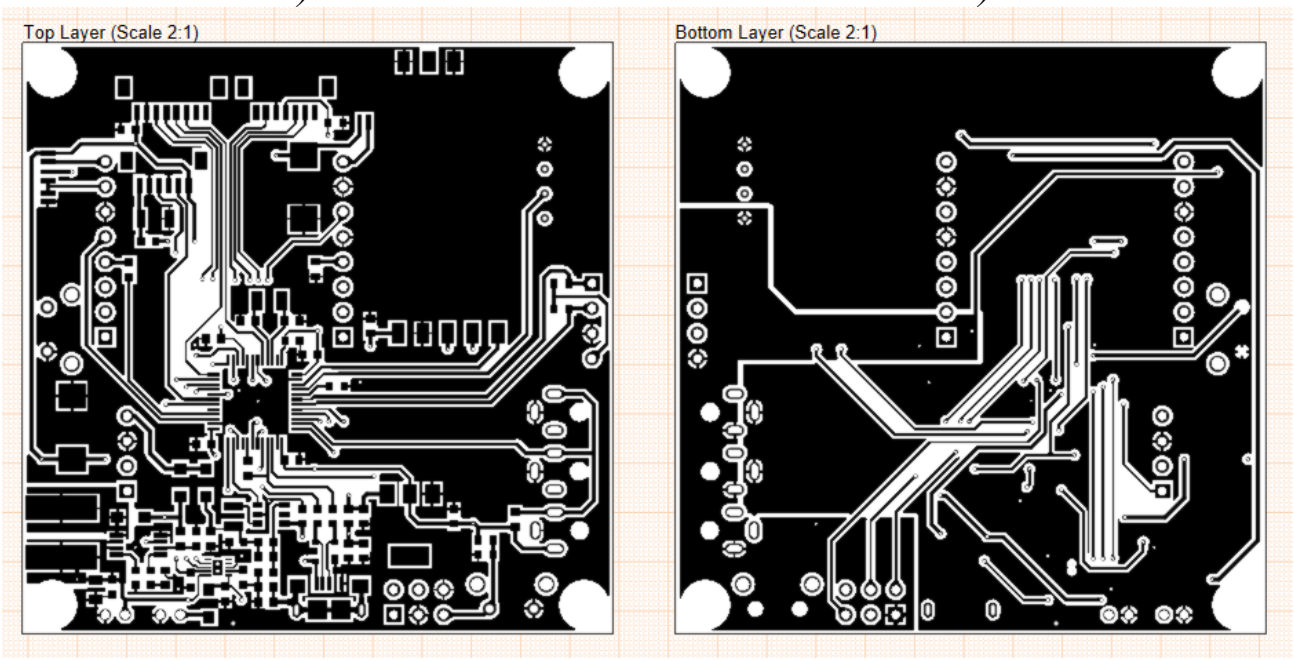
На рис.3.12 представлена друкована плата в САПР Altium Designer, креслення (що використовувалися для проєктування корпусу ВМ) та топологія друкованої плати (для перевірки відповідності виготовлених друкованих плат гербер файлам).



а)



б)



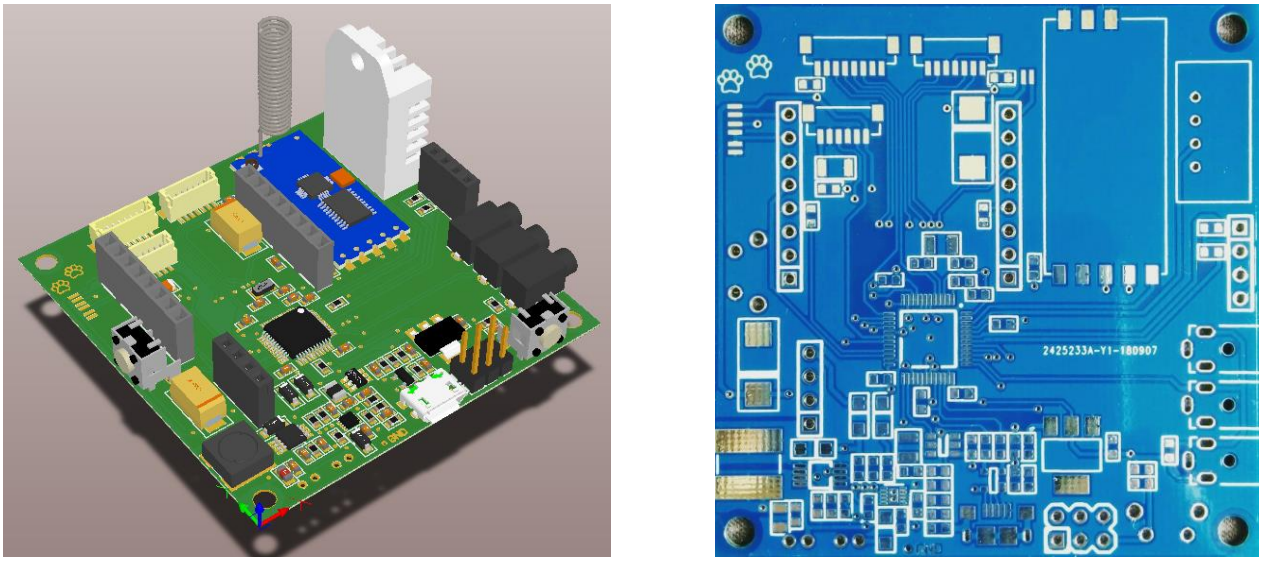
в)

Рис.3.12. Друкована плата вимірювального модуля: а) друкована плата в САПР; б) креслення друкованої плати; в) топологія друкованої плати

Характеристики друкованої плати: двошарова; матеріал FR4-Standart Tg 130–140 С; кількість компонентів 86; розміщення компонентів – одностороннє; кількість падів 331; кількість отворів 71; мінімальний розмір отвору 0,3/0,6 мм; мінімальна

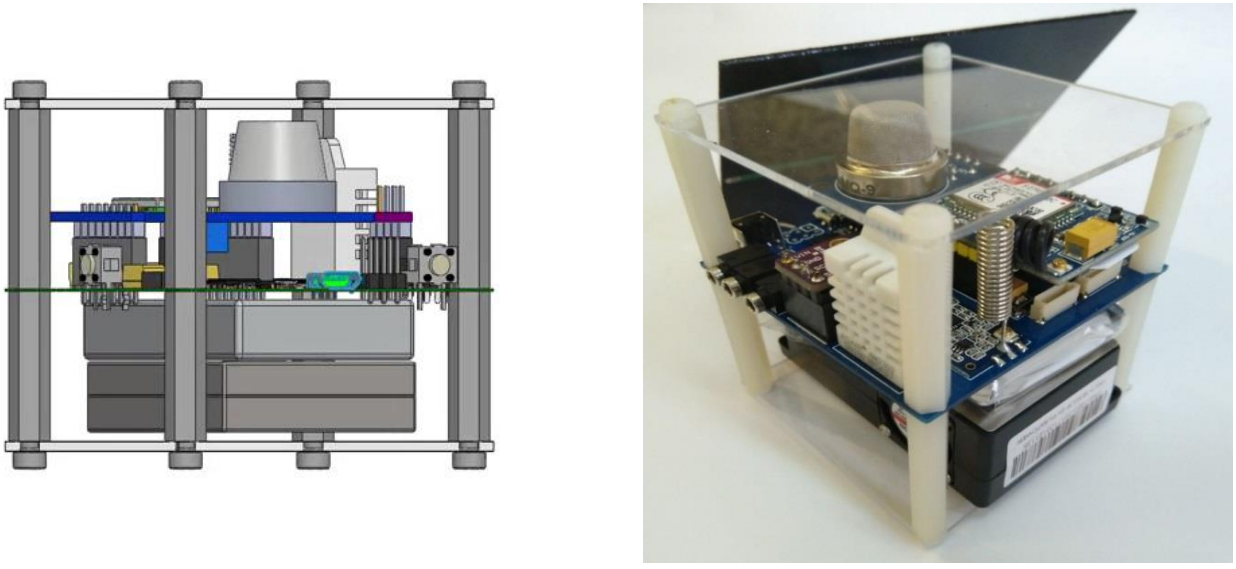
ширина ланцюга 0,254 мм; мінімальний зазор між провідниками 0,254 мм; розмір пояску відкриття від маски 0.05 мм; фінішне покриття HASL (with lead); товщина 1мм.

На рис.3.13 показано електромонтажні плати вимірювального модуля (3D модель у САПР Altium Designer та виготовлені на заводі JLCPCB) та на рис.3.14 зображено робочий прототип вимірювального модуля як елемент системи діагностування СТО.



а) *б)*

Рис.3.13. *а)* 3D модель плати *б)* виготовлена друкована плата на заводі JLCPCB



а) *б)*

Рис.3.14. Робочий прототип вимірювального модуля системи діагностування: *а)* 3D модель; *б)* зовнішній вид зібраного модуля

3.4. Інформаційно-вимірювальний канал та сенсори системи

Як зазначалося в розділі 3.2, до складу системи можуть бути включені сенсори тих фізичних величин, які використовуються для діагностування конкретно заданої системи.

Залежно від потреб, до базового модуля можуть підключатися до 15 аналогових сенсорів, до 256 цифрових сенсорів по шині 1-WIRE та до 127 – по I2C, серед яких:

– сенсор твердих часток: PMS 1003 та/або GP2Y1010AU0F;

– метеорологічні сенсори: BME 280, DHT-22, DS18b20, термопара К-типу; сенсори контролю концентрації таких речовин: формальдегіди (CH2O); карбону монооксид (CO); карбону діоксид (CO2); нітрогену діоксид (NO2); озон (O3).

У таблиці 3.2 представлені параметри та характеристики сенсорів та вимірювальних модулів.

Таблиця 3.2. Параметри системи та вимірювальних модулів

	Сенсор	Параметри	Характеристики
Температура	Тип К	Термопара типу К	Від 0 до +1100 °С
Вологість	SHT1x	Сенсор вологості	+/- 0,3 °С при 25 °С
Газ, дим	MG-811	CO2	350-10000ppm
	PM2.5 PMS3003	Забруднення повітря пилом	0~500 ug/m3
	MQ-135	Якість повітря	10ppm-300ppm NH3 10ppm-1000ppm Benzene 10ppm-300ppm Alcohol
	MQ-9	Зріджені вуглеводневі гази	метан і пропан-бутан: від 500ppm до 10000ppm CO: від 20ppm до 2000ppm
	MQ-5	Метан, ізобутан і пропан-бутан	10-5000ppm
	MQ-6	Зріджені вугле-водневі гази, ізобутан, бутан	300-10000 ppm
Живлення		5В	USB-сумісний, акумулятор (3.7В, 2000 мАг)
Зв’язок		GSM та 433 МГц модулі	
Розміри		60х60х70мм	

Завдяки закладеній широкій лінійці сенсорів можливе розширення кола використання вимірювальних модулів та системи загалом в цілому.

На рис.3.15 зображена структура вимірювального каналу ІВСД.

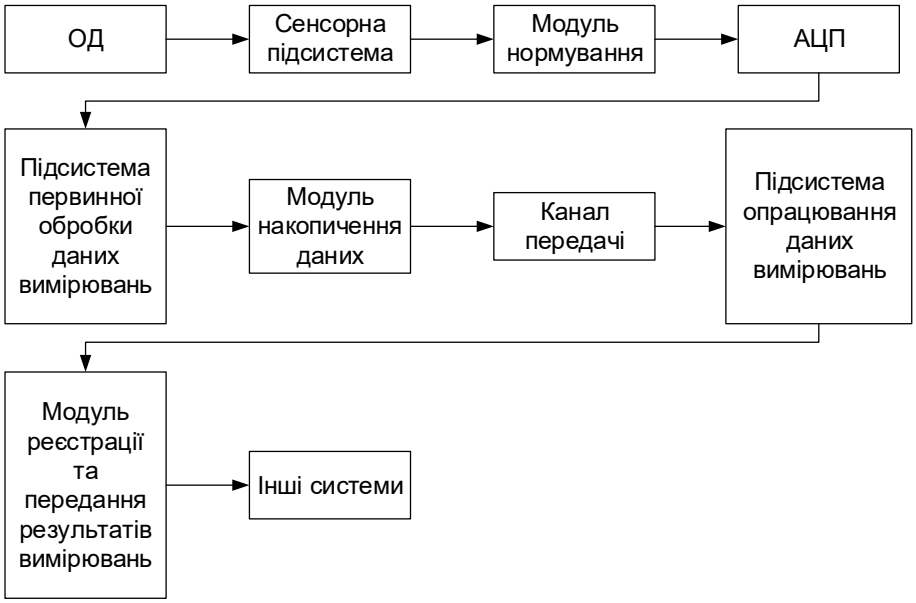


Рис.3.15. Узагальнена структура вимірювального каналу ІВСД

– ОД – об’єкт діагностування;

– Сенсорна підсистема включає сенсори тих фізичних величин, які використовуються для діагностування конкретно заданої системи;

– Модуль нормування підсилює, фільтрує, коригує та нормує вимірювальний сигнал;

– Блок АЦП може бути реалізований у самому сенсорі або використовуватись АЦП МК;

– Підсистема первинної обробки дає змогу приймати діагностичні рішення децентралізовано;

– Усі дані накопичуються для подальшого передавання по каналу передачі;

– Підсистема опрацювання даних забезпечує приймання, та опрацювання даних для подальшого отримання результату.

З огляду на зазначене було обрано модуль термопари К-типу (характеристики термопари представлені в таблиці 3.3) з цифровим підсилювачем на мікросхемі

MAX6675ISA+T, що призначена для вимірювання температури в діапазоні від 0 до 700 °C.

Рис.3.16. Зовнішній вигляд модулю термопари К-типу з цифровим підсилювачем на мікросхемі MAX6675ISA+T [111]

Застосування цифрового методу відліку й компенсації холодного спаю термопари забезпечують високу точність вимірювання – 0,25 градуса.

Таблиця 3.3. Характеристики термопари вимірювального каналу температури

Тип термопари	K
Матеріал позитивного електроду	Хромель Cr—Ni
Матеріал негативного електроду	Алюмель Ni—Al
Темп. коефіцієнт, μV/°C	40…41
Темп. діапазон °C (тривало)	від 0 до +1100
Темп. діапазон °C (короткочасно)	від −180 до +1300
Клас точності 1 (°C)	±1,5 від −40 °C до 375 °C ±0,004×T від 375 °C до 1000 °C
Клас точності 2 (°C)	±2,5 від −40 °C до 333 °C ±0,0075×T від 333 °C до 1200 °C
Кольорове маркування	Зелено-білий

Виникаюча в термопарі ЕРС дуже мала і її не можна виміряти використовуючи аналогові входи мікроконтролера, для цього завдання використовується мікросхема MAX6675. Сигнал із термопари спочатку надходить на операційні підсилювачі мікросхеми, а вже потім на 12-бітний АЦП, далі дані виводяться по шині SPI у вигляді двох байт, старші 12 біт яких є числом температури. Блок-діаграма мікросхеми MAX6675 зображена на рис.3.17.

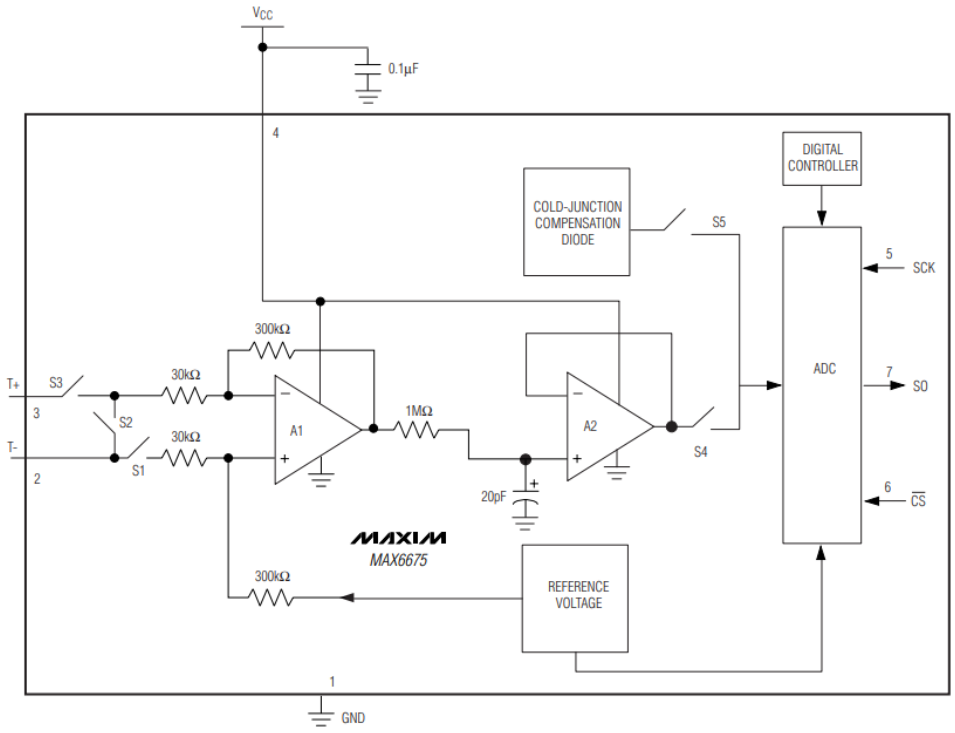


Рис.3.17. Блок-діаграма мікросхеми MAX6675 [112]

Оскільки дані з мікросхеми тільки зчитуються, без відправки даних на мікросхеми, то на його шині SPI відсутній вивід MOSI. Важливим фактом є й те, що в мікросхемі MAX6675 реалізована функція компенсації холодного спаю. Річ у тім, що ЕРС виникає не тільки в місці спаю металів термопари, а й на з'єднанні цих металів із проводом, що без функції компенсації холодного спаю впливало б на показники температури.

3.5. Платформа для проєктування системи

Система складається з програмних пакетів верхнього рівня, серверу та нижнього рівня.

Програмний пакет верхнього рівня для ПК складається з модулів візуалізації даних та взаємодії із сервером системи (рис.3.28).

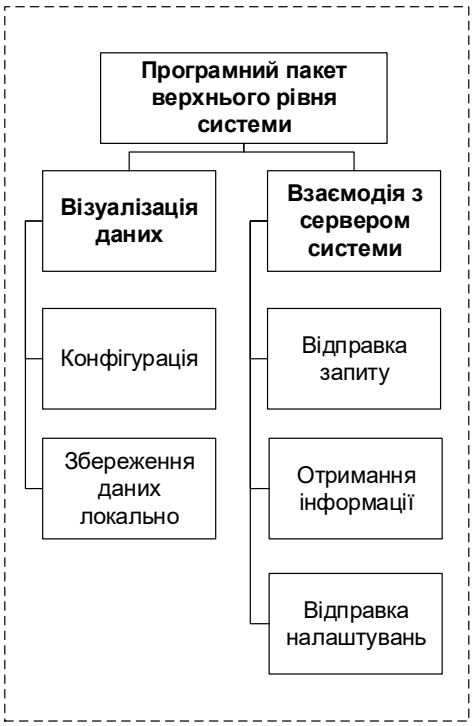


Рис.3.18. Структура програмного забезпечення ІВСД верхнього рівня системи

Модуль візуалізації даних здійснює конфігурацію відображення та збереження даних на локальному персональному пристрої. Програма може формувати двовимірні графіки до 1000 точок даних (рис.3.19). Частота оновлення ділянки - 20 Гц, незалежно від частоти вхідних даних.

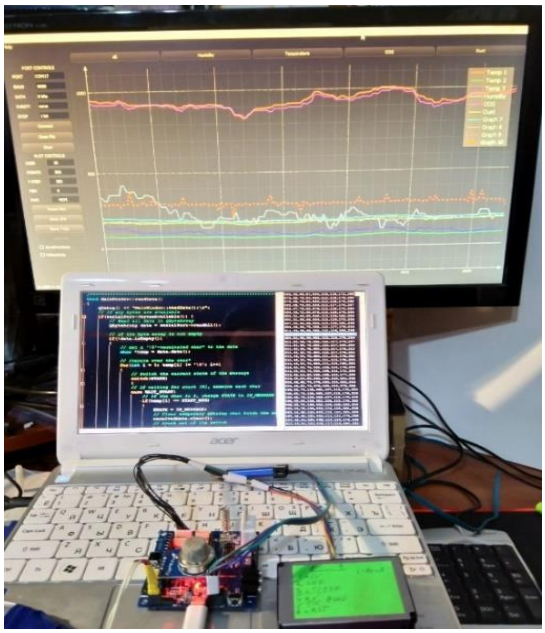


Рис.3.19. ПЗ системи під час тестування

Також є можливість експортувати JPG файли, зберігати файли у формат txt та зчитувати їх. Програма підтримує масштабування та перетягування за допомогою колеса миші. При зверненні до графіка відображається значення X та Y графіка в рядку стану.

Модуль взаємодії із сервером системи здійснює відправку запитів задля отримання даних та відправку налаштувань на сервер.

Робоче середовище програмного забезпечення системи (рис.3.20) реалізовано з використанням кросплатформного фреймворку для розроблення програмного забезпечення Qt мовою програмування C++.

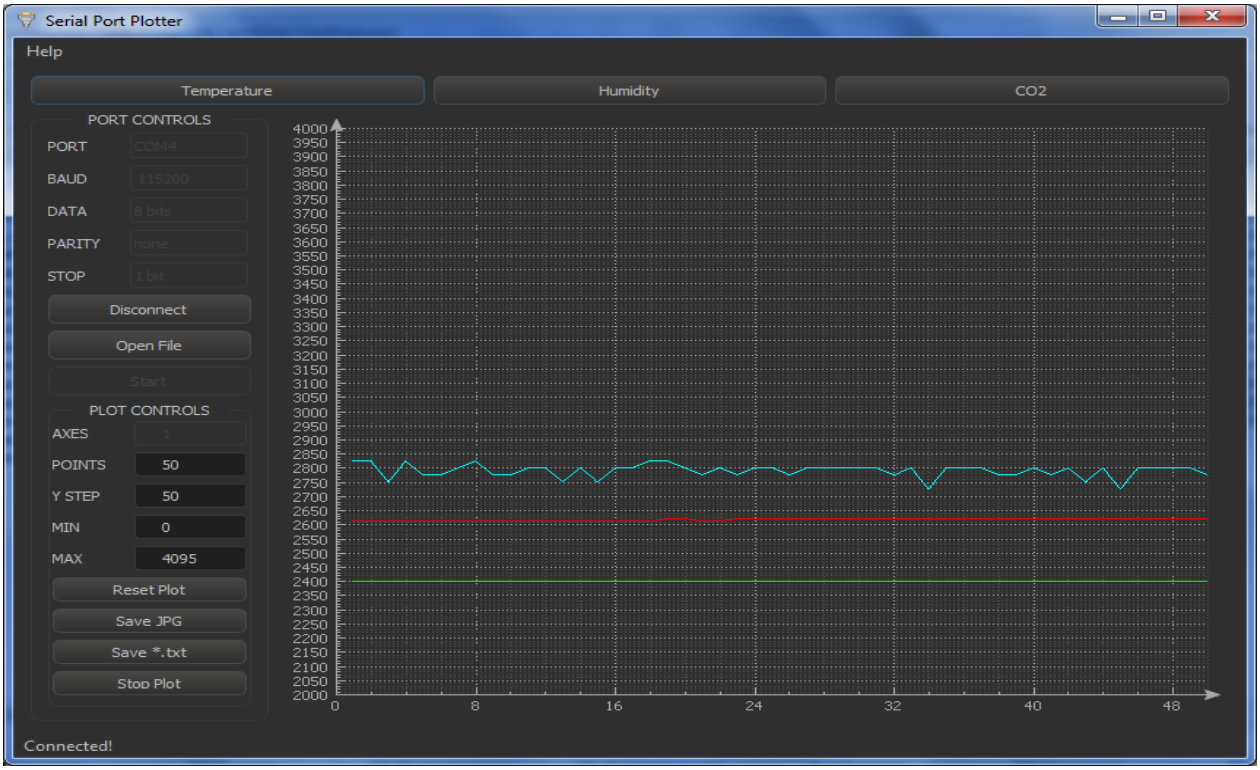


Рис.3.20. Робоче середовище програмного забезпечення системи

Кінцевим результатом є Windows-сумісна програма, яка відображає дані в реальному часі з послідовного порту. Програма 32-розрядна з вбудованими бібліотеками Qt та QCustomPlot (див. додаток В).

На рис.3.21 зображена структура програмного забезпечення ІВСД системи збору та реєстрації даних на сервері, що складається з модулів: користувацький інтерфейс, менеджер завантаження даних, інструменти ІАД.

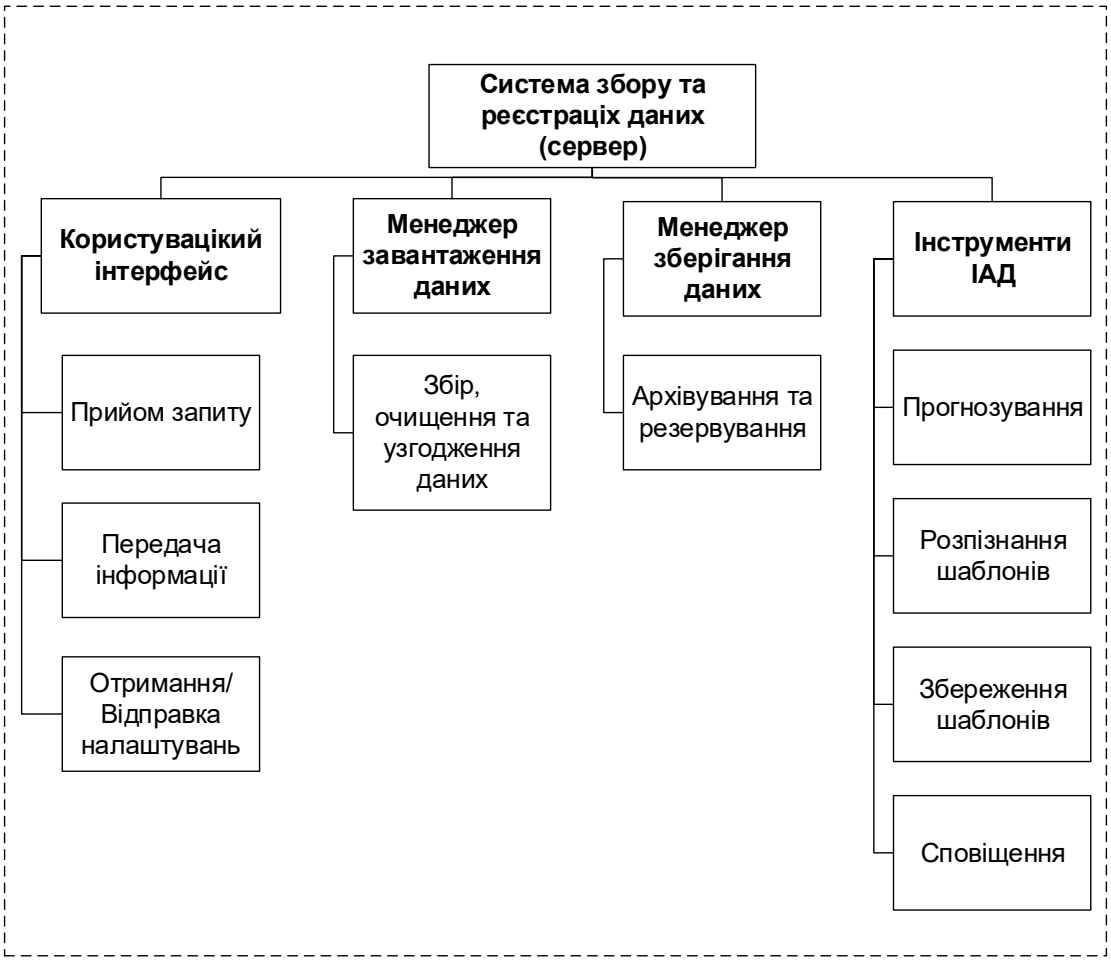


Рис.3.21. Структура програмного забезпечення ІВСД системи збору та реєстрації даних на сервері

У якості патерн проєктування серверу використовується шаблон Pub-sub, належить до поведінкових патерн (патерн взаємодії), тобто застосовується, коли потрібно організувати взаємодію між різними об’єктами системи. У якості мережевого протоколу, що працює на TCP/IP, з реалізацією патерн Pub-sub обрано MQTT (див. додаток Г).

3.6. Програмне забезпечення системи

Розроблення програмного забезпечення ІВСД було розділене на три частини: програмний пакет нижнього рівня, верхнього рівня та збору та реєстрації даних.

Архітектура розробленого програмного пакета нижнього рівня (для мікроконтролерів) ВМ представлена на рис.3.22.

За функціональним призначенням програмний пакет поділяється на 5 груп: взаємодія з вимірювальними модулями системи, опрацювання даних, керування процесом вимірювання, розрахунок топології мережі та передача даних.

Програмний модуль взаємодії з вимірювальними модулями системи забезпечує роботу системи загалом та її узгодження, що реалізується за допомогою послідовного виклику функцій або підпрограм: початкова ініціалізація, запуску процедури збирання даних, отримання та зберігання даних та завершення роботи.

Рис.3.22. Структура програмного забезпечення ІВСД нижнього рівня ВМ

Модуль керування процесом вимірювання відповідає за керування режимами роботи, налаштування та калібрування окремих складових ІВСД та проведення їх діагностики.

Для контролю над зависанням системи використовується сторожовий таймер Watchdog Timer (WDT). Це таймер, який періодично скидається контрольованою системою. Якщо раптом скидання не відбулося за певний інтервал часу після попереднього скидання даного таймера, то відбувається примусове перезавантаження системи (в нашому випадку мікроконтролера STM32F103C8T6).

Сторожовий таймер у контролері STM32F103 існує двох видів:

– Independent watchdog (IWDG) – це незалежний сторожовий таймер, котрий рахує зверху вниз до нуля, починаючи зі значення, яке в ньому встановлено. Як тільки лічильник дійде до нуля, то від сторожового таймера надійде сигнал скидання, який змусить систему перезавантажитися. Але щоби цього не сталося, треба завчасно перезавантажити IWDG або відновити реєстр, внісши заново в нього необхідне число й тоді таймер почне знову зворотний відлік.

– Window watchdog (WWDG) – віконний сторожовий таймер, який працює подібним чином, тільки в нього є дві межі – нижня і верхня, і скидання таймера повинно відбутися між даними межами, тобто таймер повинен скинутися теж обов'язково до закінчення повного інтервалу, але також і не раніше покладеного терміну, обумовленого межею.

З блок діаграми IWDG на рис.3.23 видно, що тактується таймер від окремого низького джерела тактових сигналів LSC (low-speed clock), від якого тактові сигнали надходять у 8-бітний переддільник, коефіцієнт якого встановлюється за допомогою регістра IWDG_PR.

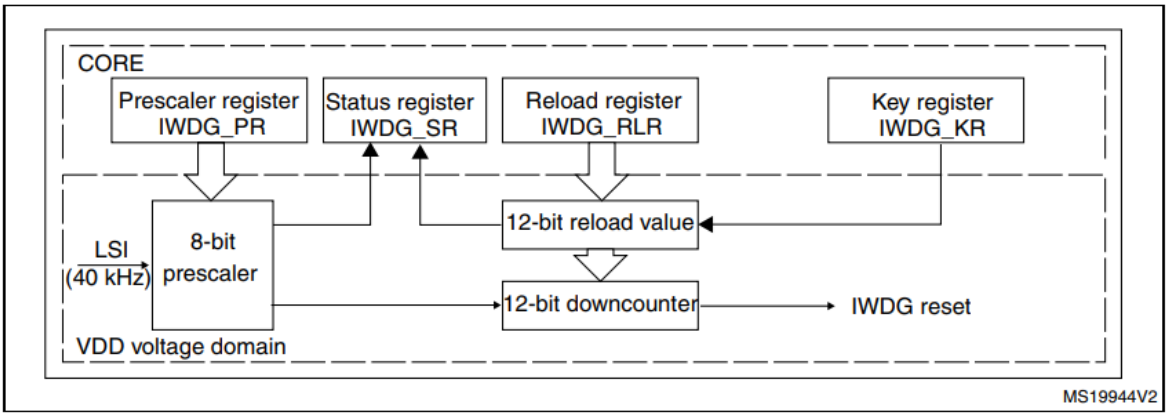


Рис.3.23. Блок діаграма IWDG [113]

У регістр IWDG_PLR заноситься значення, від якого таймер при старті почне зворотний відлік. Також існує регістр статусу IWDG_SR, у якому в момент зміни значення в регістрі преддільника IWDG_PR, а також у момент занесення або поновлення значення в регістрі IWDG_PLR, встановлюється відповідний біт. Попередньо в ключовий регістр IWDG_KR для доступу до даних операцій змін

заноситься певне ключове число. Після того, як 12-бітний зворотний лічильник (downcounter) дорахував до 0, IWDG видасть на своєму виході сигнал на перезавантаження системи.

Щоби перезавантаження системи не відбулося, необхідно своєчасно подати команду на перезавантаження лічильника, щоби він заново почав зворотний відлік. Тим самим і забезпечується контроль над зависанням програми в певних точках, де таке можливо. Якщо IWDG не увімкнеться знову вчасно, це буде означати, що програма зависла й система перезавантажиться.

Перший регістр – регістр доступу або ключовий (рис.3.24).

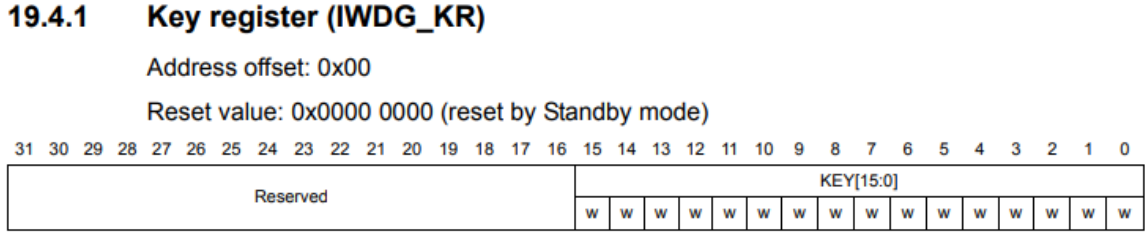


Рис.3.24. Ключовий регістр IWDG_KR [113]

Старші 16 біт не використовуються й зарезервовані.

Молодші 16 байтів використовуються тільки на запис і в них заноситься ключове число.

Число 0xAAAA заноситься для того, щоби перезавантажити лічильник.

Число 0x5555 в цей регістр заноситься для доступу до регістрів IWDG_PR і IWDG_PLR.

Число 0xCCCC в цей регістр записується для того, щоби таймер стартував і його лічильник почав зворотний відлік.

Число 0x0000 заноситься для того, щоби заборонити доступ до регістрів IWDG_PR і IWDG_PLR.

Наступний регістр – регістр преддільника IWDG_PR (рис.3.25).

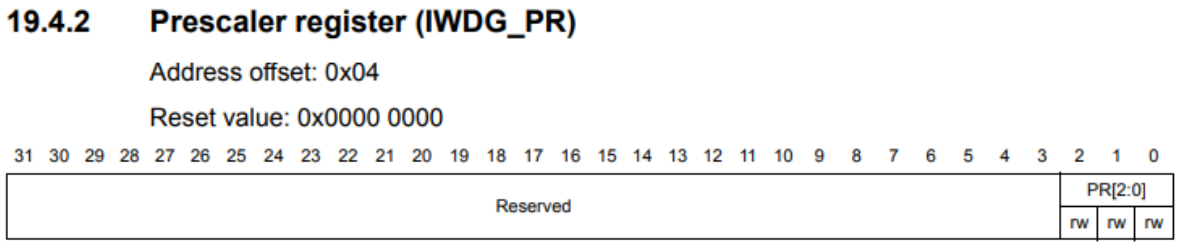


Рис.3.25. Регістр преддільника IWDG_PR [113]

У молодші три біти заносяться біти, що відповідають за коефіцієнт ділення частоти, інші біти зарезервовані.

Наступний регістр – IWDG_PLR (рис.3.26).

19.4.3 Reload register (IWDG_RLR)

Address offset: 0x08

Reset value: 0x0000 0FFF (reset by Standby mode)

31	30	29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	19	18	17	16	15	14	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0
Reserved																				RL[11:0]											
																				rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw	rw

Рис.3.26. Регістр перезавантаження IWDG_PLR [113]

У цей 12-бітний регістр (біти 11:0) заноситься число, з якого згодом починається зворотний відлік. Щоби записати число в ці біти, треба отримати доступ за допомогою ключового значення 0x5555, яке повинно бути попередньо занесено в регістр IWDG_KR. Також перед записом нового числа в регістр IWDG_PLR треба перевірити, що біти в статусному регістрі IWDG_SR скинуті.

Наступний регістр – IWDG_SR або регістр статусу (рис.3.27).

19.4.4 Status register (IWDG_SR)

Address offset: 0x0C

Reset value: 0x0000 0000 (not reset by Standby mode)

31	30	29	28	27	26	25	24	23	22	21	20	19	18	17	16	15	14	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0
Reserved																														RVU	PVU
																														r	r

Рис.3.27. Регістр статусу IWDG_SR [113]

Активних бітів тільки два.

Біт RVU (Watchdog counter reload value update) – біт встановлюється, коли відбувається оновлення числа, з якого починається рахунок. Установка і скидання відбуваються тільки апаратно.

Біт PVU (Watchdog prescaler value update) – встановлюється, коли відбувається зміна подільника в регістрі IWDG_PR.

Модуль опрацювання даних забезпечує первинну обробку накопичених даних та перевірку циклу подій.

Модуль розрахунку топології мережі відповідає за розрахунок маршрутів передачі даних від slave модулів до master модуля. Розподільний комплекс вимірювальних модулів спроєктовано як самоорганізовану мережу, оскільки топологія може змінюватись у часі. У мережі вузли рівноправні й можуть виконувати функцію репітерів. Застосовано проактивний OLSR-протокол зміни топології мережі, що ініціюється широкомовною розсилкою hello-повідомлень про ці зміни. Усі маршрути зберігаються в пам'яті кожного вузла і він може скористатися ними в будь-який момент.

Розроблено функціональну схему взаємозв'язків вимірювальних модулів (рис.3.28) в системі діагностування СТО на базі mesh-мережі, де:

S – slave-модуль;

M – master-модуль (всі модулі в радіусі G);

G – GSM node – головний модуль;

R – repeater, повторювач сигналу.

Усі модулі системи обладнані прийомо-передавачем HC-12 433 МГц, а головний модуль – GSM-передавачем SIM-800C.

Алгоритм дії системи такий:

1. Визначення адреси сусідніх вузлів: нові вузли розсилають hello-повідомлення, сусідні вузли повідомляють свої адреси.

2. Вимірювання дистанцій до сусідніх вузлів за допомогою ехо-повідомлень.

3. Організація даних у пакет (особисті адреси вузлів, порядкові номера, дистанції).

4. Розсилка пакетів даних усім вузлам мережі.

5. Надходження даних від сенсорів до мікроконтролера, де обчислюються показники.

6. Надсилання даних по радіоканалу за визначеним оптимальним маршрутом до головного модуля раз на 10 сек (або заданий оператором час).

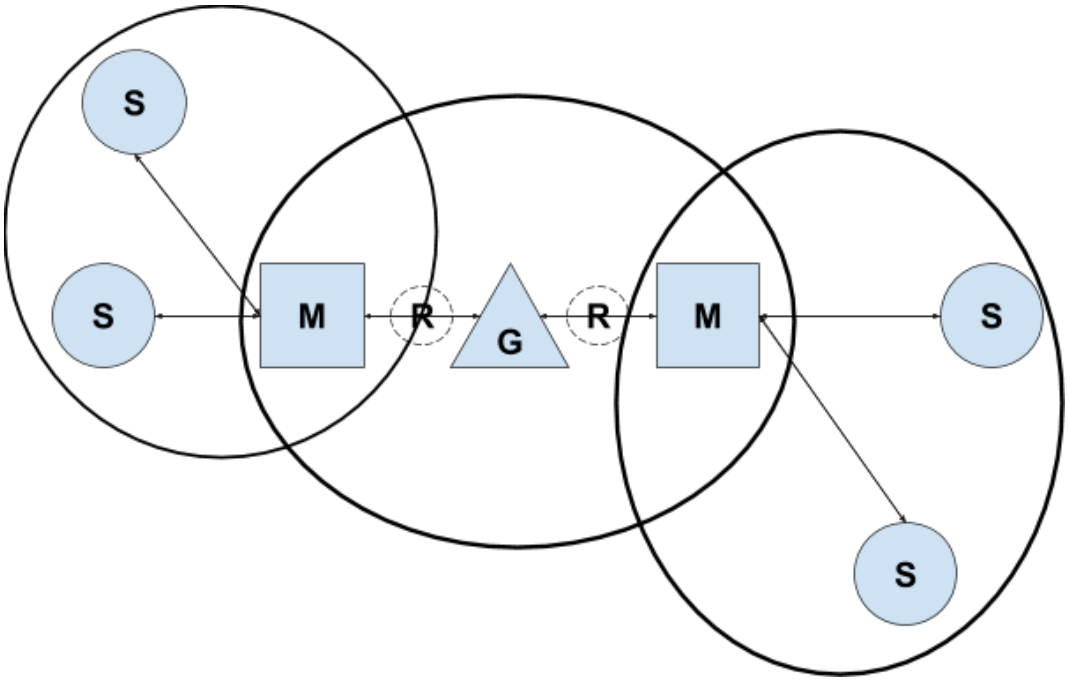


Рис.3.28. Функціональна схема взаємозв’язків вимірювальних модулів системи діагностування СТО

Модуль передачі даних керує ініціалізацією драйверів модулів передачі, їх налаштуваннями, режимами роботи, відправками даних та прийманням і читанням налаштувань, що можуть надходити із сервера.

Конфігурація проєкту виконувалась за допомогою проєктогенератору STM32CubeMX.

STM32CubeMX – це графічний інструмент, який дає змогу налаштувати мікроконтролери та мікропроцесори STM32, а також створити відповідний C код ініціалізації ядра Arm Cortex-M. CubeMX дає можливість налаштувати кожне необхідне вбудоване ПЗ завдяки розв’язувачу конфліктів, помічнику установки дерева годинника, калькулятору енергоспоживання та утиліті, яка налаштовує периферійні пристрої (наприклад, GPIO або USART) і стеки програмного забезпечення (наприклад, USB або TCP / IP).

На МК використовується операційна система реального часу (ОСРЧ) оскільки модуль складного пристрою з безліччю функцій: опитування сенсорів, обмін інформацією по декількох шинам I2C, SPI, 1Wire та ін., обмін інформацією з зовнішніми пристроями. До переваг ОСРЧ можна віднести:

– Багатозадачність;

– Тимчасова база для відмірювання інтервалів часу;

– Обмін даними між задачами;

– Синхронізація.

У якості ОСРЧ використовується FreeRTOS. FreeRTOS – це багатозадачна, мультиплатформна, безоплатна операційна система жорсткого реального часу з відкритим вихідним кодом. Для планувальника FreeRTOS обрано кооперативний тип багатозадачності. Відмінність кооперативного типу від, наприклад, витісняючого, у тому, що планувальник самостійно не може перервати виконування поточної задачі, навіть якщо з'явилась готова до виконування задача з більш високим пріоритетом. Кожна задача мусить самостійно передати керування планувальнику.

Завдання кооперативної ОСРЧ:

– Оформлення: підпрограми мають «мітку входу» (адреса/ім'я), а вихід із них здійснюється тільки через RET.

– Параметри: завдання керуються тільки даними в SRAM і в регістрах введення/виведення.

– Запуск: завдання ніколи не запускаються безпосередньо, через CALL <адреса>, як звичайні підпрограми. Усі завдання запускаються тільки опосередковано – через механізми RTOS («чергу завдань» і «диспетчер задач»).

- Завдання можуть бути «заплановані до запуску» (по їх порядковому номеру в індексній таблиці «RTOS_TaskProcs»):
  - або «якомога швидше» (через PLAN_TASK),
  - або «відкладений запуск, через заданий час, у мс» (через PLAN_TIMER),
  - або «при настанні зовнішнього події, стану апаратного пристрою, стану прапора в пам'яті» (через PLAN_WAITER).
- У будь-якому випадку, передача управління між завданнями ніколи не відбувається миттєво – між ними відбувається, як мінімум один, прохід циклу Диспетчера завдань.

- Усі завдання необхідно попередньо зареєструвати в системі: внести <адрес> до індексної таблиці «RTOS_TaskProcs», під певним порядковим номером <індекс>; і привласнити цей номер символічній константі:.equ TS_TaskX = <індекс>.
- Виняток: системне завдання «холостий цикл» Task_Idle, під номером = 0 в індексній таблиці.

– Хід виконання: Під час виконання «кооперативного завдання» управління не може бути передано ніяким іншим задачам чи службам RTOS.

- Тому вигода «кооперативної ОС», перед «витісняючою ОС» у тому що кожної не треба окремо захищати завдання від усіх інших «конкуруючих процесів», не потрібно покривати код критичними секціями, використовувати м'ютекси для поділу критичних ресурсів, використовувати інші засоби «синхронізації взаємодії між процесами».
- Завданням недозволено забороняти переривання надовго (довше 1 мс), щоби не порушувати роботу RTOS. Також, завдання не може заборонити переривання перманентно – як тільки завершиться поточне завдання, то RTOS автоматично дозволить переривання (SEI).

– Особливості програмування: Завдання можуть не захищати вміст регістра через стек. Але водночас, весь простір реєстрового файлу розглядається тільки як тимчасові змінні.

– Методика проєктування: Функціонально, алгоритм вирішення складної прикладного завдання розбивається на підзадачі – кожна з яких оформляється в код окремого «кооперативного завдання». Такі завдання можуть виконуватися щодо інших: послідовно, або умовно (окремі гілки IF-THEN-ELSE можна оформити як окремі завдання, і запускати через PLAN_TASK), або через певну затримку часу (завдання, заплановані через PLAN_TIMER), або через невизначене очікування зовнішньої події або стану апаратного пристрою.

- Кожне завдання при запуску: вичитує, усе що потрібно її алгоритму, з SRAM і регістрів введення/виводу; робить корисну роботу; зберігає результати в SRAM; завершується (RET).

- Код кожного завдання виконується максимально швидко, як і обробники переривання.

3.7. Висновки до розділу 3

1. Розроблено ієрархічну структуру системи технічного діагностування складних теплоенергетичних об’єктів на основі концепції «розумних мереж» Smart Grid, застосування якої дає змогу проводити: первинний добір та підготовку діагностичних сигналів; первинне математичне опрацювання, прийняття первинних діагностичних рішень, сигналізацію про можливі дефекти; накопичення, повноцінне опрацювання та глибокий аналіз даних, швидке реагування на аварійні сигнали з нижчого рівня, прийняття діагностичних рішень по об’єкту загалом, архівацію статистичних даних.

2. Реалізовано апаратно-програмний комплекс приймання, опрацювання, накопичення даних та передавання і візуалізації необхідної інформації інформаційно-вимірювальної системи діагностування складних теплоенергетичних об’єктів.

3. Розроблено програмне забезпечення, що складається з програмних пакетів нижнього рівня, верхнього рівня та збору та реєстрації даних, яке дає змогу уніфікувати формати даних та протоколів обміну даними для різних типів сенсорів і засобів зв’язку підсистем, а також між підсистемами. Застосування протоколів для організації самоорганізованої мережі дозволяє представити ІВСД як модульну систему, що забезпечує додавання нових і видалення застарілих модулів із системи без її повної перетрансляції.

РОЗДІЛ 4. ПОБУДОВА ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

У цьому розділі наведені результати експериментальних досліджень, висвітлених у попередніх розділах, інформаційно-вимірювальної системи діагностування складних теплоенергетичних об’єктів із використанням ретроспективної інформації.

4.1. Навчальні параметри та критерії оцінювання моделей нейронних мереж

На основі розділу 2 було прийнято рішення зробити варіацію параметрів навчання нейронної мережі (таблиця 4.1):

- навчальні періоди складають 1, 4 або 12 місяців;
- кількість прихованих шарів – 2 або 4;
- кількість прихованих нейронів у першому шарі – 8, 15, 20, 24, 30, 45, 60, 90;
- кількість прихованих нейронів зменшується вдвічі в кожному наступному шарі.

Таблиця 4.1. Навчальні параметри моделей

Навчальний період					
1 місяць		4 місяці		12 місяців	
Модель	Кількість прихованих нейронів у першому шарі	Модель	Кількість прихованих нейронів у першому шарі	Модель	Кількість прихованих нейронів у першому шарі
2 прихованих шари					
1A1	8	1B1	8	1C1	8
1A2	15	1B2	15	1C2	15
1A3	20	1B3	20	1C3	20
1A4	24	1B4	24	1C4	24
1A5	30	1B5	30	1C5	30
1A6	45	1B6	45	1C6	45
1A7	60	1B7	60	1C7	60
1A8	90	1B8	90	1C8	90
1A9	8	1B9	8	1C9	8
1A10	15	1B10	15	1C10	15
1A11	20	1B11	20	1C11	20
1A12	24	1B12	24	1C12	24
1A13	30	1B13	30	1C13	30

1A14	45	1B14	45	1C14	45
1A15	60	1B15	60	1C15	60
1A16	90	1B16	90	1C16	90
4 прихованих шари					
2A1	8	2B1	8	2C1	8
2A2	15	2B2	15	2C2	15
2A3	20	2B3	20	2C3	20
2A4	24	2B4	24	2C4	24
2A5	30	2B5	30	2C5	30
2A6	45	2B6	45	2C6	45
2A7	60	2B7	60	2C7	60
2A8	90	2B8	90	2C8	90
2A9	8	2B9	8	2C9	8
2A10	15	2B10	15	2C10	15
2A11	20	2B11	20	2C11	20
2A12	24	2B12	24	2C12	24
2A13	30	2B13	30	2C13	30
2A14	45	2B14	45	2C14	45
2A15	60	2B15	60	2C15	60
2A16	90	2B16	90	2C16	90

Загальний датасет (ретроспективні дані) розміром 15 120 000 вимірювань за 35 місяців із понад 107 сенсорів [114], має наступні значення (див. табл. 4.2):

- Дата у форматі дд/ мм / рррр;
- Час у форматі гг: хвхв: сс;
- Ідентифікатор сенсору
- sensor_measure значення температури.

Як було зазначено в розділі 2.4.1 сенсори генерують сильно корельовані багатовимірні часові ряди, які являються аперіодичні та синхронні (вирівняні по часу), що мають багатомасштабні процеси, швидкі (довгострокові) і повільні (короткострокові) підпроцеси.

Таблиця 4.2. Датасет температурних значень

Date	Dataset	id	sensor1_measure	…	sensor100_measure
2015 Jun 05 04:15:00	Train	1	0	…	240
2015 Jun 05 04:15:00	Train	2	0	…	370

2015 Jun 05 04:15:00	Train	3	0	…	285
…					

Кожна створена модель оцінюється на основі графічного огляду тренду моделі. Моделі оцінюються за допомогою наступних ієрархічних критеріїв:

1. придатність моделі на навчальних даних;
2. придатність моделі на даних для моніторингу нормального стану;
3. виявлення аномалій.

Щоби вважатись надійною, модель мусить відповідати всім вищевказаним критеріям. Критерії оцінювання є ієрархічними, оскільки кожна модель мусить відповідати попереднім критеріям, перш ніж оцінити наступний критерій.

Здійснено валідацію та перевірку використаних моделей нейронної мережі. Наведено критерії оцінювання моделей прогнозування під час навчання мережі на основі коефіцієнту детермінації (таблиця 4.3).

Таблиця 4.3. Критерії оцінювання моделей прогнозування

Критерії моделі	Придатність моделі під час періоду навчання або моніторингу нормального стану	Виявлення аномалій
Дуже поганий ($0 < R^2 \leq 0{,}2$)	Моделі з постійним дуже значним відхиленням від вимірюваних значень або з чітко невідповідним прогнозом	Неможливо виявити аномалії, модель не є надійною
Поганий ($0{,}2 < R^2 \leq 0{,}4$)	Моделі деякою мірою слідують вимірюваній тенденції, але характеризуються постійними значними відхиленнями та періодичними дуже значними відхиленнями від вимірюваних значень	Неможливо виявити аномалії, модель слідує вимірюваному тренду на тому самому або на вищому рівні
Задовільний ($0{,}4 < R^2 \leq 0{,}6$)	Моделі можуть фіксувати динаміку процесу, але характеризуються постійними незначними відхиленнями та періодичними значними або дуже значними відхиленнями	Незначні показники аномалій, модель слідує вимірюваному тренду

Добрий ($0{,}6 < R^2 \leq 0{,}85$)	Моделі більшу частину часу мають точний прогноз із часто виникаючими незначними відхиленнями	Показники, що приводять до більш детального аналізу
Дуже добрий ($0{,}85 < R^2 \leq 1{,}0$)	Моделі слідують вимірюваному тренду й мають лише кілька незначних відхилень від вимірюваних значень	Чітка індикація аномалій

У таблиці 4.3 коефіцієнт детермінаціїR^2моделі залежності передбачуваних значень від виміряних значень, визначається за формулою:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - f_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}, \quad (4)$$

де y – прогнозовані значення, f_i – поточні значення, $\bar{y}$ – середнє значення.

На рис.4.1-4..4 показані дуже поганий, поганий, задовільний та добрий результати відповідно. На рис.4.5 – результати еталонного прогнозування на основі моделі 2С8. Високі значення R^2 вказують на високу точність прогнозування.

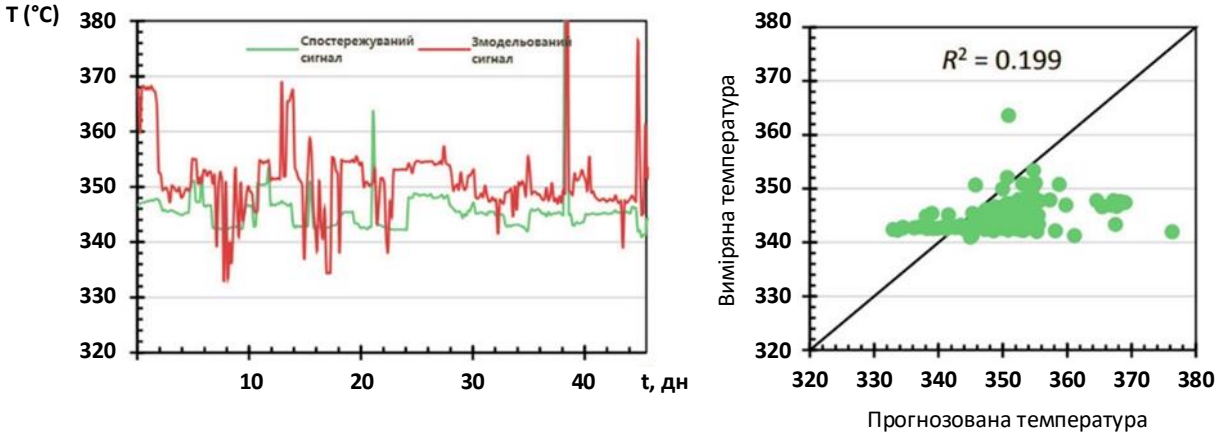


Рис.4.1. Дуже поганий результат (період навчання 1 міс, 2 прихованих шари, 45 прихованих нейронів)

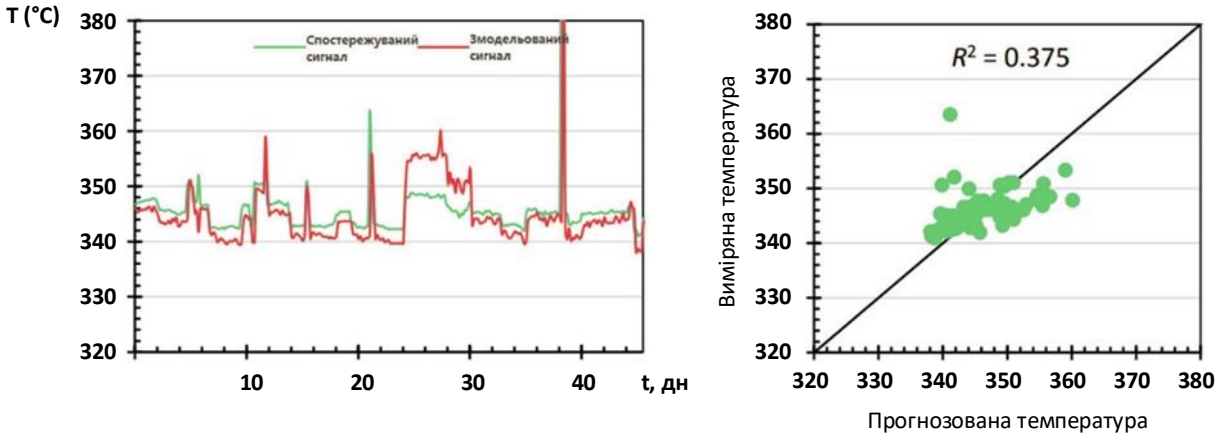


Рис.4.2. Поганий результат (період навчання 12 міс, 2 прихованих шари, 20 прихованих нейронів)

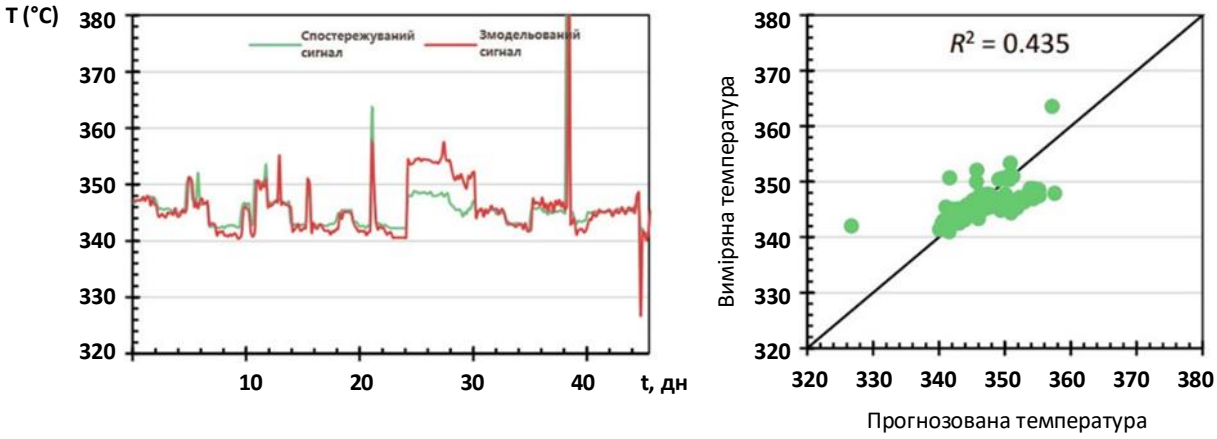


Рис.4.3. Задовільний результат (період навчання 12 міс, 2 прихованих шари, 30 прихованих нейронів)

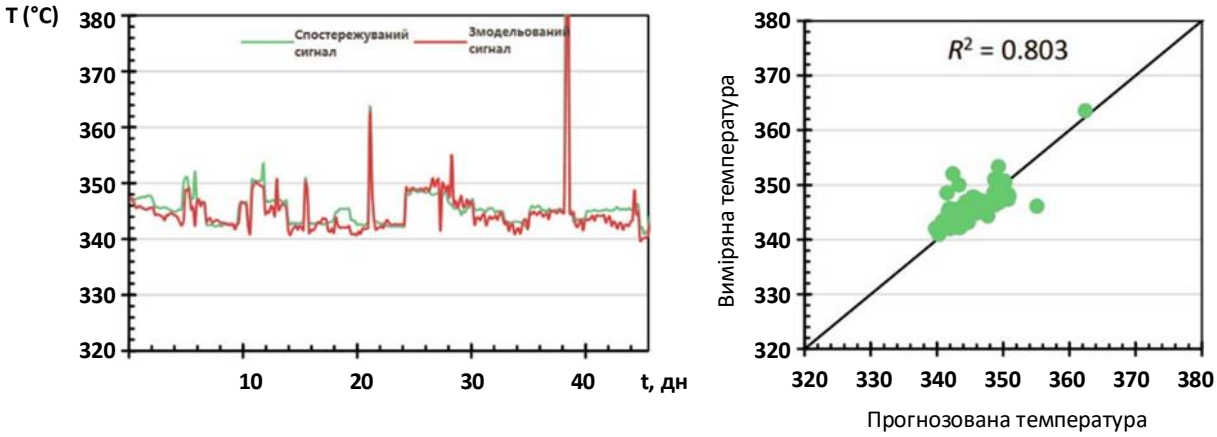


Рис.4.4. Добрий результат (період навчання 12 міс, 2 прихованих шари, 24 прихованих нейронів)

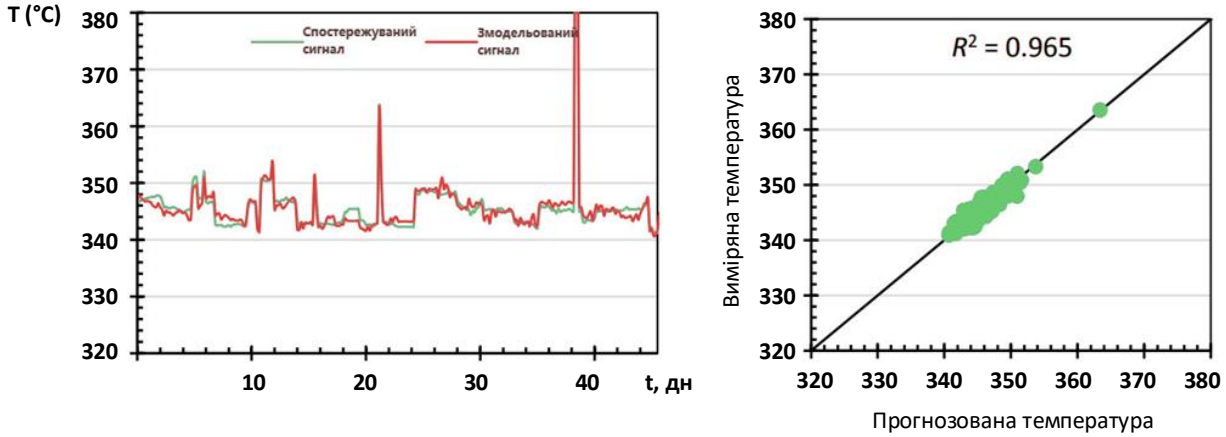


Рис.4.5. Дуже добрий результат (період навчання 12 міс, 4 прихованих шари, 90 прихованих нейронів)

4.2. Верифікація моделі

Показано, що коефіцієнти детермінації R^2 разом із графіками розсіювання забезпечують достатньо простий інструмент для оцінки прогнозування моделі. Однак треба підкреслити, що R^2 є відносним показником адекватності моделі (вибірки тестова й навчальна – репрезентативні, структура мережі не надлишкова) і не мусить використовуватися лише як показник ефективності.

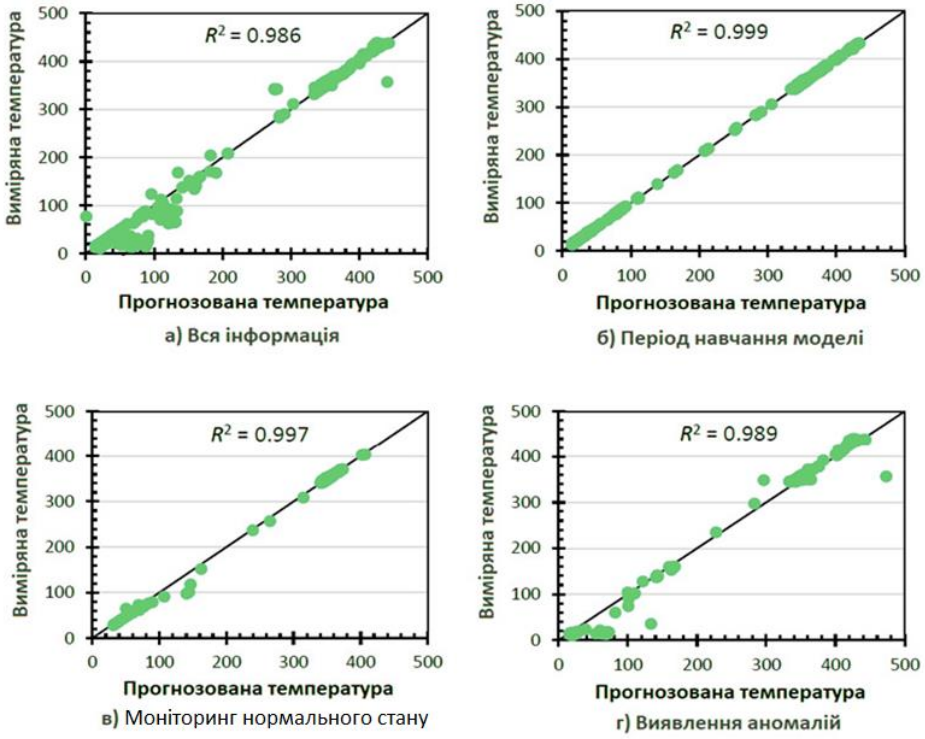


Рис.4.6. Вимірювані у порівнянні з прогнозованими значеннями еталонної моделі 2С8 з дуже хорошими показниками

Для визначення статистичної значущості отриманих результатів необхідно вказати довірчий інтервал, у який оцінювана величина попадає із заданою довірчою ймовірністю P.

Задавшись ймовірністю помилки P_n (рівень значущості) можна визначити інтервал, у який оцінювана величина попадає з ймовірністю $(1 - P_n)$:

$$I_{x_i} = (x_i - \varepsilon_{pn}, x_i + \varepsilon_{pn})$$

де ε_{pn} величина, що визначає межі довірчого інтервалу та обчислюється за формулою:

$$\varepsilon_{pn} = t_p \cdot \frac{\sigma_n}{\sqrt{M}}$$

Оцінювана величина має нормальний розподіл із центром x_i та дисперсією σ. Коефіцієнт t_p має розподіл Стьюдента з $(N - 1)$ ступенів свободи.

Також було проведено додаткове дослідження завдання з метою перевірки ряду на наявність - відсутність тренду за допомогою методу Фостера-Стюарта [4].

Тренд – основна тенденція зміни часового ряду. Тренди можуть бути описані різними рівняннями – лінійними, логарифмічними, статечними і т. д. Фактичний тип тренду встановлюють на основі підбору його функціональної моделі статистичними методами або згладжуванням вихідного часового ряду.

Для перевірки гіпотези на наявність-відсутність тренду в даному часовому ряду був використаний метод Фостера-Стьюарта.

Оскільки в більшості випадків результат помилки прогнозування залежить від форми помилки, частіше використовуються показники ефективності, що базуються на ймовірності вірного або помилкового прогнозування. Припустимо, що для кожного набору тестових даних прогнозована ймовірність успіху $f(x_i)$ порівнюється з фіксованим порогом C. Якщо ймовірність більша за C, то вважаємо, що модель успішно передбачає; в іншому випадку вважаємо, що передбачення невдале. Результат такої процедури порівняння істинних та передбачених значень залежної змінної для n спостережень у наборі тестових даних може бути представлена у вигляді таблиці контингентності (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4. Таблиця контингентності

	Істинне значення: успішне	Істинне значення: невдале	Разом
$f(x) > C$, передбачення: успішне	TP_C	FP_C	P_C
$f(x) \leq C$, передбачення: невдале	FN_C	TN_C	N_C
Разом	S	F	n

Простим показником ефективності моделі являється точність, доля правильних прогнозів во всьому наборі даних тестування, що визначається як:

$$ACC_C = \frac{TP_C + TN_C}{n}$$

Також для оцінювання алгоритму моделі використовуються такі метрики, як прецизійність і повнота. Точність у межах класу – це доля об'єктів, що дійсно належать даному класу відносно всіх об'єктів, які система віднесла до даного класу, вона визначається як:

$$Precision_C = \frac{TP_C}{TP_C + FP_C} = \frac{TP_C}{P_C}$$

Повнота системи – це доля знайдених класифікатором об'єктів, що належать до класу відносно всіх об'єктів даного класу в тестовій вибірці, вона визначається як:

$$Recall_C = \frac{TP_C}{TP_C + FN_C} = \frac{TP_C}{S_C}$$

Результуюча точність класифікатора розраховується як середнє арифметичне його точності по всіх класах. Те ж саме з повнотою. Технічно цей підхід називається macro-averaging.

Середнє гармонічне значення прецизійності та повноти визначає показник F-міра:

$$F_c = 2 \cdot \frac{Precision_C \cdot Recall_C}{Precision_C + Recall_C}$$

Дана формула надає однакову вагу точності й повноти, тому F-міра буде падати однаково при зменшенні й точності й повноти.

У таблиці 4.5 та на рис.4.7 представлені результати розрахунку прецизійності, повноти, F-міри та ефективності моделі 2C8.

Таблиця 4.5. Таблиця контингентності для моделі 2C8

	0	1	Точність	Макро середнє	Взважене середнє
Прецизійність	0.98	0.84	0.97	0.91	0.97
Повнота	0.98	0.86	0.97	0.92	0.97
F-міра	0.98	0.85	0.97	0.91	0.97
Усього	1604.00	196.00	0.97	1800.00	1800.00

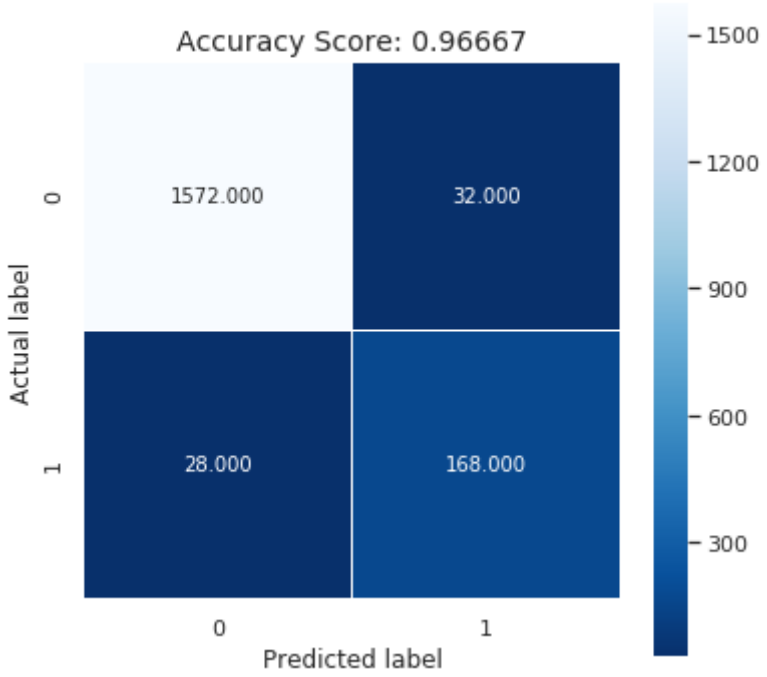


Рис.4.7. Графічне представлення таблиці контингентності для моделі 2C8

У результаті встановлено, що для діагностування стану СТО необхідно обґрунтувати та побудувати таку модель, яка забезпечує виявлення аномалії з мінімальною кількістю помилкових сигналізувань під час роботи в нормальному стані.

4.3. Результати тестування моделей

У роботі прийнято, що при використанні моделей вони мусять мати оцінку «добре» або «дуже добре», аби вважатися достатньо точними для застосування в процесі діагностування (див. таблицю 4.3).

Показано, що 13 із 96 розглянутих у дисертації моделей відповідають встановленому критерію (див. таблиці 4.6 та 4.7). Модель 2С8 з періодом навчання 12 місяців, 30 автоматично вибраними незалежними змінними, 4 прихованими шарами та 90 прихованими нейронами показала дуже хороші результати та була обрана в якості еталонної моделі (рис.4.8). Це дало змогу прогнозувати аномальний стан СТО з коефіцієнтом детермінації 0,965 на основі вимірювання температури поверхні теплоенергетичного обладнання, що може бути використано як показних технічного стану.

За результатами тестування системи діагностування встановлено, що моделі з навчальним періодом один місяць демонструють подібну один до одного поведінку незалежно від інших параметрів навчання. Ці моделі характеризуються задовільним пристосуванням до даних навчань. Показано, що навчальний період в один місяць є занадто коротким, щоби мережа дізналася про повні особливості процесу.

Показано, що моделі з навчальним періодом чотири місяці мають кращі характеристики прогнозування. Моделі 1В5 – 1В7 і 2В5 – 2В8 з 30 прихованими нейронами в першому прихованому шарі мають порівняно кращі загальні показники R^2 на всіх етапах навчання, моніторингу та виявлення аномалій. Ці моделі складають групу з найкращими показниками, оскільки на них припадає 7 із 13 надійних моделей.

У результаті встановлено, що продуктивність моделей із навчальним періодом 12 місяців відрізняється найбільше (рис.4.8). На рисунку пунктирні лінії розділяють три періоди: навчання, нормальний стан роботи та виявлення аномалій. Точність моделей зростає із доданими двома прихованими шарами. Проаналізовано набір варіацій серед цих моделей та вплив кількості прихованих нейронів на ефективність моделі.

Таблиця 4.6. Результати оцінки навчених моделей із 2 прихованими шарами

Навчальний період															
1 місяць				4 місяці				12 місяців							
Модель	Придатність моделі			Модель	Придатність моделі			Модель	Придатність моделі						
	навчальні дані	нормальний стан	виявлення аномалій		навчальні дані	нормальний стан	виявлення аномалій		навчальні дані	нормальний стан	виявлення аномалій				
1A1	5	3	2	1B1	4	5	2	1C1	3	3	2				
1A2	5	3	2	1B2	4	5	2	1C2	3	3	2				
1A3	5	3	2	1B3	5	5	2	1C3	3	3	2				
1A4	5	3	3	1B4	4	5	2	1C4	2	3	2				
1A5	5	3	2	**1B5**	**5**	**5**	**5**	1C5	3	3	5				
1A6	5	2	2	**1B6**	**5**	**5**	**5**	1C6	3	3	2				
1A7	5	3	2	**1B7**	**5**	**5**	**5**	1C7	3	3	5				
1A8	5	3	2	1B8	5	5	3	1C8	3	4	2				
1A9	5	1	5	1B9	3	3	2	1C9	2	2	1				
1A10	5	2	4	1B10	4	3	2	1C10	2	2	1				
1A11	5	1	1	1B11	5	3	2	1C11	2	2	2				
1A12	5	1	1	1B12	5	3	5	1C12	2	3	1				
1A13	5	1	1	1B13	5	2	3	1C13	2	3	2				
1A14	5	1	1	1B14	5	3	3	1C14	3	2	2				
1A15	5	1	1	1B15	5	3	1	1C15	3	3	3				
1A16	5	1	1	1B16	5	2	1	1C16	4	3	3				

Таблиця 4.7. Результати оцінки навчених моделей із 4 прихованими шарами

Навчальний період													
1 місяць				4 місяці				12 місяців					
Модель	Придатність моделі			Модель	Придатність моделі			Модель	Придатність моделі				
	навчальні дані	нормальний стан	виявлення аномалій		навчальні дані	нормальний стан	виявлення аномалій		навчальні дані	нормальний стан	виявлення аномалій		
2A1	3	4	3	2B1	5	5	2	2C1	1	1	1		
2A2	3	2	2	2B2	1	1	1	2C2	1	1	1		
2A3	5	2	3	2B3	5	4	3	2C3	3	2	2		
2A4	5	2	2	2B4	5	4	2	2C4	2	3	2		
2A5	4	3	2	**2B5**	**5**	**5**	**5**	2C5	4	4	2		
2A6	5	2	2	**2B6**	**5**	**4**	**4**	**2C6**	**5**	**5**	**4**		
2A7	5	3	2	**2B7**	**5**	**5**	**4**	**2C7**	**5**	**5**	**5**		
2A8	5	3	2	**2B8**	**5**	**5**	**5**	**2C8**	**5**	**5**	**5**		
2A9	3	2	2	2B9	1	1	2	2C9	1	1	1		
2A10	5	2	5	2B10	5	3	1	2C10	2	2	3		
2A11	3	1	5	2B11	5	5	2	2C11	2	4	2		
2A12	5	2	5	2B12	5	3	2	2C12	2	2	2		
2A13	**5**	**5**	**5**	2B13	5	2	5	2C13	3	3	3		
2A14	5	1	5	2B14	5	4	2	2C14	3	3	3		
2A15	5	1	5	2B15	5	3	3	**2C15**	**5**	**5**	**5**		
2A16	5	1	5	2B16	5	2	1	**2C16**	**4**	**4**	**5**		

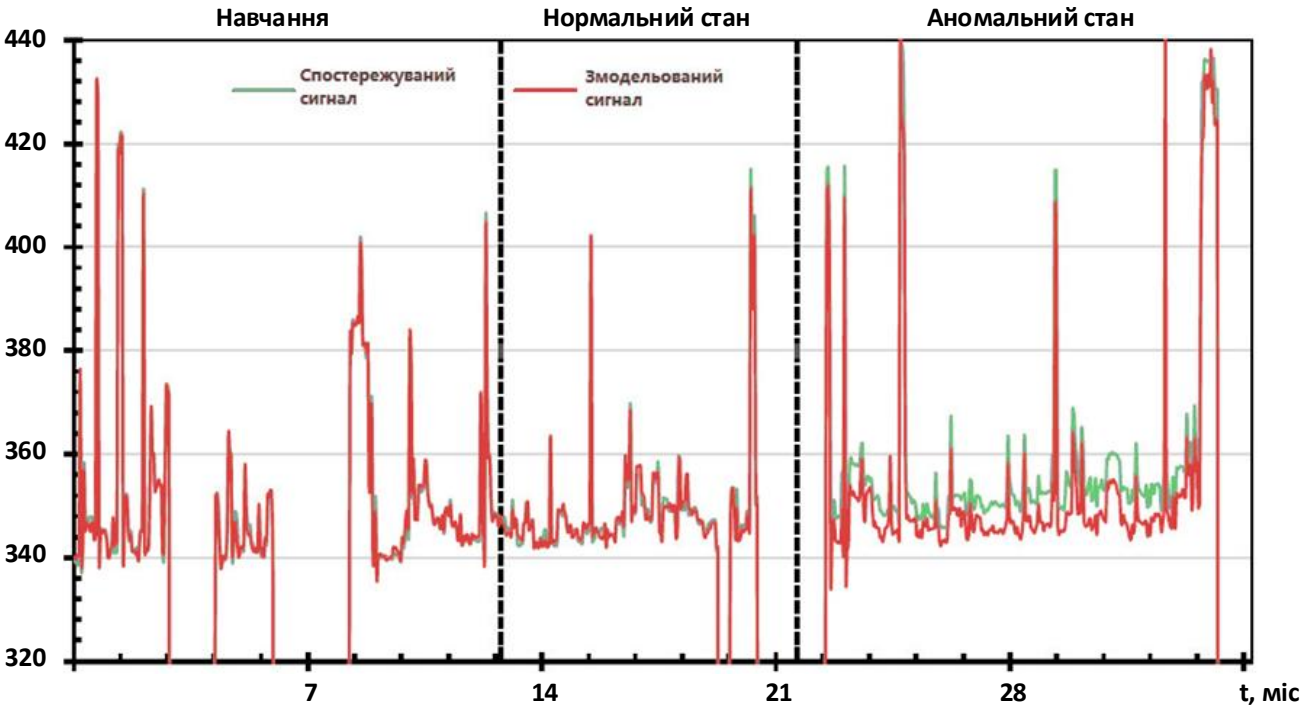


Рис.4.8. Результати прямих вимірювань (за даними kaggle.com) та прогнозована температура поверхні котлоагрегату на основі еталонної моделі 2С8упродовж 35 місяців. Пунктирні лінії позначають три періоди: навчання, нормальний стан роботи, виявлення аномалій

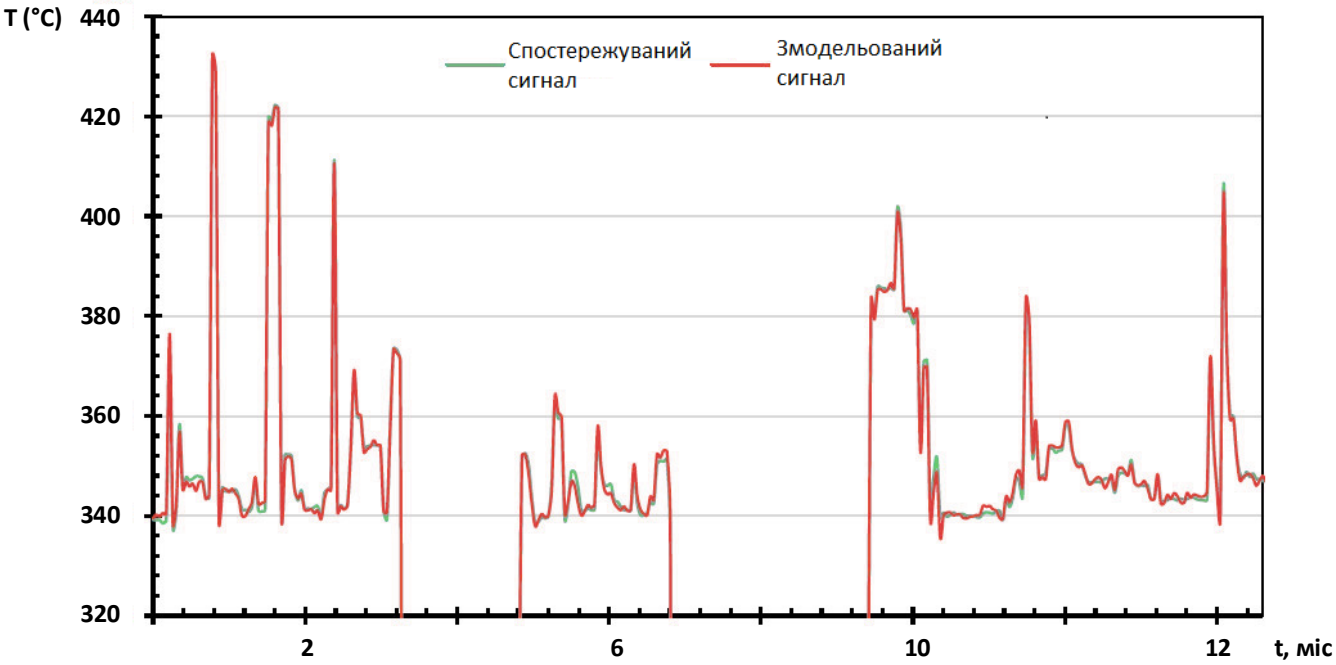


Рис.4.9. Спостережувана та прогнозована температура поверхні котлоагрегату з еталонною моделлю 2С8упродовж навчального періоду, 12 місяців

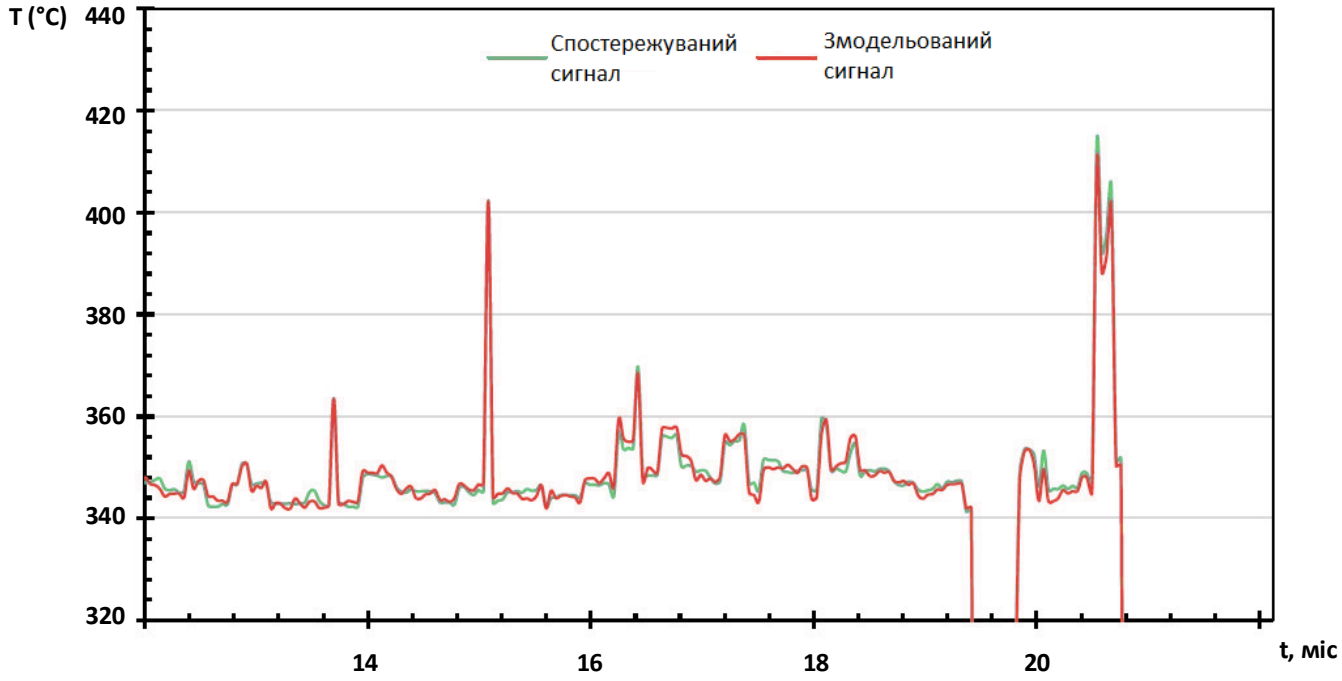


Рис.4.10. Спостережувана та прогнозована температура поверхні котлоагрегату з еталонною моделлю 2С8упродовж періоду нормальної роботи, 10 місяців

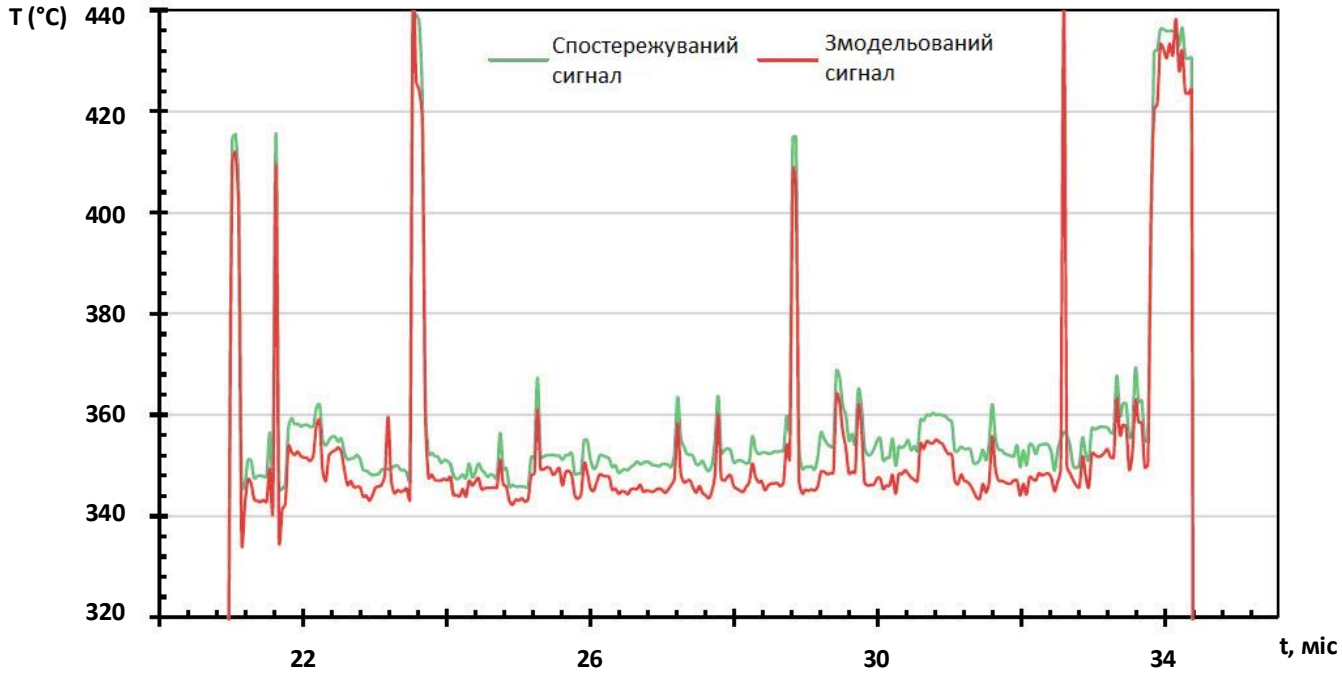


Рис.4.11. Спостережувана та прогнозована температура поверхні котлоагрегату з еталонною моделлю 2С8упродовж періоду аномальної роботи, 13 місяців

На основі тестування моделей різних критеріїв можна зробити висновок щодо відхилень значень виміряної та прогнозованої температур:

Таблиця 4.8. Взаємозв'язок оцінок моделей та температурних характеристик

Критерії моделі	Температурні характеристики
Дуже поганий $(0 < R^2 \leq 0{,}2)$	Постійні значні відхилення понад 10 °С
Поганий $(0{,}2 < R^2 \leq 0{,}4)$	Постійні значні відхилення від 5 до 10°С
Задовільний $(0{,}4 < R^2 \leq 0{,}6)$	Постійні незначні відхилення від 3 до 5°С
Добрий $(0{,}6 < R^2 \leq 0{,}85)$	Часто виникаючі незначні відхилення до 3°С
Дуже добрий $(0{,}85 < R^2 \leq 1{,}0)$	Кілька незначних відхилень до 2°С

4.4. Результати тестування розробленої системи діагностування

У результаті тестування нейронної мережі прогнозування (табл.4.9) отримано такі показники:

9 % аномалій зафіксовані за 4 години до реальних відмов;

17 % аномалій зафіксовані менш ніж за 4 години до відмови;

32 % зафіксованих аномалій виявлені під час відмови;

1 із 7 критичних відмов, через які була потрібна позапланова зупинка котлоагрегату, була успішно прогнозована ІВСД, інші відмови зафіксовані ІВСД занадто пізно.

Таблиця 4.9. Результати тестування розробленої системи прогнозування

Час виявлення аномалії системою до настання відмови	Кількість виявлених аномалій
8 годин	1
7 годин	2
6 годин	1
5 годин	1

4 години	3
3 години	3
2 години	4
1 година	8
Під час відмови	28
Хибне спрацювання	38

Досягнуті процентні співвідношення виявлених і помилкових спрацьовувань є прийнятними показниками для використання цих даних в експлуатації та під час ремонту, скорочення тривалості позапланового простою обладнання.

Перевірка результатів експериментального дослідження системи прогнозування відмов обладнання в реальних умовах показала збільшення достовірності прогнозування аномальних станів на 9 %.

4.5. Розрахунок похибок вимірювального каналу температури інформаційно-вимірювальної системи

Метрологічне забезпечення вимірювань із застосуванням ІВСД базується на встановленні метрологічних характеристик її вимірювальних каналів. Основним методом визначення метрологічних характеристик вимірювальних каналів при діагностуванні СТО є розрахунковий, що включає оцінки метрологічних характеристик їхніх компонентів.

Вимірювальний канал є найбільшою структурною одиницею ІВСД, для якої нормуються метрологічні характеристики. На рис.4.12 наведені метрологічні характеристики вимірювальних модулів.

Розрахунок метрологічних характеристик вимірювальних модулів потрібен як на етапі розроблення систем керування, та й під час їх проєктування. Це дає змогу робити обґрунтований вибір сенсорів та компонентів вимірювальних модулів.

У таблиці 4.10 наведене розрахункове визначення метрологічних характеристик вимірювальних модулів ІВСД для статичного режиму вимірювання.

Для нормальних умов експлуатації ІВСД у статичному режимі розраховуються: номінальні статичні характеристики перетворення $\boldsymbol{f}_{\text{н}}(\boldsymbol{x})$, систематична складова похибки $\Delta_{\text{сист}}$ та випадкова похибка $\dot{\Delta}$.

Для робочих умов експлуатації ІВСД у статичному режимі розраховуються: найбільші допустимі зміни МХ через зміну зовнішніх чинників і неінформативних параметрів сигналу $\Delta\boldsymbol{l}(\boldsymbol{\xi})$ та функції впливу МХ ВМ $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\xi})$.

Рис.4.12. Метрологічні характеристики вимірювальних модулів

Таблиця 4.10. Розрахункові метрологічні характеристики вимірювальних модулів

Умови і режим робот	**Найменування та прийняте умовне позначення МХ**		**МХ і-го компоненту для розрахунку МХ ВМ та їх прийняті позначення**	
Нормальні умови, статичний режими	- Нормальні статичні характеристики перетворення ВМ; - Систематична складова похибки ВМ; - Випадкова складова похибки;	$\boldsymbol{f}_{\text{н}}(\boldsymbol{x})$ $\Delta_{\text{сист}}$ $\dot{\Delta}$	- Номінальна статична характеристика перетворення: - Характеристики систематичної складової похибки: - Математичне сподівання; - СКВ; - Характеристики випадкової похибки у вигляді межі СКВ;	$\boldsymbol{f}_{\text{ні}}(\boldsymbol{x})$ $\Delta_{\text{сист}}$ $\boldsymbol{M}[\Delta_{\boldsymbol{ci}}(\boldsymbol{x})]$ $\boldsymbol{\sigma}[\Delta_{\boldsymbol{ci}}(\boldsymbol{x})]$ $\boldsymbol{\sigma}_{\text{ідоп}}(\dot{\Delta})$

Робочі умови, статичний режим	- Найбільші допустимі зміни МХ через зміну зовнішніх чинників і неінформативних параметрів сигналу; - Функції впливу МХ ВМ;	$\Delta \boldsymbol{l}(\boldsymbol{\xi})$ $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{\xi})$	- МХ для нормальних умов у статичному режимі; - Найбільш припустимі зміни МХ, викликані змінами зовнішніх чинників та неінформативних параметрів сигналів;	

Метрологічне забезпечення вимірювань із застосуванням ІВСД базується на встановленні відповідності метрологічних характеристик за допомогою виконання повірки вимірювальних сенсорів. Для термоелектричних перетворювачів типу К, які використовуються в ІВСД, Технічні характеристики та допустимі відхили визначаються ДСТУ EN 60584–1:2016 [115].

При проведенні повірки в якості еталонних засобів вимірювань використані:

– робочий еталон – термоперетворювач опору Pt-100 № 1332 з межами основної абсолютної похибки в діапазоні від 0°С до 156°С – ± (0,02 + 0,00012t), де t – значення температури, °С.

– вольтметр цифровий двоканальний Щ1526, клас точності 0,01/0,005 на межі 500 мВ.

– мультиметр цифровий Fluke 8846A з межами допустимої абсолютної похибки ± 0,08 К у режимі вимірювання температури платиновим термоперетворювачем опору в діапазоні температури від 0°С до 100°С;

– ультратермостат U2C із похибкою стабілізації температури в заданій точці ±0,2К.

– термостат сухоблочний [116], вимірювання температури в термостаті здійснюється за допомогою вбудованого високоточного регулятора температури з термоперетворювачем опору, границя допустимої основної похибки відтворення заданої температури ± (0,05+0,0005|T|).

Для контролю умов проведення повірки використані:

– термометр лабораторний типу ТЛ-4 з межами допустимої похибки ± 0,4°С;

– психрометр аспіраційний типу М-34 з межами допустимої похибки ± 5 %;

– барограф метеорологічний із межами абсолютної похибки не більш ніж 110 Па.

При проведенні повірки проведені такі операції та дослідження:

– визначення похибки вимірювання температури відповідними сенсорами шляхом звірення з робочим еталоном – термоперетворювачем опору Pt-100 – в ультратермостаті U2C у діапазоні від 20°C до 80°C;

– визначення похибки вимірювання температури відповідними сенсорами комплексу шляхом звірення з термоперетворювачем опору, вбудованому в термостат сухоблочний у діапазоні від 100°C до 400°C;

Умови проведення повірки:

– температура навколишнього повітря (22 ± 2) ºС;

– відносна вологість повітря (53 ± 5)%;

– атмосферний тиск (98 ± 1,1) кПа.

Таблиця 4.11. Результати експериментальних досліджень метрологічних характеристик у режимі вимірювання температури

Позначення	Температура за показами робочого еталону, ºС	Температура за показами каналу що повіряють ºС	Абсолютна похибка вимірювання температури, ºС
Термоелектричний перетворювач типу К	50,5	51,3	-0,8
	79,8	80,5	-0,7
	100,3	101,7	-1,4
	199,7	201,3	-1,6
	300,3	302,1	-1,8
	350,4	351,4	-1
	399,5	401,4	-1,9

Експериментально визначена абсолютна похибка вимірювання температури. Значення похибок вимірювання температури представлені в таблиці 1. Значення зазначеної похибки по кожному з каналів не перевищують межі ± 2ºС, що не

перевищують допустимі межі встановлені для перетворювачів типу К стандартами [115, 117] в діапазоні від плюс 40°С до плюс 400 °С.

4.6. Висновки до розділу 4

1. Розроблено структуру нейронної мережі на основі стекінгу алгоритмів рекурентної нейронної мережі з архітектурою довгої короткочасної пам’яті та автокодувальника в складі системи технічного діагностування СТО, що дало змогу прогнозувати відмови обладнання в умовах малого числа аномальних прецедентів. Використання нейронної мережі в системах діагностування забезпечує підвищення достовірності прогнозування аномальних станів на 9 %.

2. Реалізовано та протестовано розроблені моделі нейронних мереж. Модель 2С8 з періодом навчання 12 місяців, 30 автоматично вибраними незалежними змінними, 4 прихованими шарами та 90 прихованими нейронами показала дуже хороші результати та була обрана в якості еталонної моделі. Це дало змогу прогнозувати аномальний стан СТО з коефіцієнтом детермінації 0,965 на основі вимірювання температури поверхні теплоенергетичного обладнання, що може бути використано як показних технічного стану.

3. За результатами досліджень встановлено, що моделі нейронних мереж із періодом навчання від 4-х місяців мають порівняно кращі характеристики водночас кількість прихованих шарів та нейронів рекомендовано визначати експериментально.

4. Обґрунтовано, що метрологічне забезпечення вимірювань із застосуванням інформаційно-вимірювальної системи діагностування базується на встановленні метрологічних характеристик її вимірювальних каналів. Основним методом визначення метрологічних характеристик вимірювальних каналів при діагностуванні складних теплоенергетичних об’єктів є розрахунковий, що включає оцінки метрологічних характеристик їхніх компонентів.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання дисертаційної роботи вирішене науково-технічне завдання з удосконалення процесу діагностування технічного стану складних теплоенергетичних об’єктів за допомогою розроблення моделей, методу та інформаційно-вимірювальної системи діагностування стану теплоенергетичних об’єктів, що забезпечують дистанційне прогнозування його аномального стану з урахуванням поточної та ретроспективної інформації та використанням нейронних мереж.

Найбільш значущими науковими та практичними результатами роботи є такі:

1. Розроблено математичні моделі досліджуваних полів, описано моделі й характеристики вхідних сигналів вимірювальних модулів розроблюваної інформаційно-вимірювальної системи діагностування. Це дало можливість визначити основні параметри діагностування елементів складних теплоенергетичних об’єктів та обґрунтувати загальні вимоги до систем діагностування.

2. Проаналізовано та систематизовано наявні методи та системи діагностування СТО, що дало можливість виділити інформативні параметри контролю технічного обладнання та удосконалити метод і запропонувати структуру інформаційно-вимірювальної системи діагностування складних теплоенергетичних об’єктів із використанням поточної та ретроспективної інформації.

3. Розроблено ієрархічну структуру системи технічного діагностування складних теплоенергетичних об’єктів, застосування якої дає змогу проводити: первинний добір та підготовку діагностичних сигналів; первинне математичне опрацювання, прийняття первинних діагностичних рішень, сигналізацію про можливі дефекти; накопичення, повноцінне опрацювання та глибокий аналіз даних, швидке реагування на аварійні сигнали з нижчого рівня, прийняття діагностичних рішень по об’єкту загалом, архівацію статистичних даних.

4. Розроблено структуру нейронної мережі на основі стекінгу алгоритмів рекурентної нейронної мережі з архітектурою довгої короткочасної пам’яті та автокодувальника в складі системи технічного діагностування СТО, що дало змогу прогнозувати відмови обладнання в умовах малого числа аномальних прецедентів.

Використання нейронної мережі в системах діагностування забезпечує підвищення достовірності прогнозування аномальних станів на 9 %.

5. Реалізовано та експериментально досліджено апаратно-програмний комплекс приймання, опрацювання, накопичення даних та передавання і візуалізації необхідної інформації інформаційно-вимірювальної системи діагностування складних теплоенергетичних об’єктів. Це дало змогу прогнозувати аномальний стан складних теплоенергетичних об’єктів з імовірністю 0,97.

6. За результатами досліджень встановлено, що моделі нейронних мереж із періодом навчання від 4-х місяців мають порівняно кращі характеристики, водночас кількість прихованих шарів та нейронів рекомендовано визначати експериментально.

7. Обґрунтовано, що метрологічне забезпечення вимірювань із застосуванням інформаційно-вимірювальної системи діагностування базується на встановленні метрологічних характеристик її вимірювальних каналів. Основним методом визначення метрологічних характеристик вимірювальних каналів при діагностуванні складних теплоенергетичних об’єктів є розрахунковий, що включає оцінки метрологічних характеристик їхніх компонентів.

8. Наукові та практичні результати дисертаційної роботи можна застосовувати при створенні нових інформаційно-вимірювальних систем діагностування з урахуванням ретроспективної інформації на базі глибинного навчання на основі нових сенсорних підсистем, новітніх апаратних вимірювальних засобів та удосконалення алгоритмічно-програмного забезпечення.

Подано заявку на патент на винахід України №a20181230 «Модульна сенсорна платформа».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] В. П. Бабак, А. О. Запорожець та А. Д. Свердлова, «Технологія Smart Grid в системах моніторингу об’єктів теплоенергетики,» *Промислова теплотехніка,* т. 38, № 6, pp. 71-81, 2016.

[2] В. П. Бабак, А. А. Запорожец и А. Д. Свердлова, «Диагностика технического состояния объектов телпоэнергетики на базе распределенных вычислительных инфраструктур,» *Научные известия НТСМ,* т. 187, № 1, pp. 85-89, 2016.

[3] А. А. Запорожец и А. Д. Свердлова, «Особенности применения технологии Smart Grid в системах мониторинга и диагностирования теплоэнергетических объектов,» *Техническая диагностика и неразрушающий контроль,* № 2, pp. 33-41, 2017.

[4] V. Babak, S. Babak, A. Zaporozhets and A. Sverdlova, "Method of Statistical Spline Functions for Solving Problems of Data Approx-imation and Prediction of Objects State," in *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019),* CEUR Workshop Proceedings, 2019, pp. 810-821.

[5] А. О. Запорожець та А. Д. Свердлова, «Розроблення ієрархічної системи діагностування теплоенергетичного обладнання,» в *8-а Національна науково-технічна конференція UkrNDT-2016*, Київ, 2016.

[6] А. О. Запорожець та А. Д. Свердлова, «Особливості застосування машинного навчання в системах діагностики енергетичних об’єктів,» в *X Міжнародна конференція «Проблеми теплофізики та теплоенергетики»,* Київ, 2017.

[7] А. О. Запорожець та А. Д. Свердлова, «Розроблення вимірювальних модулів ієрархічної системи діагностування енергетичного обладнання на базі Smart Grid технологій,» в *Науково-технічна конференція молодих вчених та спеціалістів Інституту проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Є. Пухова НАН України*, Київ, 2018.

[8] А. О. Запорожець, А. А. Редько и А. Д. Свердлова, «Разработка многоуровневой системы диагностики теплотехнического оборудования,» *Мультидисциплинарный научный журнал «Архивариус»,* т. 1, № 13, pp. 9-13, 2016.

[9] А. О. Запорожець та А. Д. Свердлова, «Аналіз методів діагностування теплоенергетичних об’єктів,» *Наукоємні технології,* pp. 259-265, 2017.

[10] V. Eremenko, A. Zaporozhets and A. Sverdlova, "Application of the Hilbert transform in diagnosis using the impedance method," in *IEEE 39th International Conference on Electronics and Nanotechnology*, Kyiv, 2019.

[11] P. Hitchin, "Big data unlocks better efficiency," *Power Engineering International*, no. 11, pp. 6-10, 2014.

[12] Ventyx, "Utility Asset Management Strategy in the Smart Grid Era, A Research Study on Benchmarks & Plans for Integration of Operations and Information Technology in U.S. Investor-Owned Utilities," 2011.

[13] K. Moslehi and R. Kumar, "Smart Grid – a reliability perspective," in *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, 2010.

[14] Б. С. Стогній, О. В. Кириленко та С. П. Денисюк, «Інтелектуальні електричні мережі електроенергетичних систем та їхнє технологічне забезпечення,» *Технічна електродинаміка,* № 6, pp. 44-50, 2010.

[15] Б. С. Стогній, О. В. Кириленко, А. В. Праховник та С. П. Денисюк, «Еволюція інтелектуальних електричних мереж та їхні перспективи в Україні,» *Технічна електродинаміка,* № 5, pp. 52-67, 2012.

[16] Б. С. Стогній, О. В. Кириленко, О. Ф. Буткевич та М. Ф. Сопель, «Інформаційне забезпечення задач керування електроенергетичними системами,» *Енергетика: економіка, технології, екологія,* № 1, pp. 13-22, 2012.

[17] Л. Л. Покровский, Г. М. Семчук та П. Ю. Зембицкий, «Стратегия коммунальной электроэнергетики Украины на период до 2030 года,» *Вентиляція, освітлення та теплогазопостачання, Науково-технічний збірник,* № 14, pp. 3-22, 2010.

[18] А. А. Долінський, Б. І. Басок, Є. Т. Базуєв та Г. П. Кучин, «Основні положення концепції національної стратегії теплозабезпечення населених пунктів України,» *Промышленная теплотехника,* т. 31, № 4, pp. 68-77, 2009.

[19] Top Lead, «Інфографічний довідник "Енергетика України 2020",» 2020.

[20] В. П. Бабак, А. А. Запорожец и А. Д. Свердлова, «Диагностика технического состояния объектов телпоэнергетики на базе распределенных вычислительных инфраструктур,» *Научные известия НТСМ Болгарской академии наук,* т. 187, № 1, pp. 85-89, 2016.

[21] W. K. Muhlbauer, "Risk: Theory and Application. Pipeline Risk Management Manual," in *Pipeline Risk Management Manual*, Gulf Professional Publishing, 2004, pp. 1-19.

[22] Deloitte, "Asset Monitoring & Predictive Maintenance. A Turnkey IoT Solution for Manufacturing," 2017.

[23] Digital McKinsey, "Driving impact at scale from automation and AI," 2019.

[24] M. May, "Next Level AI — Powered by Knowledge Graphs and Data Thinking," in *Siemens China Innovation Day*, Chengdu, 2019.

[25] J. Orth and G. Brandt, "Innovative revolution," *Power Engineering International*, vol. 12, no. 5, pp. 117-121, 2004.

[26] IoT Analytics, "Predictive Maintenance Market Report 2017-22," 2017.

[27] 360Quadrants, [Online]. Available: https://www.360quadrants.com/.

[28] IEC, "Functional Safety and IEC 61508," International Electrotechnical Commission, [Online]. Available: https://www.iec.ch/functionalsafety/.

[29] Б. Л. Герике, «Мониторинг технического состояния по параметрам вибрационных процессов,» в *Мониторинг и диагностика технического состояния машинных агрегатов: Учеб. пособие*, Кемерово, Кузбасс, техн. ун-т, 1999, p. 188.

[30] В. И. Поливанов, В. А. Рыков, В. Ф. Злепко, Г. П. Берлявский и В. Г. Канцедалов, «Мониторинг длительной прочности котельных труб

работающего энергооборудования,» *Электрические станции,* № 1, pp. 5-12, 2001.

[31] А. Н. Смирнов, Б. Л. Герике и В. В. Муравьев, Диагностирование технических устройств опасных производственных объектов, Новосибирск: Наука, 2003, p. 244.

[32] В. Р. Бабенко, Р. С. Кузнецов, С. И. Орлов и В. П. Чипулис, «Система мониторинга и анализа режимов функционирования потребителей тепловой энергии,» *Информатизация и системы управления в промышленности,* № 7, pp. 23-28, 2005.

[33] А. Я. Недосека, С. А. Недосека, М. А. Яременко, А. Ю. Федчун, А. А. Елкин, Б. М. Ободовский и С. А. Кушниренко, «Применение АЭ технологии при непрерывном мониторинге оборудования Одесского припортового завода,» *Техническая диагностика и неразрушающий контроль,* № 4, pp. 85-95, 2008.

[34] Б. С. Стогній та М. Ф. Сопель, «Основи моніторингу в електроенергетиці. Про поняття моніторингу,» *Технічна електродинаміка,* № 1, pp. 62-69, 2013.

[35] В. В. Клюев, Ф. Р. Соснин и А. В. Ковалев, Неразрушающий контроль и диагностика: Справочник, Москва: Машиностроение, 2003, p. 656.

[36] В. В. Клюев и П. П. Пархоменко, Технические средства диагностирования: Справочник, Москва: Машиностроение, 1989, p. 672.

[37] А. В. Антонов и В. А. Чепурко, «Методика статистического анализа данных об отказах оборудования АЭС в условиях неоднородного потока событий,» *Ядерная энергетика,* № 3, pp. 20-29, 2016.

[38] S. Alestra, C. Brand, E. Burnaev, P. Erofeev, A. Papanov, C. Bordry and C. Silveira-Freixo, "Rare event anticipation and degradation trending for aircraft predictive maintenance," in *11th World Congress on Computational Mechanics, WCCM 2014, 5th European Conference on Computational Mechanics, ECCM 2014 and 6th European Conference on Computational Fluid Dynamics, ECFD 2014*, Barcelona, 2014.

[39] В. С. Перехвост, Е. А. Кривонос и А. А. Чебукина, «Прогнозирование параметрических отказов и особенность случайных процессов старения технических систем,» *Научные труды кубанского государственного технологического университета,* № 3, pp. 38-44, 2014.

[40] K. Javed, R. Gouriveau and N. Zerhouni, "State of the artand taxonomy of prognostics approaches, trends of prognostics application sand openissues to wardsmaturity at different technology readiness levels," *Mechanical systems and signal processing,* vol. 9, no. 94, pp. 214-36, 2017.

[41] N. Gorjian, Y. Su, L. Ma, P. Yarlagadda and M. Mittinty, "Remaining usefull if eprediction of rotating equipment using covariate-based hazard models – Industry applications," *Australian journal of mechanical engineering,* vol. 1, no. 15, pp. 36-45, 2017.

[42] V. Pitsyk, "Probabilistic Prediction of Residual Operating Life of Measurement Equipment Using Results of Parametric Monitoring," *Measurement techniques,* vol. 3, no. 59, pp. 216-221, 2016.

[43] H. Akaike, «Fitting autoregressive models for prediction,» *Annals of the Institute of Statistical Mathematics,* № 21, pp. 243-247.

[44] С. М. Боровиков и А. Е. Епехин, «IT-система прогнозирования надежности сложных электронных систем методом анализа дерева отказов,» *Информационные системы и технологии: управление и безопасность,* № 2, pp. 140-144, 2013.

[45] J. Liu and E. Zio, "Weighted-feature and cost-sensitive regression model for component continuous degradation assessment," *Reliability Engineering & System Safety,* vol. 12, no. 168, pp. 210-217, 2017.

[46] A. Abu-Samah, M. K. Shahzad and E. Zamai, "Bayesian based methodology for the extraction and validation of time bound failure signatures for online failure prediction," *Reliability Engineering & System Safety,* vol. 11, no. 167, pp. 616-628, 2017.

[47] P. Baraldi, F. Di Maio, S. Al-Dahidi, E. Zio and F. Mangili, "Prediction of industrial equipment Remaining Useful Life by fuzzy similarity and belief function theory," *Expert systems with applications,* vol. 10, no. 83, pp. 226-241, 2017.

[48] S. Liu, Y. Hu, C. Li, H. Lu and H. Zhang, "Machinery condition prediction based on wavelet and support vector machine," *Journal of intelligent manufacturing,* vol. 4, no. 28, pp. 1045-1055, 2017.

[49] Z. Shao, Y. Min and Y. Yan, "Research on Condition Monitoring of Intelligent Substation Equipment Based on Hadoop and MapReduce," in *10th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, China, 2017.

[50] Z. Wang, M. Zhang, D. Wang, C. Song, M. Liu, J. Li, L. Lou and Z. Liu, "Failure prediction using machine learning and time series in optical network," *Opticsexpress,* vol. 8, no. 25, pp. 18553-18565, 2017.

[51] W. Wu, M. Liu, Q. Liu and W. Shen, "A quantum multi-agent based neural network model for failure prediction," *Journal of systems science and system engineering,* vol. 2, no. 25, pp. 210-228, 2016.

[52] C. Wietfeld, A. Cardenas, H.-H. Chen, P. Popovski and V. Wong, "Smart Grids," *IEEE Wireless Communications*, vol. 24, no. 2, pp. 8-9.

[53] V. P. Babak, S. V. Babak, M. V. Myslovych, A. O. Zaporozhets and V. M. Zvaritch, Diagnostic Systems For Energy Equipments, Springer, Cham, 2020.

[54] S. Laxman та S. P. Sastry, «A survey of temporal data mining,» *Sadhana*, т. 31, № 2, pp. 173-198, 2005.

[55] A. Silberschatz, H. Korth and S. Sudarshan, Database system concepts, New York: McGraw-Hill, 2011.

[56] А. Д. Свердлова, «Особенности mesh-сети для диагностирования энергетического оборудования на базе мультисенсорных систем,» *Мультидисциплинарный научный журнал «Архивариус»,* т. 1, № 13, pp. 9-13, 2019.

[57] I. H. Witten та F. Eibe, Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Morgan Kaufmann, 2011.

[58] F. Siraj and M. A. Abdoulha, "Mining Enrolment Data Using Predictive and Descriptive Approaches," in *Knowledge-Oriented Applications in Data Mining*, 2011, pp. 53-72.

[59] Д. Пуарье, Эконометрия структурных изменений (С применением сплайн-функций), Москва: Финансы и статистика, 1981, p. 183.

[60] V. Chandola, A. Banerjee and V. Kumar, "Anomaly Detection : A Survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 41, no. 3, pp. 1-58, 2009.

[61] V. Hodge and J. Austin, "A survey of outlier detection methodologies," *Artificial Intelligence Review*, vol. 22, no. 2, pp. 85-126, 2004.

[62] P. Cunningham, M. Cord та S. J. Delany, «Supervised Learning,» в *Machine Learning Techniques for Multimedia: Case Studies on Organization and Retrieval*, Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 21-49.

[63] H. Huang, Rank Based Anomaly Detection Algorithms, 2013, p. 331.

[64] N. Siddique та H. Adeli, «Evolutionary Neural Networks,» в *Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing*, Wiley, 2013, pp. 307-355.

[65] O. Chapelle, B. Schölkopf та A. Zien, Semi-Supervised Learning. Adaptive Computation and Machine Learning series., Cambridge: The MIT Press, 2006, p. 528.

[66] S. S. Khan and M. G. Madden, "A survey of recent trends in one class," in *Artificial Intelligence and Cognitive Science*, Springer Berlin, 2010, pp. 188-197.

[67] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, Robust Regression and Outlier Detection, New York: Wiley-Interscience, 1987, p. 329.

[68] S. Hawkins, H. He, G. Williams and R. Baxter, "Outlier detection using replicator neural networks," in *4th International Conference on Data Warehousing and Knowledge Discovery*, 2002.

[69] W. Yan and L. Yu, "On Accurate and Reliable Anomaly Detection for Gas Turbine Combustors: A Deep Learning Approach," 2019. [Online]. Available: https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1908/1908.09238.pdf.

[70] M. Agyemang, K. Barker and R. Alhajj, "A comprehensive survey of numeric and symbolic outlier mining techniques," *Intelligent Data Analysis,* vol. 10, no. 6, pp. 521-538, 2006.

[71] A. Patcha and P. J. M., "An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends," *Computer Networks,* vol. 51, no. 12, p. 3448–3470, 2007.

[72] M. Markou and S. Singh, "Novelty detection: A review-part 1: Statistical approaches," *Signal Processing,* vol. 83, no. 12, pp. 2481-2497, 2003a.

[73] G. Thatte, U. Mitra and J. Heidemann, "Parametric methods for anomaly detection in aggregate traffic," *IEEE/ACM Transactions on Networking,* vol. 19, no. 2, pp. 512-525, 2011.

[74] A. Kind, M. P. Stoecklin та X. Dimitropoulos, «Histogram-based,» *IEEE Transactions on Network and,* т. 6, № 2, p. 110121.

[75] M. Zhang, B. Xu and J. Gong, "An Anomaly Detection Model Based on One-Class SVM to Detect Network Intrusions," in *11th International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN)*, Shenzhen, 2015.

[76] M. Sharma, K. Das, M. Bilgic, B. Matthews, D. Nielsen and N. Oza, "Active Learning with Rationales for Identifying Operationally Significant Anomalies in Aviation," *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases,* 2016.

[77] S. Omar, A. Ngadi та H. Jebur, «Machine Learning Techniques for Anomaly Detection: An Overview,» *International Journal of Computer Applications,* т. 79, № 2, pp. 33-41, 2013.

[78] C. M. Bishop, "Neural networks for pattern recognition," *Oxford University Press*, p. 482, 1995.

[79] D. Thierens, "The Linkage Tree Genetic Algorithm," in *11th International Conference Parallel Problem Solving from Nature*, Krakow, Poland, 2010.

[80] W.-C. Lin, S.-W. Ke and C.-F. Tsai, "An intrusion detection system based on combining cluster centers and nearest neighbors," *Knowledge Based Systems,* no. 78, pp. 13-21, 2015.

[81] M. Panda, A. Abraham and M. Patra, "Hybrid intelligent systems for detecting network intrusions," *Security Comm. Networks,* no. 8, pp. 2741-2749, 2012.

[82] S. Erfani, M. Baktashmotlagh, S. Rajasegarar, S. Karunasekera and C. Leckie, "A randomised nonlinear approach to large-scale anomaly detection," in *29th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Austin, Texas, 2015.

[83] E. A., Introduction to Machine Learning, MIT Press, 2014.

[84] P. Werbos, "Applications of Advances in Nonlinear Sensitivity Analysis," *Lecture Notes in Control and Information Sciences,* no. 38, pp. 762-770, 1981.

[85] D. Kingma and B. J., "A Method for Stochastic Optimization," in *International Conference on Learning Representations*, San Diego, USA, 2015.

[86] J. Duchi, E. Hazan and Y. Singer, "Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization," *Journal of Machine Learning Research,* no. 12, pp. 2121-2159, 2011.

[87] S. Hochreiter, Y. Bengio and P. Frasconi, "Gradient Flow in Recurrent Nets: the Difficulty of Learning Long-Term Dependencies," in *A Field Guide to Dynamical Recurrent Networks*, Wiley-IEEE Press, 2001, pp. 237-243.

[88] J. A. P´erez-Ortiz, F. A. Gers and D. Eck, "Kalman Filters Improve LSTM Network Performance in Problems Unsolvable by Traditional Recurrent Nets," *Neural Networks,* vol. 16, no. 2, pp. 241-250, 2003.

[89] F. Gers, J. Schmidhuber and F. Cummins, "Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM," *Neural Computation,* vol. 12, no. 10, p. 2451–2471, 2000.

[90] A. Graves, A. R. Mohamed and G. Hinton, "Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vancouver, Canada, 2013.

[91] G. V. Houdt, C. Mosquera and G. Nápoles, "A Review on the Long Short-Term Memory Model," *Artificial Intelligence Review,* 2020.

[92] R. Metzler, W. Kinzel, L. Ein-Dor and I. Kanter, "Generation of unpredictable time series by a Neural Network," 2001. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/cond-mat/0011302.

[93] Y. Jia, E. Shelhamer, J. Donahue, S. Karayev, J. Long, R. Girshick, S. Guadarrama and T. Darrell, "Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding," in *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*, Orlando, FL, USA, 2014.

[94] S. Bahrampour, N. Ramakrishnan, L. Schott and M. Shah, "Comparative Study of Deep Learning Software Frameworks," 2016. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/1511.06435.

[95] J. Bergstra, O. Breuleux, F. Bastien and P. Lamblin, "Theano: a CPU and GPU Math Expression Compiler," in *Proceedings of the Python for Scientific Computing Conference (SciPy)*, Austin, TX, USA, 2010.

[96] M. Abadi, A. Agarwal та P. Barham, «TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems,» в *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI ’16)*, Savannah, GA, USA, 2016.

[97] F. Chollet, «Keras,» 2015. [Онлайновий]. Available: https://github.com/fchollet/keras.

[98] K. Hornik, "Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks," *Neural networks,* no. 4, pp. 251-257, 1990.

[99] J. Heaton, "The Number of Hidden Layers. Heaton Research," 2017. [Online]. Available: https://www.heatonresearch.com/2017/06/01/hidden-layers.html.

[100] K. G. Sheela and S. N. Deepa, "Review on methods to fix number of hidden neurons in neural networks," *Mathematical Problems in Engineering*, 2013.

[101] J. Y. Li, T. W. S. Chow and Y. L. Yu, "Estimation theory and optimization algorithm for the number of hidden units in the higher-order feedforward neural network," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, no. 3, p. 12291233, 1995.

[102] S. Tamura and M. Tateishi, "Capabilities of a four-layered feedforward neural network: four layers versus three," *IEEE Transactions on Neural Networks*, no. 2, pp. 251-255, 1997.

[103] O. Fujita, "Statistical estimation of the number of hidden units for feedforward neural networks," *Neural Networks*, vol. 11, no. 5, pp. 851-859, 1998.

[104] Z. Zhang, X. Ma and Y. Yang, "Bounds on the number of hidden neurons in three-layer binary neural networks," *Neural Networks*, vol. 16, no. 7, pp. 995-1002, 2003.

[105] K. Jinchuan and L. Xinzhe, "Empirical analysis of optimal hidden neurons in neural network modeling for stock prediction," *Proceedings of the Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application*, vol. 2, pp. 828-832, 2008.

[106] S. Xu and L. Chen, "A novel approach for determining the optimal number of hidden layer neurons for FNN's and its application in data mining," in *Proceedings of the 5th International Conference on Information Technology and Applications (ICITA '08)*, 2008.

[107] K. Shibata and Y. Ikeda, "Effect of number of hidden neurons on learning in large-scale layered neural networks," in *Proceedings of the ICROS-SICE International Joint Conference 2009 (ICCAS-SICE '09)*, 2009.

[108] D. Hunter, H. Yu, M. S. Pukish III, J. Kolbusz and B. M. Wilamowski, "Selection of proper neural network sizes and architectures: a comparative study," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 8, no. 2, pp. 228-240, 2012.

[109] S. Chakrabarti, M. Ester, U. Fayyad, J. Gehrke, J. Han, S. Morishita, G. Piatetsky-Shapiro and W. Wang, "Data mining curriculum: Introduction," Working Group of

ACM SIGKDD Curriculum Committee, 2018. [Online]. Available: https://www.kdd.org/curriculum/index.html.

[110] В. Шитиков, Г. Розенберг, С. Крамаренко и В. Якимов, «Современные подходы к статистическому анализу экспериментальных данных,» 2008. [В Интернете]. Available: http://www.ievbras.ru/ecostat/Kiril/Article/A30/32/32_r.htm.

[111] Arduino.ua, «Термопара К-типа с цифровым усилителем на MAX6675,» [В Интернете]. Available: https://arduino.ua/prod1785-termopara-k-tipa-s-cifrovim-ysilitelem-na-max6675.

[112] Maxim Integrated, "MAX6675 Cold-Junction-Compensated K-Thermocouple-to-Digital Converter (0°C to +1024°C)," 2014.

[113] STMicroelectronics, "Reference manual STM32F101xx, STM32F102xx, STM32F103xx, STM32F105xx and STM32F107xx advanced Arm-based 32-bit MCUs," 2018.

[114] Kaggle, "Predictive Equipment Failures. Data," [Online]. Available: https://www.kaggle.com/c/equipfailstest/data.

[115] ДСТУ EN 60584-1:2016, «Перетворювачі термоелектричні. Частина 1. Технічні характеристики та допустимі відхили електрорушійної сили (ЕРС),» 2016.

[116] ТермоМір, «Термостат сухоблочний ТСТ-115,» [Онлайновий]. Available: https://thermomir.com.ua/index.php/products/equipment/thermostats/tst-115.

[117] ГОСТ Р 50342-92, «Преобразователи термоэлектрические. Общие технические условия,» 1992.

[118] QCustomPlot, "Basics of plotting with QCustomPlot," [Online]. Available: https://www.qcustomplot.com/index.php/tutorials/basicplotting.

[119] G. Cugola and H. Jacobsen, "Using publish/subscribe middleware for mobile systems," *ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review,* vol. 6, no. 4, pp. 25-33, 2002.

[120] A. Homer, "Design Patterns for ASP.NET Developers, Part 3: Advanced Patterns," 2007. [Online]. Available: http://www.devx.com/dotnet/Article/34220.

[121] Ably, "WebSockets - A Conceptual Deep-Dive," 2018. [Online]. Available: https://www.ably.io/concepts/websockets.

[122] Amazon, "AWS IoT Core Documentation," [Online]. Available: https://docs.aws.amazon.com/iot/index.html.

[123] G. O. Campos, A. Zimek, J. Sander, R. Campello, B. Micenková, E. Schubert, I. Assent and M. Houle , "On the evaluation of unsupervised outlier detection: measures, datasets, and an empirical study," *Data Mining and Knowledge Discovery,* pp. 891-927, 2016.

[124] X. Song, M. Wu, C. Jermaine and S. Ranka, "Conditional anomaly detection," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,* vol. 19, no. 5, pp. 631-645, 2007.

[125] W. Wei, Time series analysis: Univariate and Multivariate Methods, New York: Addison-Wesley Publishing Company, 1990, p. 624.

[126] В. С. Авдуевский, В. В. Клюева и П. П. Пархоменко, Надежность и эффективность в технике: Техническая диагностика, Москва: Машиностроение, 1987, p. 352.

[127] T. P. Hollan, "Early warning system," *Power Engineering International,* vol. 11, no. 10, pp. 39-43, 2003.

[128] А. А. Мадоян и В. Г. Канцедалов, Дистанционный контроль оборудования ТЭС и АЭС, Москва: Энерго-атомиздат, 1985, p. 200.

[129] V. Babak, V. Eremenko and A. Zaporozhets, "Research of diagnostic parameters of composite materials using Johnson distribution," *International Journal of Computing,* vol. 18, no. 4, pp. 483-494, 2019.

[130] A. Zaporozhets, "Analysis of control system of fuel combustion in boilers with oxygen sensor," *Periodica Polytechnica Mechanical Engineering,* vol. 63, no. 4, pp. 241-248, 2019.

[131] A. A. Zaporozhets, V. S. Eremenko, R. V. Serhiienko and S. A. Ivanov, "Development of an intelligent system for diagnosing the technical condition of the

heat power equipment," in *13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 2018.

[132] A. Zaporozhets, V. Eremenko, R. Serhiienko and S. Ivanov, "Methods and hardware for diagnosing thermal power equipment based on smart grid technology," in *Computer Science and Information Technologies*, 2018.

[133] В. Артемчук, Т. Білан, І. Блінов, О. Декуша, А. Запорожець, Г. Іванов, В. Ковач, С. Ковтун, О. Марасін, О. Мартинюк, В. Мірошник, О. Попов, К. Сімейко, В. Станиціна, С. Танкевич, В. Щокіна, А. Яцишин та Т. Яцишин, Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об’єктів енергетики: Монографія, НАН України. Відділення фізико-технічних проблем енергетики, 2017.

ДОДАТОК А

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ІТТФ НАН України,
член-кор. НАН України
_____ Ю.Ф. Снєжкін
«__» листопада 2016 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ТОВ НВП
«Машинобудування»
_____ С.Г. Шевченко
«22» листопада 2016 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ
результатів наукової роботи

Даний акт складено про впровадження результатів першого етапу науково-технічної роботи Інституту технічної теплофізики НАН України «Розроблення багаторівневої системи технічної діагностики основного та допоміжного обладнання теплоелектростанцій». При проведенні неруйнівного контролю об'єктів теплоенергетики ТОВ НВП «Машинобудування» впроваджені наступні наукові результати наукової роботи:

Найменування впровадженого результату	Форма впровадження і досягнутий фактичний ефект
Метод діагностування теплотехнічного обладнання, що базується на технології «розумних мереж» Smart Grid	Скорочення часу визначення місця і типу дефекту, забезпечення функціонування теплоенергетичної системи в цілому (в разі виявлення дефекту) шляхом відключення непрацездатного вузла
Структура багаторівневої системи діагностування теплотехнічного обладнання	Швидке реагування на аварійні сигнали з нижчого рівня системи, прийняття діагностичних рішень по об'єкту діагностики в цілому, архівація статистичних даних, прогнозування надійності та оцінювання залишкового ресурсу обладнання, планування ремонтних робіт

Зав. відділом ТДОЕ,
член-кор. НАН України
ІТТФ НАН України
_____ В.П. Бабак
«____» листопада 2016 р.

Заст. директора з наукової роботи
ТОВ НВП «Машинобудування»
_____ О.В. Мозговой
«____» листопада 2016 р.

ДОДАТОК Б

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ІТТФ НАН України,
член-кор. НАН України
_____ Ю.Ф. Снежкін
«____» листопада 2017 р.

ЗАТВЕРДЖУЮ
Директор ТОВ НВП
«Машинобудування»
_____ С.Г. Шевченко
«23» листопада 2017 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ
результатів наукової роботи

Даний акт складено про впровадження результатів другого етапу наукової-технічної роботи Інституту технічної теплофізики НАН України «Розроблення багаторівневої системи технічної діагностики основного та допоміжного обладнання теплоелектростанцій». При проведенні неруйнівного контролю об'єктів теплоенергетики ТОВ НВП «Машинобудування» впроваджені наступні наукові результати наукової роботи:

Найменування впровадженого результату	Форма впровадження і досягнутий фактичний ефект
Математичні методи відбору діагностичних ознак конструктивних елементів теплоенергетичних об'єктів	Зменшення розмірності діагностичного простору, обгрунтування вибору вирішальних правил для класифікації дефектів, підвищення достовірності діагностування
Структура вимірювального модулю системи діагностування тепло-енергетичного обладнання	Прийняття діагностичних рішень по об'єкту діагностики в цілому; виявлення, класифікація та прогнозування поширення дефекту на ранніх стадіях його зародження; калібрування сенсорів системи діагностування в режимі реального часу; підвищення достовірності діагностування

Завідувач відділом ТДОЕ
ІТТФ НАН України
чл.-кор. НАН України
_____ В.П. Бабак
«____» листопада 2017 р.

Заст. директора з наукової роботи
ТОВ НВП «Машинобудування»
_____ О.В. Мозговой
«23» листопада 2017 р.

ДОДАТОК В

QCustomPlot [118] віджет для будування графіків, виконується після виклику метода replot() при спрацюванні події. Цей віджет потребує 2 масиву даних, що містять значення аргументу (x) та значення функції в цій точці (y). Для анімації використовується QTimer, який сигналізує про timeout() і викликає функцію для малювання нового значення. Також у глобальну змінну зберігаємо дані о минулому часі зі старту відрисовки (рис.В.1).

```
int TimeElapsed = 0;
QVector<double> x2, y2;
...
QTimer* playBackTimer = new QTimer(this); //створення екземпляру таймеру
connect(playBackTimer, SIGNAL(timeout()), this, SLOT(PlaybackStep())); //прив'язка події до функції PlaybackStep()
```

Рис.В.1. Ініціалізація віджету будування та анімації графіків

Після виклику методу QTimer->start(int d) через d мілісекунд сигналізується про timeout(), після чого метод запускається заново доти, поки його не зупинить метод QTimer->stop() (рис.В.2).

На кожному сигналі від таймера беруться елементи, менші або рівні за значенням змінної, що зберігає кількість минулих мілісекунд. Після додавання нових даних у нові масиви x2, y2 вони видаляються за допомогою pop_front ().

Дані графіків оновлюються, коли викликається setData (x2, y2) та перерисовка qcustomplot.

```
void PlaybackStep()
{
    TimeElapsed+=50; // 50 - частота спрацьовування таймеру (в мс)
    for(int i = 0; i < x.size(); i++)
    {
            if(TimeElapsed >= x[i])
            {
                x2.push_back(x[i]);
                y2.push_back(y[i]);
                x.pop_front();
                y.pop_front();
                i = 0; // якщо в часовому проміжку декілька точок, то після pop_front() можно впустити одну. i = 0 запускає заново цикл, щоб нічого не загубити
            }
    }
    customplot->graph(0)->setData(x2, y2);
    //перевірка по закінченню відрисовки
    if(x.size() == 0) playBackTimer->stop();
    //
    customplot->replot();
}
```

Рис.В.2. Програмування спрацьовування таймеру

.

ДОДАТОК Г

У паттерні Pub-Sub виділяють два компоненти Publisher (видавець) та Subscriber (підписник), схематичне представлення паттерну наведено на рис.Г.1. Зв’язок між об’єктами здійснюється за допомогою каналу зв’язку Event Channel (шини подій) [119]

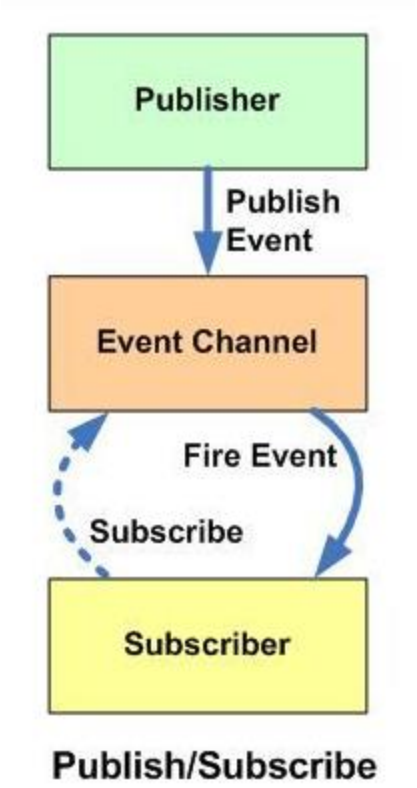


Рис.Г.1. Блок-схема шаблону Pub-sub [120]

Publisher передає свої події в Event Channel, а Subscriber підписується на потрібну подію і слухає його на шині, що забезпечує брак прямого зв’язку між підписником і видавцем.

Система зв’язку, побудована на MQTT, складається із сервера-Publisher, сервера-брокера й одного або декількох клієнтів. Publisher не вимагає яких-небудь налаштувань за кількістю або розташуванню Subscriber, які отримують повідомлення. Крім того, Subscriber не потрібно налаштування на конкретного Publisher. У системі може бути кілька брокерів, що поширюють повідомлення.

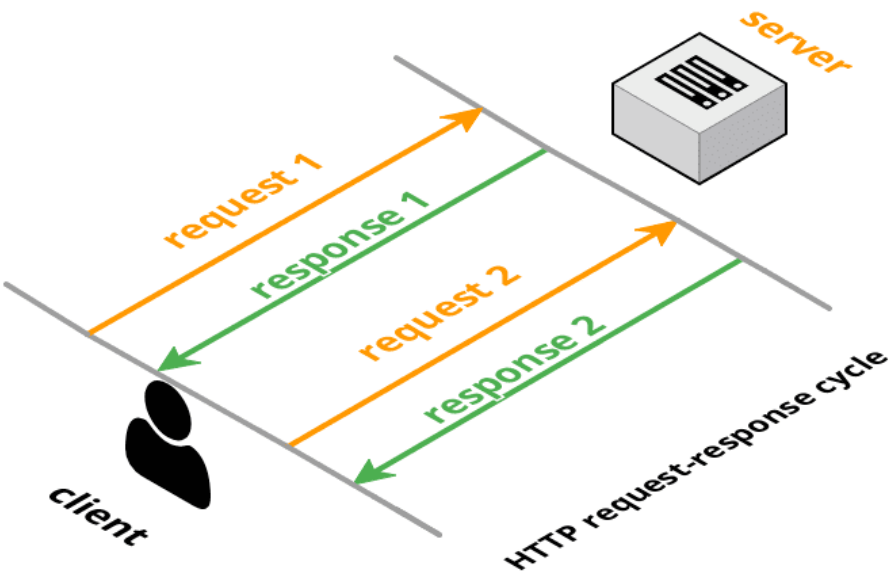


Рис.Г.2. Блок-схема протоколу MQTT [121]

У якості серверу з підтримкою протоколу MQTT обрана платформа Amazon Web Services (AWS). Платформа AWS IoT Core забезпечує підключення пристроїв до сервісів AWS та інших пристроїв, безпеку даних і взаємодії, обробку даних пристроїв і різні операції з ними (рис.Г.3).

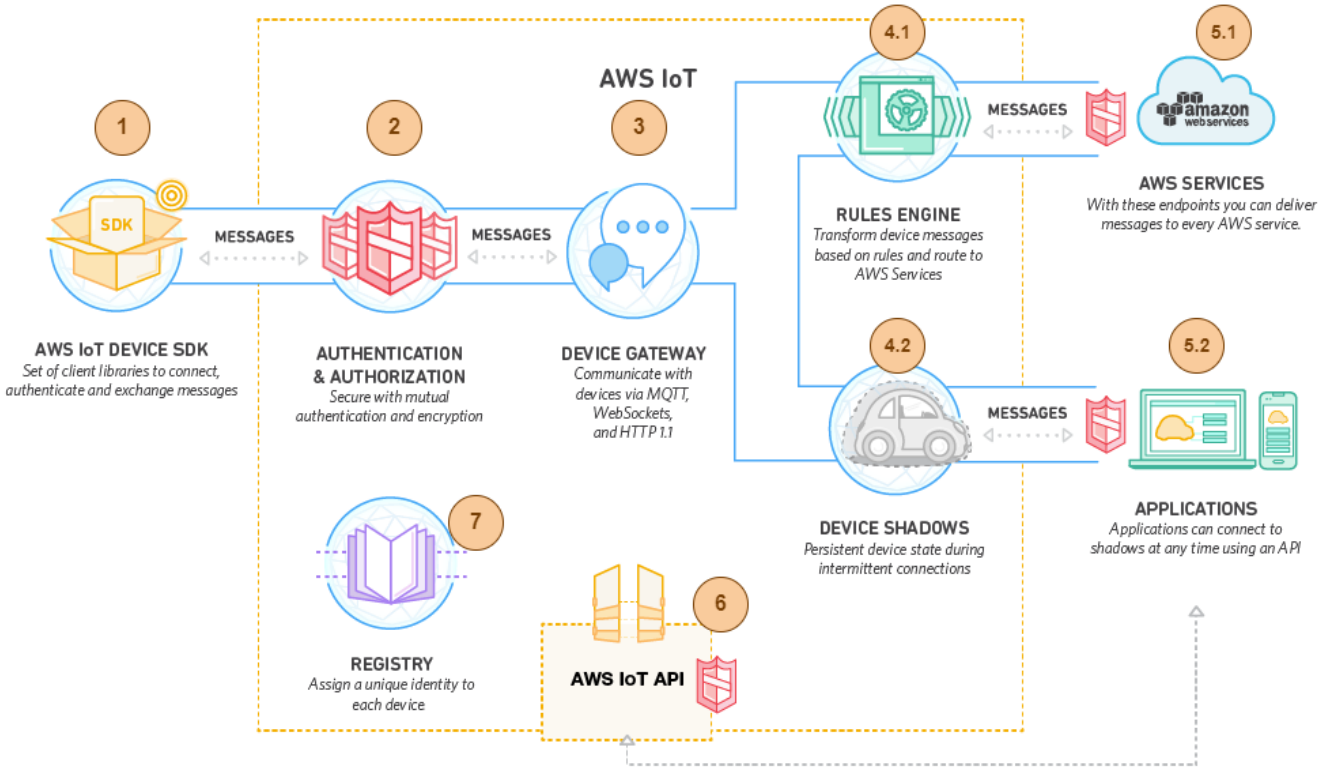


Рис.Г.3. Схема роботи платформи AWS [122]

– (1) пристрої, які взаємодіють з IoT платформою за допомогою SDK (software development kit);

– (2) пристрої посилають повідомлення, які перевіряються службою аутентифікації та авторизації;

– (3) повідомлення приходять на Device Gateway, використовуючи різні протоколи й далі потрапляють в обробник правил (4.1) і копіюються (4.2) на тіні пристроїв (Device Shadows);

– (4.2) Device Shadows – це такі цифрові двійники, які зберігають поточні стани пристроїв, які завжди доступні додаткам. З іншого боку, при відсутності зв'язку з пристроєм Device Shadow виконує керуючі команди від додатків і при відновленні зв'язку синхронізує актуальний стан із пристроєм;

– (4.1) оброблювач правил залежно від даних, що надійшли, виконує заздалегідь певні дії (5.1), наприклад, зберігає дані в базу даних, надсилає SMS або e-mail нотифікацію, викликає HTTP API, відправляє дані в систему аналітики і т.п.;

– (5.2) додатки використовують ці дані для контролю й керування пристроями за допомогою AWS API (6);

– (7) інформація про всі пристрої зберігається на AWS IoT платформі.

Пакет SDK AWS IoT для пристроїв дає змогу просто і швидко підключити апаратний пристрій або додаток до AWS IoT Core. SDK AWS IoT для пристроїв забезпечує підключення та аутентифікацію пристроїв, а також обмін повідомленнями з платформою AWS IoT Core по протоколам MQTT, HTTP або WebSockets. Пакет SDK AWS IoT для пристроїв підтримує мови C, JavaScript і Arduino і включає в себе клієнтські бібліотеки, керівництво для розробників і керівництво по перенесенню для виробників.

Для пристроїв, які підключаються через MQTT, шлюз пристроїв підтримує довготривалі двонаправленні з'єднання, дозволяючи цим пристроям відправляти й отримувати повідомлення в будь-який час із низькою затримкою. Шлюз пристроїв цілком керований і автоматично масштабується для підтримування понад мільярд пристроїв без необхідності керування будь-якої інфраструктурою.

ДОДАТОК Д

Ініціалізація датасету зображена на рис.Д.1.

```
# import packages
import math

import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras.utils import Sequence
from datetime import timedelta
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.metrics import mean_squared_error

import numpy as np
import pandas as pd
import time

import os

# read the dataset into python
df = pd.read_csv('power_temp_dataset.txt',
delimiter=';')
df.head()
```

Рис.Д.1. Завантаження датасету

Крок 1. Передобробка датасету для аналізу часових рядів (рис.Д.2)

Датасет df оброблюється наступним чином:

– Створюється функція date_time у форматі DateTime (поєднання дати та часу);

– Перетворення Active_temp в числове значення та видалення пропущених значень;

– Упорядкування об’єктів за часом у новому наборі даних.

```
%%time

# This code is copied from https://towardsdatascience.com/time-series-analysis-visualization-forecasting-with-lstm-77a905180eba
# with a few minor changes.
#
df['date_time'] = pd.to_datetime(df['Date'] + ' ' + df['Time'])
df['Active_temp '] = pd.to_numeric(df['Active_temp '], errors='coerce')
df = df.dropna(subset=['Active_temp '])

df['date_time'] = pd.to_datetime(df['date_time'])

df = df.loc[:, ['date_time', 'Active_temp ']]
df.sort_values('date_time', inplace=True, ascending=True)
df = df.reset_index(drop=True)

print('Number of rows and columns after removing missing values:', df.shape)
print('The time series starts from: ', df['date_time'].min())
print('The time series ends on: ', df['date_time'].max())
```

Рис.Д.2. Передобробка датасету для аналізу часових рядів

Далі датасет розбивається на набори даних для навчання, перевірки та тестування (рис.Д.3).

– df_test зберігає дані за останні 13 місяців у вихідному наборі даних;
– df_val має дані за 10 місяців до тестового набору даних;
– df_train містить інші дані.

```python
# Split into training, validation and test datasets.
# Since it's timeseries we should do it by date.
test_cutoff_date = df['date_time'].max() - timedelta(month=13)
val_cutoff_date = test_cutoff_date - timedelta(month=10)

df_test = df[df['date_time'] > test_cutoff_date]
df_val = df[(df['date_time'] > val_cutoff_date) & (df['date_time'] ⩽ test_cutoff_date)]
df_train = df[df['date_time'] ⩽ val_cutoff_date]

#check out the datasets
print('Test dates: {} to {}'.format(df_test['date_time'].min(), df_test['date_time'].max()))
print('Validation dates: {} to {}'.format(df_val['date_time'].min(), df_val['date_time'].max()))
print('Train dates: {} to {}'.format(df_train['date_time'].min(), df_train['date_time'].max()))
```

Рис.Д.3. Розбиття датасету на набори даних

Крок 2. Перетворення набору даних для TensorFlow Keras.

Треба визначити клас об’єкту часового ряду, створюється клас TimeSeriesLoader для перетворення та передачі фреймів даних у модель (рис.Д.4.). У цьому класі ми визначаємо:

– __init__: початкові налаштування об’єкта, включаючи:
  - ts_folder, який буде ts_data, який ми тільки що створили.
  - filename_format, який являє собою строковий формат імен файлів в ts_folder.
– num_chunks: загальна кількість файлів (блоків).
– get_chunk: цей метод бере фрейм даних з одного з файлів, обробляє його для підготовки до навчання.

– shuffle_chunks: цей метод перемішує порядок блоків, які повернуться в get_chunk.

```
#

class TimeSeriesLoader:
    def __init__(self, ts_folder, filename_format):
        self.ts_folder = ts_folder

        # find the number of files.
        i = 0
        file_found = True
        while file_found:
            filename = self.ts_folder + '/' +
filename_format.format(i)
            file_found = os.path.exists(filename)
            if file_found:
                i += 1

        self.num_files = i
        self.files_indices = np.arange(self.num_files)
        self.shuffle_chunks()

    def num_chunks(self):
        return self.num_files

    def get_chunk(self, idx):
        assert (idx >= 0) and (idx < self.num_files)

        ind = self.files_indices[idx]
        filename = self.ts_folder + '/' +
filename_format.format(ind)
        df_ts = pd.read_pickle(filename)
        num_records = len(df_ts.index)

        features = df_ts.drop('y', axis=1).values
        target = df_ts['y'].values

        # reshape for input into LSTM. Batch major
format.
        features_batchmajor =
np.array(features).reshape(num_records, -1, 1)
        return features_batchmajor, target

    # this shuffles the order the chunks will be
outputted from get_chunk.
    def shuffle_chunks(self):
        np.random.shuffle(self.files_indices)
```

Рис.Д.4. Перетворення набору даних для TensorFlow Keras

Далі TimeSeriesLoader застосовується до ts_data (рис.Д.5)

```
ts_folder = 'ts_data'
filename_format = 'ts_file {}. pkl'
tss = TimeSeriesLoader ( ts_folder , filename_format
)
```

Рис.Д.5. Застосування TimeSeriesLoader для перетворення та передачі фреймів даних у модель

Крок 3. Створення моделі LSTM

Модель LSTM будується на основі бібліотеки TensorFlow Keras (рис.Д.6).

Далі виконуються такі процедури:

– визначення форми вхідного набору даних:

  - num_timesteps, кількість затримок у фреймах даних.
  - кількість часових рядів дорівнює 1, оскільки використовується тільки одна функція Active_temp.

– визначення кількості юнітів, 4*юніт*(юніт + 2) – це кількість параметрів LSTM. Чим більше юніт, тим більше параметрів у моделі.

– визначення частоти відсіву, яка використовується для запобігання перенавчання.

– визначення вихідного шару для лінійної функції активації.

– визначення моделі.

```
ts_inputs = tf.keras.Input(shape=(num_timesteps, 1))
x = layers.LSTM(units=10)(ts_inputs)
x = layers.Dropout(0.2)(x)
outputs = layers.Dense(1, activation='linear')(x)
model = tf.keras.Model(inputs=ts_inputs,
outputs=outputs)
```

Рис.Д.6. Створення моделі LSTM на основі бібліотеки TensorFlow Keras

Далі визначаються функції оптимізації та втрат (рис.Д.7)

```
model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.SGD(learni
ng_rate=0.01),
              loss=tf.keras.losses.MeanSquaredError(),
              metrics=['mse'])
```

Рис.Д.7. Визначення функції оптимізації та витрат

Кожен фрагмент набору даних навчається групами і виконується тільки одна епоха (рис.Д.8).

```
%%time

BATCH_SIZE = 128
NUM_EPOCHS = 1
NUM_CHUNKS = tss.num_chunks()

for epoch in range(NUM_EPOCHS):
    print('epoch #{}'.format(epoch))
    for i in range(NUM_CHUNKS):
        X, y = tss.get_chunk(i)
        model.fit(x=X, y=y, batch_size=BATCH_SIZE)

    tss.shuffle_chunks()
```

Рис.Д.8. Групування наборів даних

Після підбору моделі оцінюється її продуктивність, використовуючи набір даних для перевірки (рис.Д.9).

```
Active_temp_val = df_val['Active_temp'].values
Active_temp_val_scaled =
scaler.transform(Active_temp_val.reshape(-1,
1)).reshape(-1, )

history_length = 7*24*60*60
step_size = 10
target_step = 10
num_timesteps =
create_ts_files(Active_temp_val_scaled,
                  start_index=0,
                  end_index=None,
                  history_length=history_length,
                  step_size=step_size,
                  target_step=target_step,
                  num_rows_per_file=128*100,
                  data_folder='ts_val_data')
```

Рис.Д.9. Оцінка продуктивності моделі

Окрім тестування моделі з використанням набору даних для перевірки, модель тестується на основі базової моделі, використовуючи тільки останню точку часового ряду (рис.Д.10).

```
df_val_ts = pd.read_pickle('ts_val_data/ts_file0.pkl')

features = df_val_ts.drop('y', axis=1).values
features_arr = np.array(features)


num_records = len(df_val_ts.index)
features_batchmajor =
features_arr.reshape(num_records, -1, 1)

y_pred =
model.predict(features_batchmajor).reshape(-1, )
y_pred = scaler.inverse_transform(y_pred.reshape(-1,
1)).reshape(-1 ,)

y_act = df_val_ts['y'].values
y_act = scaler.inverse_transform(y_act.reshape(-1,
1)).reshape(-1 ,)

print('validation mean squared error:
{}'.format(mean_squared_error(y_act, y_pred)))

#baseline
y_pred_baseline = df_val_ts['x_lag11'].values
y_pred_baseline =
scaler.inverse_transform(y_pred_baseline.reshape(-1,
1)).reshape(-1 ,)
print('validation baseline mean squared error:
{}'.format(mean_squared_error(y_act,
y_pred_baseline)))
```

Рис.Д.10. Тестування на основі базової моделі