

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

Процюк Володимир Васильович

УДК 681.518:622.24:004.89

ДИСЕРТАЦІЯ

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВА СИСТЕМА АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ
ДИНАМІКИ КОНТРОЛЬОВАНИХ ПАРАМЕТРІВ ПРОЦЕСУ БУРІННЯ
НАФТОГАЗОВИХ СВЕРДЛОВИН**

151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

15 Автоматизація та приладобудування

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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



Процюк В.В.

Науковий керівник:

Шекета Василь Іванович

доктор технічних наук, професор

Івано-Франківськ - 2024

АНОТАЦІЯ

Процюк В.В. Нейромережева система автоматизації прогнозування динаміки контрольованих параметрів процесу буріння нафтогазових свердловин. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології в галузі знань 15 Автоматизація та приладобудування. – Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу, Івано-Франківськ, 2024.

Метою дисертаційного дослідження є розробка та впровадження інтелектуальної системи, яка використовує нейронні мережі для автоматичного прогнозування змін у контрольованих параметрах буріння. Така система може значно підвищити ефективність буріння, зменшити ризики аварій та оптимізувати витрати ресурсів шляхом точнішого прогнозування та оперативного реагування на зміни в процесі буріння.

У дисертаційній роботі наведено теоретичне узагальнення і вирішення актуальної науково-практичної задачі створення нейромережевої системи автоматизації прогнозування динаміки контрольованих параметрів процесу буріння нафтогазових свердловин. Це передбачає розробку методів і алгоритмів, що дозволяють з високою точністю визначити зміни в параметрах буріння, забезпечуючи тим самим ефективність і безпеку бурового процесу, а також оптимізацію витрат і ресурсів.

Вирішення такої задачі має важливе значення для нафтогазової промисловості України, оскільки дає змогу оптимізувати техніко-економічні показники процесу буріння нафтогазових свердловин.

У вступі розкрито стан наукової проблеми її значущість, обґрунтовано актуальність теми дисертаційного дослідження, відображено зв'язок дисертаційної роботи з науковими програмами, планами, темами; сформульовано мету та визначено основні задачі обраного напрямку дослідження; подано наукову новизну практичне значення отриманих

результатів, зроблено аналіз особистого внеску здобувача в публікаціях за темою роботи, подано відомості про кількість публікацій автора та ступінь апробації роботи.

Перший розділ дисертаційної роботи присвячений аналізу існуючих типів давачів, їх функціональних можливостей та основних характеристик даних, які вони генерують під час буріння нафтогазових свердловин. Процес буріння нафтогазових свердловин розглядається як складний і динамічний, що вимагає ретельного контролю та оптимізації. Збір даних здійснюється за допомогою різноманітних давачів, таких як каротаж під час буріння (LWD) та вимірювання під час буріння (MWD), а також їх поєднання в одну систему MLWD. Давачі, що використовуються в інструментах MWD, мають високу міцність і можуть витримувати суворі умови буріння, включаючи високі температури і вібрації. Давачі класифікуються за принципом дії на активного і реактивного опору, генеративні давачі та інші. Давачі надають важливу інформацію про процес буріння, яка доступна в режимі реального часу. Дані, зібрані давачами, використовуються для оптимізації процесу буріння, оцінки умов свердловини та прийняття рішень. Показано що у промислових умовах буріння часто виникають непередбачувані обставини, такі як аварії, які вимагають оперативної оцінки ситуації. Давачі повинні забезпечувати надійну роботу навіть у складних умовах, таких як висока температура і високий вміст сірководню. Проаналізовано стан розвитку сучасних систем автоматизованого управління бурінням (ADC), які дозволяють оцінювати свердловинні умови в реальному часі і допомагають бурильнику приймати правильні рішення. Приведено детальний огляд сучасних технологій і методів контролю та оптимізації процесу буріння нафтогазових свердловин, підкреслюючи важливість використання давачів для забезпечення ефективності та безпеки бурового процесу.

Другий розділ дисертаційної роботи присвячений розробці моделей для аналітичної оцінки аномалій в даних буріння нафтогазових свердловин (НГС). Основна увага приділена побудові загальної моделі системи управління

процесом буріння з урахуванням аномалій та впливу випадкових факторів. Детально описано математичну формалізацію задач управління, побудову математичної моделі, яка описує динаміку процесу буріння, та алгоритми управління для компенсації аномалій. Проведено статистичний аналіз системи з оцінкою впливу аномалій на процес буріння та розроблено критерії оптимізації управління. Оптимізація системи управління передбачає мінімізацію впливу аномалій на виробничий процес та визначення обсягів необхідних ресурсів для компенсації таких впливів. Розроблені моделі включають методи компенсації випадкових аномалій, використання принципу інваріантності для формування керуючих впливів, а також обчислення інтегральних показників стану процесу буріння. Розділ завершується висновками про важливість математичних моделей та статистичних методів для ефективного управління процесом буріння, що дозволяє мінімізувати вплив аномалій і забезпечити стабільність та безпеку виробничого процесу.

У третьому розділі досліджуються методи усунення аномалій в даних під час буріння нафтогазових свердловин (НГС). Для цього використовуються нечіткі модельні процедури та нейронечіткі системи, які поєднують переваги нечіткої логіки та нейронних мереж. Нечітка логіка дозволяє обробляти невизначеність і неточність вхідних даних, тоді як нейронні мережі забезпечують адаптацію і навчання моделей. Використовуючи нечіткі множини і лінгвістичні змінні, можна формалізувати нечіткі поняття, що застосовуються при прийнятті рішень в умовах невизначеності. Нейронечіткі системи дозволяють автоматично налаштовувати функції належності за допомогою нейронних мереж, що значно спрощує процес моделювання. Оптимізація таких систем здійснюється шляхом налаштування вагових коефіцієнтів та топології мережі, а також шляхом регуляризації для запобігання перенавчанню. Ітераційні методи, зокрема метод градієнтного спуску, використовуються для оптимізації параметрів моделі, мінімізуючи похибку між реальними та модельованими даними. Таким чином, запропоновані методи дозволяють

ефективно оцінювати та компенсувати вплив аномалій на процес буріння НГС, забезпечуючи прийняття обґрунтованих рішень в умовах нечіткої інформації.

У четвертому розділі обговорюється використання алгоритмічних моделей для виявлення аномалій у сенсорних даних під час буріння нафтогазових свердловин. Автор аналізує застосування машинного навчання та штучного інтелекту для покращення безпеки та продуктивності в бурінні. Основна увага приділяється алгоритмам класифікації, кластеризації та аналізу часових рядів для виявлення аномалій у таких параметрах, як тиск, температура та швидкість обертання бурової колони. Підкреслюється важливість точності даних сенсорів та обговорюються методи для фільтрації та обробки невизначених даних. Запропоновано новий алгоритм виявлення аномалій, заснований на правилах з коефіцієнтами впевненості, що дозволяє будувати інтелектуальні системи для буріння. Також розглядається використання методів машинного навчання та експертних систем для прогнозного моделювання в умовах невизначеності, включаючи методи нечіткого навчання. Пропонується гібридний підхід, який інтегрує глибоке навчання та асоціативну пам'ять для покращення точності прогнозів. Результатом роботи є розробка нового методу прогнозування, який поєднує нейронні мережі та асоціативну пам'ять, що підвищує точність прогнозування параметрів буріння в умовах невизначеності.

Наукова новизна дисертаційної роботи визначається такими положеннями:

вперше:

- *розробка методів та моделей*, які дозволяють ефективно усувати та компенсувати вплив аномалій у даних процесу буріння нафтогазових свердловин, що досягається шляхом використання нейронечітких технологій, які здатні працювати в умовах неповної або нечіткої інформації, а також складних нелінійних функціональних залежностей;
- *побудова нейронечіткої моделі* оцінювання впливу аномалій, що включає в себе нечітку продукційну базу знань, механізм нечіткого логічного висновку та систему налаштування моделі в формі запропонованої методики оптимізації

нейронної мережі з використанням градієнтного спуску та методів регуляризації, що дозволяє уникати перенавчання та забезпечувати ефективну роботу моделі в розширеному просторі бурових даних.

– *удосконалено* методику використання відстані Хаммінга замість мультиплікативної функції агрегування для обчислення ступенів довіри, що дозволяє краще працювати з кількісними сенсорними даними.

– *удосконалено* формальні аналітичні оцінки аномалій у даних буріння нафтогазових свердловин; загальну модель системи управління процесами буріння НГС, яка використовує математичну формалізацію для опису і управління процесами буріння з урахуванням аномалій; моделі побудовані на основі динамічних систем, що дозволяють формально описати процеси управління як просторово-часову систему з відповідними координатами; алгоритми управління процесом буріння, які включають оцінки станів процесу залежно від режимних параметрів і рівнів аномалій; математичні моделі, що враховують вплив аномалій на вихідні параметри процесу.

– *знайшли подальший розвиток* алгоритми виявлення аномалій на основі правил з коефіцієнтами впевненості, які дозволяють обробляти сенсорні дані з високою точністю, з врахуванням різних типів невизначеності, таких як неповнота, незнання, розмитість, неточність та неоднозначність, що робить їх більш ефективним у порівнянні з традиційними методами, такими як гаусівські алгоритми або бінарні та нечіткі правила асоціації.

Практична цінність дослідження, що включає розробку моделей аналітичної оцінки аномалій у даних буріння нафтогазових свердловин, є суттєвою для галузі нафтогазовидобутку. Основні аспекти практичної цінності полягають у покращенні точності та надійності процесів буріння. Розроблені моделі дозволяють ідентифікувати аномалії в реальному часі, що зменшує ризик аварійних ситуацій та непередбачених зупинок, підвищуючи безпеку і ефективність бурових операцій. Крім того, оптимізація управління процесом буріння з використанням запропонованих моделей сприяє зниженню витрат на технічне обслуговування і ремонт обладнання, завдяки своєчасному виявленню

і усуненню відхилень у режимних параметрах. Впровадження моделей для компенсації впливу аномалій дозволяє забезпечити стабільність виробничих процесів та підвищити загальну ефективність бурових операцій. Завдяки використанню математичних і стохастичних методів аналізу, системи управління процесом буріння можуть бути адаптовані до різних умов і специфікацій свердловин, що забезпечує гнучкість і універсальність застосування. Окрім того, застосування нейронечітких моделей і методів глибокого навчання для оцінки аномалій у даних буріння дозволяє значно покращити прогнозування і ухвалення рішень, що сприяє більш ефективному плануванню та управлінню ресурсами. У результаті, пропоноване дослідження сприяє підвищенню економічної ефективності бурових операцій, зменшенню витрат і ризиків, а також підвищенню якості і безпеки робіт у нафтогазовидобувній галузі.

Результати дисертаційного дослідження були використані в реальних умовах підприємства ТОВ «НАДРА ІНЖИНІРИНГ» для оптимізації та покращення процесів буріння нафтогазових свердловин, підвищення ефективності робіт та зниження витрат.

Також результати дисертаційної роботи були впроваджені в навчальний процес при вивченні дисципліни «Новітні методи роботи з великими даними» студентами спеціальності 121 «Інженерія програмного забезпечення».

Факти впровадження підтверджуються відповідними актами, показаними у *додатках* до дисертаційної роботи.

Ключові слова: автоматизація процесу буріння, математичні моделі, системи підтримки прийняття рішень на основі знань, експертні системи, методи прогнозування, глибинне навчання, машинне навчання, аномалії в даних, алгоритми виявлення аномалій, багатошарові нейронні мережі, невизначеність, нечіткість, коефіцієнти впевненості.

ABSTRACT

Protsiuk V.V. Neural network system for automated prediction of the dynamics of controlled parameters of the oil and gas well drilling process. – Qualification scientific work on the manuscript rights.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in the specialty 151 Automation and computer-integrated technologies in the field of knowledge 15 Automation and instrumentation. – Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas, Ivano-Frankivsk, 2024.

The aim of the dissertation research is to develop and implement an intelligent system that uses neural networks to automatically predict changes in controlled drilling parameters. Such a system can significantly increase drilling efficiency, reduce the risk of accidents, and optimize resource consumption through more accurate predictions and prompt responses to changes in the drilling process.

The thesis presents a theoretical generalization and solution of an actual scientific and practical problem of creating a neural network system for automating the prediction of the dynamics of the control parameters of the process of drilling oil and gas wells. This involves the development of methods and algorithms that allow anticipation of changes in drilling parameters with high accuracy, thereby ensuring the efficiency and safety of the drilling process, as well as optimizing costs and resources.

Solving this problem is important for the oil and gas industry of Ukraine, as it makes it possible to optimize the technical and economic indicators of the oil and gas well drilling process.

The introduction reveals the state of the scientific problem and its significance, substantiates the relevance of the topic of the dissertation research, reflects the connection of the dissertation work with scientific programs, plans, topics; formulates the purpose and defines the main objectives of the chosen research area; presents the scientific novelty and practical significance of the results obtained, analyzes the personal contribution of the applicant in publications on the topic of the work,

provides information on the number of publications of the author and the degree of testing of the work.

The first chapter of the dissertation is devoted to the analysis of existing types of sensors, their functionality and the main characteristics of the data they generate during oil and gas well drilling. The process of oil and gas well drilling is considered to be complex and dynamic, requiring careful control and optimization. Data is collected using a variety of sensors, such as logging while drilling (LWD) and measurement while drilling (MWD), as well as their combination into a single MLWD system. The sensors used in MWD tools are highly robust and can withstand harsh drilling conditions, including high temperatures and vibrations. Depending on the type of action sensors are classified into sensors with active and reactive resistance, generative sensors and others. Sensors provide important information about the drilling process that is available in real time. The data collected by the sensors is used to optimize the drilling process, evaluate well conditions, and make decisions. It has been shown that in industrial drilling conditions, unforeseen circumstances, such as accidents, often arise, requiring a rapid assessment of the situation. Sensors must ensure reliable operation even in difficult conditions, such as high temperature and high hydrogen sulfide content. The article analyzes the state of modern automated drilling control (ADC) systems development that allow assessing downhole conditions in real time and help the driller make the right decisions. A detailed overview of modern technologies and methods for monitoring and optimizing the process of drilling oil and gas wells is given, emphasizing the importance of using sensors to ensure the efficiency and safety of the drilling process.

The second chapter of the dissertation is devoted to the development of models for analytical evaluation of anomalies in oil and gas well drilling data. The main attention is paid to the construction of a general model of the drilling process control system with regard to anomalies and the influence of random factors. The mathematical formalization of control tasks, the construction of a mathematical model describing the dynamics of the drilling process, and control algorithms for compensating for anomalies are described in detail. A statistical analysis of the

system is carried out with an assessment of the impact of anomalies on the drilling process and criteria for drilling optimization were developed. The optimization of the control system involves minimizing the impact of anomalies on the production process and determining the amount of resources required to compensate for such impacts. The developed models include methods of random anomalies compensation, using the principle of invariance for the formation of control influences, as well as calculation of integral indicators of the drilling process. The chapter concludes with the conclusions about the importance of mathematical models and statistical methods for effective drilling process control, which minimizes the impact of anomalies and ensures the stability and safety of the production process.

The third chapter investigates the methods of eliminating data anomalies during oil and gas well drilling. For this purpose, fuzzy modeling procedures and neurofuzzy systems are used, which combine the advantages of fuzzy logic and neural networks. Fuzzy logic allows to handle the uncertainty and inaccuracy of the input data, while neural networks provide model adaptation and training. By using fuzzy sets and linguistic variables, it is possible to formalize fuzzy concepts used in decision-making under uncertainty. Neuro-fuzzy systems allow you to automatically adjust membership functions using neural networks, which greatly simplifies the modeling process. Such systems are optimized by adjusting the weights and topology of the network, as well as by regularization to prevent overfitting. Iterative methods, in particular the gradient descent method, are used to optimize model parameters, minimizing the error between real and modeled data. Thus, the proposed methods allow to effectively evaluate and compensate for the impact of anomalies on the process of drilling oil and gas wells, ensuring informed decision-making in the conditions of fuzzy information.

The fourth chapter discusses the use of algorithmic models to detect anomalies in sensor data during oil and gas well drilling. The author analyzes the application of machine learning and artificial intelligence to improve safety and productivity in drilling. The focus is on classification, clustering, and time series analysis algorithms for detecting anomalies in parameters such as pressure,

temperature, and drill string speed. The importance of sensor data accuracy is emphasized and methods for filtering and processing uncertain data are discussed. A new anomaly detection algorithm based on rules with confidence factors is proposed, which allows building intelligent drilling systems. The use of machine learning and expert systems for predictive modeling under uncertainty, including fuzzy learning methods, is also considered. A hybrid approach is proposed that integrates deep learning and associative memory to improve forecast accuracy. The result of the work is the development of a new forecasting method that combines neural networks and associative memory, which increases the accuracy of predicting drilling parameters under uncertainty.

The scientific novelty of the dissertation is determined by the following points, that describe what was *achieved for the first time* and what was *improved*:

- the development of methods and models that allow to effectively eliminate and compensate for the impact of anomalies in the data of the oil and gas well drilling process, which is achieved through the use of neurofuzzy technologies that can work in conditions of incomplete or fuzzy information, as well as complex nonlinear functional dependencies;
- the construction of a neuro-fuzzy model for assessing the impact of anomalies, which includes a fuzzy product knowledge base, mechanism of fuzzy logical conclusion and a model tuning system in the form of the proposed neural network optimization methodology using gradient descent and regularization methods, which avoids overtraining and ensures efficient operation of the model in the extended drilling data space.
- improved the methodology of using the Hamming distance instead of the multiplicative aggregation function for calculating confidence levels, which allows better work with quantitative sensor data.
- improved the formal analytical evaluation of anomalies in oil and gas well drilling data; a general model of the drilling oil and gas wells process control system that uses mathematical formalization to describe and control drilling processes with regard to anomalies; models based on dynamic systems that allow to formally

describe control processes as a spatio-temporal system with appropriate coordinates; algorithms for controlling the drilling process, including estimates of process states depending on operating parameters and levels of anomalies; mathematical models that take into account the influence of anomalies on the initial parameters of the process.

– further development of the anomaly detection algorithms based on rules with confidence factors that allow processing sensor data with high accuracy, taking into account various types of uncertainty, such as incompleteness, ignorance, blur, imprecision and ambiguity, which makes them more effective than traditional methods such as Gaussian algorithms or binary and fuzzy association rules.

The practical value of the study, which includes the development of models for analytical evaluation of anomalies in oil and gas drilling data, is significant for the oil and gas industry. The main aspects of practical value are to improve the accuracy and reliability of drilling processes. The developed models allow to identify anomalies in real time, which reduces the risk of emergencies and unexpected shutdowns, increasing the safety and efficiency of drilling operations. In addition, optimization of the drilling process control using the proposed models helps to reduce the cost of equipment maintenance and repair due to timely detection and elimination of deviations in operating parameters. The implementation of models to compensate for the impact of anomalies helps to ensure the stability of production processes and increase the overall efficiency of drilling operations. Through the use of mathematical and stochastic analysis methods, drilling process control systems can be adapted to different conditions and well specifications, which provides flexibility and versatility of application. In addition, the use of neuro-fuzzy models and deep learning methods to evaluate anomalies in drilling data can significantly improve forecasting and decision-making, which contributes to more efficient resource planning and management. As a result, the proposed research contributes to increasing the economic efficiency of drilling operations, reducing costs and risks, as well as improving the quality and safety of operations in the oil and gas industry.

The results of the dissertation research were used in the real conditions of LLC “NADRA ENGINEERING” to optimize and improve the processes of drilling of oil and gas wells, increase work efficiency and reduce costs.

Also, the results of the dissertation research were implemented in the educational process during the study of the discipline “Modern Methods of Working with Big Data” by students within the specialty 121 “Software Engineering”.

The facts of implementation are confirmed by relevant documentation shown in the *appendices* of the dissertation.

Keywords: automation of the drilling process, mathematical models, knowledge-based decision support systems, expert systems, forecasting methods, deep learning, machine learning, anomalies in data, anomaly detection algorithms, multilayer neural networks, uncertainty, fuzziness, confidence coefficients.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

1. Чесановський М.С., Шекета В.І. Особливості контролю параметрів процесу буріння в контексті підтримки прийняття релевантних рішень. Всеукраїнський щоквартальний науково-технічний журнал “Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ”. 2018. №1(66). С. 92-100.

<https://rrngr.nung.edu.ua/index.php/rrngr/article/view/250>

2. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Використання СВР при реалізації інженерних рішень систем класу “Бурові тренажери”. VI міжнародна науково-технічна конференція “Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем”. Дніпро. ДВНЗ УДХТУ 4-6 листопада 2020.

3. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Моделювання імітаційної моделі керування процесами буріння на основі прецедентів. Всеукраїнська науково-практична конференція молодих учених і студентів “Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості”. 2020.

4. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Знання орієнтовані методи прийняття рішень в моделюванні тренажерів технологічних процесів. Науково-технічний журнал. «Методи та прилади контролю». 2020. №2(45).С. 132-145.

<https://mpky.nung.edu.ua/index.php/mpky/article/view/535>

5. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Забезпечення якості та об'єму геолого-технологічних даних для застосування методів машинного навчання знання-орієнтованої системи. Науково-технічний журнал. «Методи та прилади контролю». 2021. № (46) С. 75-92.

<https://www.mpsy.nung.edu.ua/index.php/mpky/article/view/540>

6. Vasyl Sheketa, Roman Vovk, Volodymyr Pikh, Yulia Romanyshyn, Kostiantyn Kravtsiv, Liudmyla Poteriailo, Mykola Pasyeka. Solutions Outlining on the Set of Structured Technological Problems with Imposed Constraints. 10th International Conference on “Mathematics. Information Technologies. Education”, MoMLeT&DS Workshop 2021. Volume I: Main Conference. Lviv-Shatsk. June 5-6, 2021.

<http://ceur-ws.org/Vol-2917/>

7. Vasyl Sheketa, Volodymyr Pikh, Yulia Romanyshyn, Vitaliy Melnyk and Nadiia Pasiaka. Formal Metastructures for Technological Problems Comparators Substantiation. 2021 IEEE 4th International Conference on Advanced Information and Communication Technologies (AICT), Lviv, Ukraine September 21-25, 2021.

<https://doi.org/10.1109/AICT52120.2021.9628943>

8. Mykola Chesanovsky, Kostiantyn Kravtsiv, Liudmyla Poteriailo. Software outlines for decisions making support in oil and gas engineering. Scientific papers of silesian university of technology 2021 organization and management series NO. 151.

http://managementpapers.polsl.pl/wp-content/uploads/2021/03/151_Chesanovsky-Kravtsiv-Protsiuk-Poteriailo.pdf

9. К.І. Кравців, Х.І. Думка, С.О. Дмитренко, В.Д. Мельник, В.І. Шекета. Перспективи інтелектуалізації технології цифрового родовища у вуглеводневій енергетиці. Міжнародна конференція "Нафтогазова енергетика", Івано-Франківськ, 21-24 вересня 2021р.

<https://nung.edu.ua/content/mntk-naftohazova-enerhetyka-2021>

10. К.І. Кравців, Х.І. Думка, С.О. Дмитренко, В.Д. Мельник, В.І. Шекета. Структуризація процесів обробки даних в контексті цифрового родовища. Всеукраїнська науково-практична конференція молодих вчених і студентів "Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості", Івано-Франківськ, 7 жовтня 2021р.

<https://nung.edu.ua/department/institut-informaciy-nikh-tekhnologiy/vidannya>

11. Кравців К.І., Думка Х.І., Дмитренко С.О., Мельник В.Д., Шекета В.І. Класифікація процесів прийняття рішень в цифровому родовищі. VII Міжнародна науково-технічна конференція "Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем", Дніпро, 3-5 листопада 2021р.

<https://udhtu.edu.ua/zaprosuyemo-do-uchasti-u-vii-mizhnarodnij-naukovo-tehnichnij-konferencziyi-kompyuterne-modelyuvannya-ta-optymizacziya-skladnyh-system>

12. Побудова інтелектуальної системи на основі правил з функціями

глибокого навчання для проблем буріння нафтогазових свердловин. 2024. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences, 331(1), 173-179.
<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-331-27>

13. Моделі виявлення аномалій для сенсорних даних процесу буріння нафтогазових свердловин в умовах невизначеності. 2024. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences, 331(2).
<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-333-2-29>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ ТА ТЕРМІНІВ	19
ВСТУП	20
РОЗДІЛ 1	
АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЧНИХ АСПЕКТІВ ОБРОБКИ ДАНИХ ДАВАЧІВ ПРОЦЕСУ БУРІННЯ НАФТОГАЗОВИХ СВЕРДЛОВИН	28
1.1. Аналіз існуючих типів давачів, їх функціональних можливостей та основних характеристик даних, які вони генерують під час буріння	28
1.2. Структуризація даних з давачів, що використовуються для аналізу процесу буріння	40
1.3. Оцінка ефективності та похибок даних	59
1.4. Вибір і обґрунтування напрямку досліджень	68
РОЗДІЛ 2	
РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ АНАЛІТИЧНОЇ ОЦІНКИ АНОМАЛІЙ В ДАНИХ БУРІННЯ НГС	70
2.1. Загальна модель системи управління процесами буріння НГС	70
2.2. Модель управління з урахуванням впливу аномалій в даних	81
2.3. Оптимізація системи управління з урахуванням аномалій в даних ...	100
2.4. Оптимальні моделі часткової компенсації аномалій стохастичного характеру	108
Висновки до другого розділу	119
РОЗДІЛ 3	
ПОБУДОВА МЕТОДУ УСУНЕННЯ АНОМАЛІЙ В ДАНИХ ПРИ БУРІННІ НГС	122
3.1. Нечіткі модельні процедури узгодження аналітичних оцінок і прийняття рішень	122
3.2. Нейронечітка модель оцінки аномалій даних процесу	

буріння НГС	131
3.3. Оптимізація нейронечіткої системи оцінки аномалій даних	147
3.4. Нейромережеві ітераційні методи оцінки аномалій даних	160
Висновки до третього розділу	173
РОЗДІЛ 4	
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ДАНИХ РЕЖИМНИХ ПАРАМЕТРІВ ПРОЦЕСУ БУРІННЯ НАФТОГАЗОВИХ СВЕРДЛОВИН	176
4.1. Аналіз статистичних підходів до оцінки режимних параметрів процесу буріння та підходів до побудови прогностичних моделей	176
4.2. Моделі виявлення аномалій для сенсорних даних процесу буріння нафтогазових свердловин в умовах невизначеності	184
4.3. Побудова інтелектуальної системи на основі правил з функціями глибокого навчання для проблем буріння нафтогазових свердловин	201
ВИСНОВКИ	205
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА	208
ДОДАТКИ	228

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ ТА ТЕРМІНІВ

- НГС – нафтові та газові свердловини;
- ППР – підтримка прийняття рішень;
- СППР – система інтелектуальної підтримки прийняття рішень;
- ТП – технологічний процес;
- CBM – Constraint-based modeling – моделювання на основі обмежень;
- ОПР – об’єкт підтримки рішення;
- tcp – technologically controlled parameter – контрольований технологічний параметр;
- ocp – output controlled parameter – вихідний контрольований параметр;
- ucp – uncontrolled parameter – неконтрольований параметр;
- dcp disturbing parameter – збурюючий параметр;
- КСО – Кейси на основі систем обмежень;
- KB – knowledge base – база знань;
- LWD – Logging While Drilling;
- MWD – Measurement While Drilling;
- GWD – Gyro while drilling;
- MLWD – measurement&logging while drilling;
- ADC – Automated Drilling Control Systems;
- ГНВП – газонафтоводопроями;
- RTOS – Real-Time Operations Center – центри оперативного прийняття рішень;

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми досліджень. Видобуток нафти та газу є ключовою галуззю для багатьох країн, що впливає на їх економіку та енергетичну безпеку. Україна не є винятком в цьому аспекті. Використання нейромереж для прогнозування процесу буріння може суттєво трансформувати нафтову промисловість України, яка стикається із численними викликами та потребує новітніх технологій для оптимізації своїх процесів. Нафтова промисловість в Україні має давню історію, але з часом зіткнулася з проблемами, такими як зниження обсягів видобутку та виснаження покладів. Використання нейромереж дозволить точніше прогнозувати параметри буріння, що потенційно значно зменшить витрати та допоможе контролювати ризики пов'язані з видобутком нафти і газу. Використання нейромереж дозволяє автоматизувати процес прогнозування і реагування на зміни в параметрах буріння, що може забезпечити більшу стабільність та безпеку процесу. Застосування нейромережових технологій у нафтогазовій промисловості все ще перебуває на ранніх етапах, що відкриває можливості для наукових досліджень та розробки нових методик. Впровадження автоматизованих систем на базі нейромереж може стати революційним кроком у підвищенні точності прогнозування та контролю процесів буріння. Розробка ефективної системи прогнозування може допомогти вирішити проблеми, пов'язані з плануванням, координацією та виконанням бурових робіт, зниженням ризику нештатних ситуацій, а також оптимізацією використання ресурсів. Така система забезпечить важливий внесок у збільшення ефективності нафтогазової промисловості на міжнародному рівні. Дослідження в області застосування штучного інтелекту для контролю та прогнозування в нафтогазовій промисловості дозволить створити нові наукові методики та моделі, що можуть бути використані у подальших дослідженнях та розробках.

Сучасний стан нафтової галузі України характеризується значною залежністю від імпорту нафти, необхідністю модернізації старих родовищ і

впровадження інноваційних технологій. Нейромережі, з їхньою здатністю обробляти великі обсяги даних і виводити складні закономірності, можуть допомогти ідентифікувати оптимальні умови для буріння, що зменшить часові та фінансові витрати. Впровадження нейромереж у процеси прогнозування буріння також може сприяти залученню іноземних інвестицій, оскільки інноваційність і передові технології роблять нафтовий сектор більш привабливим для інвесторів. Це, у свою чергу, може підвищити конкурентоспроможність національної нафтогазової промисловості та зменшити залежність від імпортованих ресурсів. Крім того, підвищення точності прогнозування дозволить ефективніше управляти ресурсами, зменшувати екологічний вплив та збільшувати загальну безпеку процесів буріння.

Проблемами збору, аналізу та інтерпретації даних отриманих з допомогою давачів у процесі буріння займалася велика кількість дослідників як вітчизняних, так і зарубіжних, зокрема Горбійчук М.І., Заміховський Л.М., Семенцов Г.Н., E.M. Galle, H.B. Woods, E.E. Halda, S. Ohara, R.J. Lawrence, Bian H., Carr T., Chen Li., Chin W., Deffenbaugh M., Di Q., Fayemi O., Gooneratne P.C., Guo J., Guo W., Hossain M.E., Islam M.R., Li B., Li S., Liang P., Lin Li, Lu Jie, Moellendick T., Noureldin A., Rong Shi, Shi S., Xue Q., Yang H., Yang Yi. , Yinao Su., Zhang H., Zhao Ruijie, Zhen Q., Zheng Wu., Zhu L. та багато ін.

Інтеграція нейромереж в нафтову промисловість не тільки збільшить економічну вигоду, але й сприятиме сталому розвитку галузі. Таке застосування передових технологій є важливим кроком на шляху до технологічного відродження нафтової промисловості України, що є критично необхідним для забезпечення її енергетичної незалежності та економічного розвитку.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Вибраний напрямок досліджень є складовою частиною тематичного плану Івано-

Франківського національного технічного університету нафти і газу (ІФНТУНГ) і базується на результатах виконання науково-дослідних тем:

- «Розроблення алгоритмічного і програмного забезпечення комп'ютерних систем для об'єктів нафтогазового комплексу»

(№ держ. реєстрації 0118V006795) 2019-2020 рр;

- «Розробка моделей, методів і алгоритмів прямого і непрямого опрацювання великих потоків даних для підтримки прийняття управлінських рішень у сфері енергозабезпечення держави»

(№ держ. реєстрації 0118U006795) 2020-2021 рр;

- «Наукові засади побудови інтелектуальних інформаційних систем контролю та управління об'єктами та процесами нафтогазової інженерії на основі баз даних, баз знань та хмарних сховищ»

(№ держ. реєстрації 0121U113584) 2021-2023 рр.

Мета і задачі досліджень. Метою дисертаційного дослідження є розробка та впровадження нейромережевої системи автоматизації прогнозування динаміки контрольованих параметрів процесу буріння нафтогазових свердловин та їх потенційних аномалій з метою підвищення ефективності та безпеки буріння, зниження витрат та зменшення ризиків виникнення аварійних ситуацій.

Поставлена мета була досягнута шляхом виконання таких наукових задач:

- аналіз технологічних аспектів обробки даних давачів процесу буріння нафтогазових свердловин шляхом виділення існуючих типів давачів, їх функціональних можливостей, основних характеристик даних з давачів, оцінка ефективності та похибок;
- розробка моделей аналітичної оцінки аномалій в даних буріння НГС, побудова моделі управління з урахуванням впливу аномалій в даних;
- оптимізація системи управління з урахуванням аномалій в даних, побудова оптимальних моделей компенсації аномалій ;

- побудова методу усунення аномалій в даних при бурінні НГС, введення нечітких модельних процедур узгодження аналітичних оцінок і прийняття рішень;
- побудова нейронечіткої моделі оцінки аномалій даних процесу буріння НГС та її оптимізація;
- виконання інтелектуального аналізу та моделювання динаміки даних режимних параметрів процесу буріння нафтогазових свердловин та побудова інтелектуальної системи на основі правил з функціями глибокого навчання для проблем буріння нафтогазових свердловин.

Об’єктом дослідження є технологічні аспекти обробки даних датчиків процесу буріння нафтових і газових свердловин, включаючи аналіз типів датчиків, їх функціональних можливостей та характеристик даних, а також методи виявлення, оцінки та усунення аномалій у цих даних.

Предметом дослідження є методи та моделі аналітичної оцінки і усунення аномалій у даних, отриманих від датчиків під час процесу буріння нафтових і газових свердловин, з метою оптимізації систем управління бурінням та підвищення ефективності обробки даних в умовах невизначеності.

Методи дослідження. В основу виконаних досліджень покладено наступні методи: *аналітичного аналізу даних* – для збору та структуризації даних, отриманих від датчиків процесу буріння, для подальшої обробки та аналізу; *математичного моделювання* – для розробки моделей аналітичної оцінки аномалій у даних, включаючи *стохастичні* моделі, *нейромережеві* та *нечіткі* моделі; *методи оптимізації* - для оптимізації систем управління процесом буріння з урахуванням аномалій в даних; *методи машинного навчання* - такі як *глибоке навчання* та *нейронечіткі* системи, для покращення виявлення і усунення аномалій; *методи інтелектуального аналізу даних* - для застосування інтелектуальних систем та алгоритмів для аналізу динаміки даних та прогнозування режимних параметрів процесу буріння; *статистичні методи* - для оцінки точності та похибок даних, а також для виявлення закономірностей у даних.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у комплексному аналізі технологічних аспектів обробки даних датчиків процесу буріння, що включає вивчення типів датчиків, їх функціональних можливостей та характеристик даних, які генеруються під час буріння. Дослідження структуризує дані з датчиків для аналізу процесу буріння та оцінює ефективність і похибки цих даних. Розроблені моделі аналітичної оцінки аномалій у даних буріння включають загальну модель системи управління процесами буріння, моделювання управління з урахуванням аномалій у даних, оптимізацію системи управління та створення оптимальних моделей часткової компенсації аномалій стохастичного характеру. Методи усунення аномалій у даних при бурінні базуються на нечітких модельних процедурах узгодження аналітичних оцінок і прийняття рішень, нейронечітких моделях оцінки аномалій, оптимізації нейронечітких систем та використанні нейромережевих ітераційних методів оцінки аномалій. Інтелектуальний аналіз та моделювання динаміки даних режимних параметрів процесу буріння включають аналіз статистичних підходів до оцінки режимних параметрів та побудову прогностичних моделей, розробку моделей виявлення аномалій для сенсорних даних в умовах невизначеності, а також побудову інтелектуальної системи на основі правил з функціями глибокого навчання для проблем буріння. Таким чином, пропоноване дослідження поєднує різні підходи до обробки та аналізу даних з датчиків буріння, включаючи сучасні методи машинного навчання та інтелектуальні системи, що забезпечує новий рівень точності та ефективності у виявленні і компенсації аномалій під час буріння нафтових та газових свердловин.

Наукова новизна дисертаційної роботи визначається такими положеннями:

вперше:

– *розробка методів та моделей, які дозволяють ефективно усувати та компенсувати вплив аномалій у даних процесу буріння нафтогазових свердловин, що досягається шляхом використання нейронечітких технологій,*

які здатні працювати в умовах неповної або нечіткої інформації, а також складних нелінійних функціональних залежностей;

– *побудова нейронечіткої моделі* оцінювання впливу аномалій, що включає в себе нечітку продукційну базу знань, механізм нечіткого логічного висновку та систему налаштування моделі в формі запропонованої методики оптимізації нейронної мережі з використанням градієнтного спуску та методів регуляризації, що дозволяє уникати перенавчання та забезпечувати ефективну роботу моделі в розширеному просторі бурових даних.

– *удосконалено* методику використання відстані Хеммінга замість мультиплікативної функції агрегування для обчислення ступенів довіри, що дозволяє краще працювати з кількісними сенсорними даними.

– *удосконалено* формальні аналітичні оцінки аномалій у даних буріння нафтогазових свердловин; загальну модель системи управління процесами буріння НГС, яка використовує математичну формалізацію для опису і управління процесами буріння з урахуванням аномалій; моделі побудовані на основі динамічних систем, що дозволяють формально описати процеси управління як просторово-часову систему з відповідними координатами; алгоритми управління процесом буріння, які включають оцінки станів процесу залежно від режимних параметрів і рівнів аномалій; математичні моделі, що враховують вплив аномалій на вихідні параметри процесу.

– *знайшли подальший розвиток* алгоритми виявлення аномалій на основі правил з коефіцієнтами впевненості, які дозволяють обробляти сенсорні дані з високою точністю, з врахуванням різних типів невизначеності, таких як неповнота, незнання, розмитість, неточність та неоднозначність, що робить їх більш ефективним у порівнянні з традиційними методами, такими як гаусівські алгоритми або бінарні та нечіткі правила асоціації.

Практичне значення отриманих результатів. Наукові положення, висновки і рекомендації, сформульовані у дисертаційній роботі, мають таке практичне значення:

- покращення точності та надійності процесів буріння за рахунок отриманих моделей аналітичної оцінки аномалій; зменшення ризику аварійних ситуацій та непередбачених зупинок; підвищення безпеки і ефективності бурових операцій;
- оптимізація управління процесом буріння шляхом зниження витрат на технічне обслуговування і ремонт обладнання, своєчасне виявлення і усунення відхилень у режимних параметрах;
- забезпечення стабільності виробничих процесів шляхом впровадження моделей для компенсації впливу аномалій та підвищення загальної ефективності бурових операцій;
- адаптація до різних умов і специфікацій свердловин через використання математичних і стохастичних методів аналізу, гнучкості і універсальності застосування систем управління процесом буріння;
- покращення прогнозування і ухвалення рішень за рахунок застосування нейронечітких моделей і методів глибокого навчання та більш ефективного планування та управління ресурсами;
- підвищення економічної ефективності бурових операцій, зменшення витрат і ризиків, підвищення якості і безпеки робіт у нафтогазовидобувній галузі;
- результати дисертаційного дослідження були використані в реальних умовах підприємства ТОВ «НАДРА ІНЖИНІРИНГ» для покращення процесів буріння нафтогазових свердловин, підвищення ефективності робіт та зниження витрат (акт впровадження – додаток 1).
- окремі розділи дисертаційної роботи були впроваджені в навчальний процес при вивченні дисципліни «Новітні методи роботи з великими даними» студентами спеціальності 121 «Інженерія програмного забезпечення» (акт впровадження – додаток 2).

Особистий внесок здобувача. Основні результати теоретичних і практичних досліджень, які є змістом дисертаційної роботи, одержані автором особисто. У наукових працях, виконаних у співавторстві автору належить:

- [1] – імплементація кейсів активностей оператора, що включає маніпуляції виразами на основі правил та метаправил;
- [2] – концептуалізація основних методів моделювання, що використовуються при розробці автоматизованих систем управління і тренажерів промислових установок, структуризація шляхів розробки їх математичного забезпечення для створення ефективних програмно-комп'ютерних комплексів;
- [3] – розробка архітектури автоматизації технологічних процесів буріння на основі піраміди комп'ютерно-інтегрованого виробництва та застосування методів машинного навчання до завдань аналізу даних, пов'язаних із процесом буріння в контексті комбінованого підходу для адаптації даних використовуваних для прийняття рішень на основі знань;
- [4] – структуризація контекстів підтримки прийняття рішень на основі адаптації кейсів даних з накладеними обмеженнями.

Апробація результатів дисертації.

Наукові результати дисертації висвітлені у 13 наукових публікаціях здобувача, серед яких: 6 статей у наукових виданнях, включених на дату опублікування до переліку наукових фахових видань України; 2 публікації у періодичних наукових виданнях, проіндексованих у базах даних Web of Science Core Collection та/або Scopus. Матеріали дисертацій доповідались на 5 наукових конференціях і опубліковані у вигляді тез доповідей.

Структура та об'єм роботи. Дисертація складається із вступу, чотирьох розділів основної частини, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг друкованого тексту становить 246 сторінок, з них: 187 сторінок основного тексту, 18 рисунків, 12 таблиць, список використаних джерел, що містить 188 найменувань на 19 сторінках, 7 додатків на 18 сторінках.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ АНОМАЛІЙ В ДАНИХ ДАВАЧІВ БУРІННЯ НАФТОГАЗОВИХ СВЕРДЛОВИН

1.1. Аналіз існуючих типів давачів, їх функціональних можливостей та основних характеристик даних, які вони генерують під час буріння

Процес спорудження та експлуатації нафтогазових свердловин характеризується динамічністю та багатоманітням впливових факторів, які до того ж характеризуються інформаційною невизначеністю в силу геолого-технічних і технологічних особливостей окремо взятої свердловини та родовища загалом, а також організаційних факторів. Також у промислових умовах часто виникають непередбачувані обставини (ускладнення, аварії такі як інтенсивні поглинання чи прихоплення тощо), які вимагають оперативної оцінки ситуації та *прийняття конкретних рішень* [1-3].

Саме тому сьогодні процес буріння ретельно контролюється і оптимізується шляхом постійної оцінки даних, отриманих як на поверхні так і у свердловині. Основою для отримання необхідних даних є проведення каротажу в процесі буріння (LWD – *Logging While Drilling*) і вимірювання під час буріння (MWD – *Measurement While Drilling* чи GWD – *Gyro while drilling*) чи поєднання цих технологій в одну MLWD (*measurement&logging while drilling*) із використанням різноманітних давачів чи сенсорів, у тому числі твердотільних. Хоч терміни MWD і LWD (*Logging While Drilling*) іноді використовують як синоніми, однак MWD фокусується на зборі даних, які стосуються власне операцій буріння, а LWD фокусується на зборі інформації про надра. Для оптимізації процесу буріння важливо оперувати даними MWD і LWD одночасно в режимі реального часу [4-7].

Давачі, що використовуються в інструментах MWD, магнітометрах та акселерометрах, є надзвичайно міцними пристроями, здатними витримувати суворі умови буріння, особливо сильні удари, вібрацію та високу температуру

(175 °C і більше) . Причому висока температура і високий вміст сірководню є набагато складнішими умовами ніж високий тиск.

На сьогоднішній день різноманітні наземні і свердловинні давачі надають масу корисної інформації , яка доступна в режимі реального часу як для бурової установки так і для *центрів керування і прийняття рішень*. Завдяки досягненням останніх двох десятиліть в галузі апаратного і програмного забезпечення та комп'ютеризації галузі можливості збору, обробки і зберігання даних в процесі буріння зросли в десятки разів. Це у свою чергу спричинило активний розвиток автоматизованих систем управління бурінням ADC (*Automated Drilling Control Systems*), що оцінюють свердловинні умови та допомагають бурильнику прийняти правильні рішення . Одним з основних компонентів систем ADC є модель свердловинного буріння, що в реальному часі моделює динамічну поведінку вибраних фізичних величин у свердловині .

Отже збір та оперативна оцінка даних під час буріння свердловини є тим засобом, який допомагає розуміти поведінку свердловини, мінімізувати ризики при бурінні та забезпечує високу ефективність, безаварійність та безпечність проведення робіт [8-12].

Класифікація давачів для реєстрації параметрів процесу буріння свердловини можлива за місцем розташування чи за принципом дії.

За принципом їх дії їх можна розділити на [13-18]:

1. давачі активного опору

- 1.1. *потенціометричні* – реостатний перетворювач становить регульований дровий резистор з рухомими контактами, що змінює своє положення залежно від зміни вихідної величини. В залежності від характеру зміни опору, розрізняють лінійні і функціональні потенціометричні датчики;
- 1.2. *тензометричні* – чутливі елементи давачів базуються на принципі зміни опору при деформації тензорезисторів, прикладених до пружного елемента, який деформується під дією тиску;
- 1.3. *контактні* – датчик, у якому механічне переміщення перетвориться в замкнутий або розімкнутий стан контактів, що управляють однієї або

декількома електричними ланцюгами. При замиканні контактів активний опір між ними змінюється від нескінченності до невеликого значення, а при розмиканні контактів він змінюється в зворотному напрямку, тобто від невеликого значення до нескінченності;

- 1.4. *термометри опору* – оснащені платиновими сенсорними елементами, які змінюють свій електричний опір залежно від температури. Термометри опору придатні для застосування в діапазоні від $-200 \dots +600$ °C (залежно від моделі приладу, сенсорного елемента, класу точності та матеріалів, що контактують із середовищем).

2. давачі реактивного опору

- 2.1. *ємнісні* – використовують метод зміни ємності конденсатора при зміні відстані між обкладками. Відомі керамічні або кремнієві ємнісні первинні перетворювачі тиску та перетворювачі, що виконуються з використанням пружної металічної мембрани. При зміні тиску мембрана з електродом деформується і відбувається зміна ємності. У елементі з кераміки або кремнію простір між обкладками зазвичай заповнений олією або іншою органічною рідиною. Недолік – нелінійна залежність ємності від прикладеного тиску ;
- 2.2. *індуктивні* – чутливий елемент складається з двох котушок, ізольованих між собою металічним екраном. Перетворювач змінює зміщення мембрани за відсутності механічного контакту. У котушках генерується електричний сигнал змінного струму таким чином, що заряд і розряд котушок відбувається через однакові проміжки часу. При відхиленні мембрани створюється струм у фіксованій основній котушці, що призводить до зміни індуктивності системи. Зображення характеристик основної котушки дасть змогу перетворити тиск на стандартизований сигнал, за своїми параметрами прямо пропорційний прикладеному тиску;

3. генеративні давачі

- 3.1 *тахометричні*– призначені для вимірювання кількості обертів в одиницю часу (частота обертання) різноманітних деталей, що обертаються робота

давача заснована на збільшенні неферромагнітного металевого диска струмами Фуко;

- 3.2 *термоелектричні* – складаються з двох різних провідників або напівпровідників, з'єднаних електрично, що перетворюють контрольовану температуру в електрорушійну силу (ЕРС). Принцип дії термоелектричного перетворювача заснований на використанні термоЕРС, що виникає в контурі з двох різнорідних провідників А с В, місця з'єднання (спаї) яких нагріті до різних температур. Знак і значення термоЕРС в ланцюзі залежать від типу матеріалів і різниці температур у місцях спаїв. При невеликому перепаді температур $\Delta\Theta$ між спаями термоЕРС можна вважати пропорційною різниці температур $\Delta\Theta$. Як матеріали для термопар використовують різні дорогоцінні метали (платина, золото, іридій, родій) та їх сплави, а також неблагородні метали та сплави (сталь, нікель, хром, сплави ніхром, копель, алюмель та ін.);
- 3.3 *п'єзорезистивний* – чутливими елементами є інтегральні елементи із сполук монокристалічного кремнію. Кремнієві перетворювачі мають високу чутливість завдяки зміні питомого об'ємного опору напівпровідника під час деформації тиском. Для вимірювання в свердловинних умовах використовуються перетворювачі тиску в герметичному метало-скляному корпусі, з розділювальною діафрагмою із неіржавіючої сталі, яка передає тиску вимірюваних середовищ за допомогою кремнійорганічної рідини;
- 3.4 *п'єзоелектричні* – в основі лежить прямий п'єзоелектричний ефект, при якому п'єзоелемент генерує електричний сигнал, пропорційний діючій на нього силі або тиску. П'єзоелектричні давачі використовуються для вимірювання швидкозмінних акустичних та імпульсних тисків, мають широкі динамічні та частотні діапазони, малу масу й габарити, високу надійність і можуть використовуватися в жорстких умовах експлуатації. П'єзоелектричні давачі застосовуються для виміру швидкозмінних процесів в діапазоні частот від одиниць Гц до сотень кГц. Сигнали з давачів тиску можуть бути як повільнозмінними, так і швидкозмінними. В

обох випадках їхній спектр лежить в області низьких частот. Для того, щоб із високою точністю оцифрувати такі сигнали, необхідно придушити високочастотну частину спектра, яка здебільшого складається з шумів.

Кожний з типів давачів залежно від потреб і умов застосування, моделі і робочих характеристик володіє своїми перевагами та недоліками на які слід звертати увагу при виборі для виконання поставлених задач.

Незалежно від принципу дії давача кожний з них має лінійну чи нелінійну характеристику відповідно.

Незалежно від принципу дії і виду характеристики давачі можуть мати одноктактну і двотактну характеристику – залежність параметру від вхідного положення знаходиться в одному із квадратнів декартової системи координат, чи у двох відповідно.

З метою оптимізації процесу буріння системами вимірювання параметрів залежно від технологічної необхідності можуть неперервно чи з певною циклічністю реєструватися *наступні параметри та показники* [19-24]:

глибина свердловини;

механічна швидкість проходки свердловини;

вага на гаку;

навантаження на долото;

тиск промивальної рідини на вході та на виході із свердловини;

витрата промивальної рідини на вході і виході із свердловини;

число ходів насоса;

рівень і об'єм промивальної рідини в приймальних і доливної ємностях;

густина, температура та реологія бурового розчину;

електропровідність бурового розчину;

температура промивальної рідини і на вході, і на виході із свердловини;

крутний момент на роторі;

крутний момент на ключі;

швидкість спуско-підіймальних операцій;

швидкість обертання вибійного двигуна;

наявність та концентрацію газів H_2S та CO_2 ;

поточна геопозиція для роторно-керованих систем (RSS);

стан роботи (зупинки) гвинтових вибійних двигунів;

динаміка бурильної колони та її вібрація;

швидкість обертання ротора, верхнього приводу, бурильної колони чи долота.

Що стосується LWD, то сюди включені операції по каротажах –електромагнітний, акустичний, ядерний, ядерно-машнітний тощо та операції з випробування пласта при бурінні.

Від повноти якості зібраних даних значною мірою буде залежати результат роботи імітаційних моделей призначених для відтворення процесу буріння у вигляді профілю «цифрового двійника».

Для цього найбільш часто використовують індукційні, ємнісні, магнітопружні, струнні, тензометричні, гідравлічні типи перетворювачів по функціональному призначенні пристрої для контролю та керування процесом буріння свердловин можна поділити на: засоби наземного контролю параметрів режиму поглиблення свердловин; засоби автоматичного регулювання подачі долота; засоби оперативної оптимізації процесів поглиблення свердловин; системи диспетчерського контролю і керуванні буровими процесами; засоби збору і передачі технологічної інформації для наступної обробки з метою наступного використання (прийняття рішень, формування бази даних для побудови прогнозів чи емпіричних залежностей).

Давачі контролю глибини. Сучасні давачі контролю глибини проводять підрахунок кількості обертального руху бурової лебідки при спуску і підйомі бурового канату . Якщо кількість руху додатково прив'язати до лічильника часу, то можна отримати миттєву чи середню швидкість проходки .

Давачі контролю густини промивальної рідини використовують для неперервного автоматичного вимірювання густини , що дозволяє значно підвищити безпеку проведення робіт. За типом їх можна розділити на : поплавкові, резонансні, дифманометричні, радіоактивні, рентгенівські. Останні

найбільш ефективні у системах високого тиску . До того ж сьогодні значного розвитку набувають системи автоматичного моніторингу параметрів бурового розчину

Давачі контролю витрати промивальної рідини на вході в свердловину.

Даний тип давачів використовують одночасно для контролю витрати розчину та числа ходів насосу, які повинні забезпечити цю витрату . Даний тип давачів забезпечує суттєві вхідні дані для розрахунку гідравліки промивальної рідини та керування станом свердловини . Аналіз трендів побудованих за зібраними даними дає змогу передбачити чи зафіксувати на ранній стадії такі ускладнення як втрата циркуляції чи газонафтоводопрояви (ГНВП) . Широкого поширення у цій категорії давачів набули пристрої з контактними та безконтактними перемикачами . Контактний перемикач – мікроперемикач, що активується при активному механічному контакті. Безконтактний перемикач зазвичай активується за допомогою електромагніту, постійного магніту, і працює як цифровий релейний перемикач, якщо електричне коло не розірване.

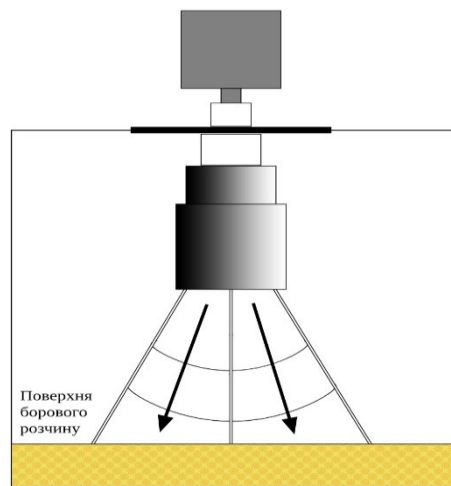


Рисунок 1.1 – Приклад акустичного давача об’єму в ємностях

Давачі контролю рівня рідини в ємностях. Переважно в таких давачах використовується час пробігу ультразвукової хвилі, хоча існують давачі інших типів наприклад радарні. Датчик встановлюється на ємності вище максимального рівня і постійно надсилає звукові хвилі, які відбиваються назад до приймача. Вимірний час пробігу переводиться у вимірний об’єм.

Таблиця 1.1 – Характеристики ультразвукових давачів рівня

Тип	Ультразвуковий			Радарний	
	Probe LR	TheProbe	Prosonic M	VEGAPULS 64	KROHNE Optiwave 7500
Виробник	Simens (Німеччина)	Simens (Німеччина)	Endress+ Hauser Швейцарія	VEGA (Німеччина)	
Діапазон вимірювань, м	0–5	0,3–20	0–8	0-30	0-100
Роздільна здатність, м	0,01	0,03	0,01	–	–
Основна похибка, %	±0,25	±0,25	±0,2	±0,1	0,08
Додаткова похибка, % («температурна»)	±0,3	±0,003	±0,5	–	–
Ширина мірного променя, град	10	10	–	–	4
Діапазон робочих температур, °С	-40...+80	-40...+80	-50...+85	-40...+200	- 40...+150

Давачі контролю витрати промивальної рідини на виході з свердловини вимірюють витрату розчину на виході з кільцевого простору за допомогою тензометричного аналогового перетворювача . Зміна величини опору безпосередньо пов'язана зі зміною витрати промивальної рідини . Причому різкий ріст витрати може виступати раннім сигналом ГНВП, а різке зниження – втрати циркуляції . Найбільшого поширення набули давачі 3 типів: електромагнітні, ультразвукові та коріолісові .

Зазначимо, що моніторинг ситуації на свердловині можливий з використанням правила «дельти», коли оцінюється динаміка зміни різниці між витратою промивальної рідини на вході в свердловину і на виході неї.

Таблиця 1.2 – Технічні характеристики витратомірів різного типу

Тип	Електромагнітний		Ультразвуковий	
	EFS	EFS	Artwik DFM 5.0	Artwik AVFM 5.0
Виробник	Geolog Італія	Lida LTD Китай	Greyline Канада	Greyline Канада
Діапазон вимірювань л/с	0-100	0-40	–	–
Похибка вимірювань ,%	±1,0	±1,0	±2,0	±2,0
Діаметр прохідного отвору,мм	0-100	25-100	12-4500	–
Маса, кг, не більше	–	–	6,3	4,5
Діапазон робочих температур, С	–	-25...+60	-23...+60	-40...+65
Габаритні розміри	–	–	278x188x130	278x188x130

Давачі контролю тиску. Як правило дані давачі використовують для контролю тиску нагнітання промивальної рідини та тиску вздовж колони у кільцевому просторі, що дозволяє контролювати рух шламу по стовбурі свердловини і гідростатичні тиски при СПО. Датчик тиску складається з первинного перетворювача тиску, що містить чутливий елемент – приймач тиску та схеми вторинної обробки сигналу, а також пристрою виводу інформаційного сигналу.

З літературного огляду відомо про два види давачів: у першому поверхня перетворювача контактує з промивальною рідиною (датчик з'єднується безпосередньо з маніфольдом). У давачів другого типу дані отримуються через

мембрану зі спеціального матеріалу в набивній головці . Основними відмінностями одних приладів від інших є межі вимірювань, динамічні і частотні діапазони, точність реєстрації тиску, допустима точність реєстрації тиску, допустимі умови експлуатації, масо-габаритні характеристики, які залежать від принципу перетворення тиску в електричний сигнал: тензометричний, п'єзорезистивний, ємнісний, індуктивний, резонансний, іонізаційний, п'єзоелектричний, та ін.

Дані зібрані з давачів використовують для підтвердження розрахунків чи можливих ускладнень у свердловині, таких як ГНВП чи втрата циркуляції .



Рисунок 1.2 – Давачі тиску фірми Honeywell [app-note]

Давачі контролю процесу буріння. Дані давачі контролюють значення швидкості обертання, крутний момент і вагу на гаку. Датчик контролю швидкості обертання використовують для оцінки обертання верхнього приводу, бурильної труби і долота .

Датчик крутного моменту являє собою зажим посаджений на мережевий кабель, який живить систем верхнього силового приводу (для установок з електроприводом). Працює датчик по принципу деформації пластинок магнітним полем, що виникає довкола кабелю під дією ефекту Холла, адже існує пряма залежність між величиною моменту на роторі бурової установки від величини струму в силовій частині електроприводу ротора .

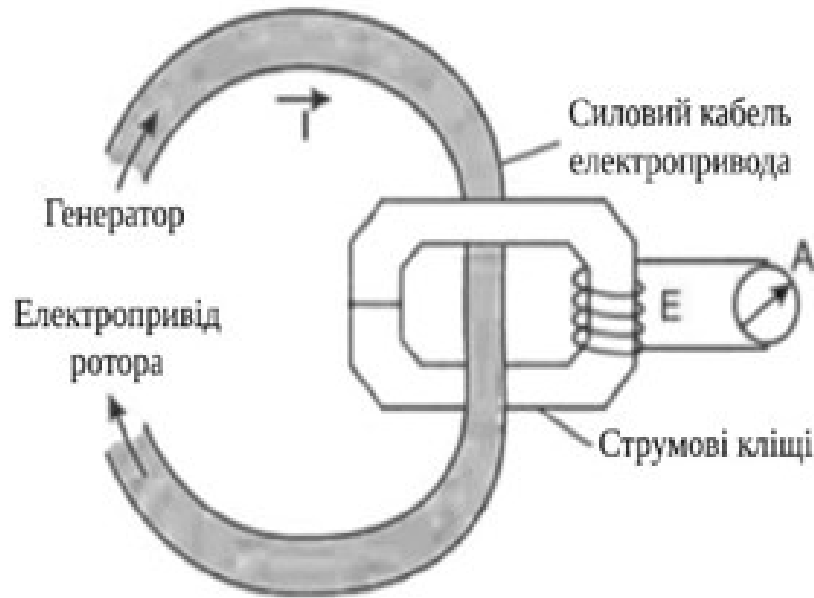


Рисунок 1.3 – Принципова схема пристрою і установки давача моменту на роторі для установок з електроприводом

Давачі ваги бурового інструменту призначені для вимірювання ваги інструменту і контролю навантаження на долото при бурінні свердловини. Давачі вимірювання ваги, що використовуються при геолого-технологічних дослідженнях, можна розділити на дві групи: I – датчки натягу нерухомої частини талевого канату (мертвого кінця) –; II – датчики розтягу конструкцій кріплення нерухомого кінця талевого канату.

Давачі навантаження на долото фіксують навантаження, що передається на долото і відповідно на гірську породу. Здебільшого це тензодавачі різної конструкції, що розміщуються під робочою областю в зоні рівномірно розподілених напружень, що дозволяє отримати лінійну реакцію (на тензодатчику).

Цифровий датчик обертання схожий на безконтактні давачі, що використовуються у бурових насосах. Він має іншу форму проте працює за тим же принципом. Зміну швидкості обертання використовують з метою оптимізації процесу буріння і зведення до мінімуму вібрацій у свердловині.

Таблиця 1.3 – Деякі характеристики давачів обертання

Параметри	TURCK Ni-15-P30	Namur ATEX D30	RSS
Виробник	The Turck Gmb&Co (Німеччина)	BDC Electronic (Італія)	Shenkai (Китай)
Діапазон вимірювань, хв ⁻¹	0–200	0–300	0–1000
Основна похибка, %	±2	±2	–
Додаткова похибка, %	–	–	–
Відстань до мітки, мм (<i>не більше</i>)	15	20	16
Діапазон робочих температур, °C	-40...+70	-20...+60	-40...+85

Додаткові давачі. На практиці фахівцям з буріння свердловин можуть знадобитися додаткові дані з метою оптимізації ведення бурових робіт, наприклад відомості про температуру у конкретному горизонті, питома електропровідність промивальної рідини та її зміна, наявність та кількість газів H₂S та CO₂ тощо. Давачі температури в складі станцій ГТІ дозволяють встановити температуру на усті та вибої свердловини, оцінити її температурний режим та визначити інтервали можливих припливів чи ГНВП. В основному використовують давачі опору, в яких основними компонентами є напівпровідниковий перетворювач температури та нормуючий підсилювач підсилювач, який приводить вихідний сигнал до стандартного діапазону величин.

1.2 Структуризація даних з давачів, що використовуються для аналізу процесу буріння

Свердловина – складна високотехнологічна динамічна система з великою кількістю даних зібраних давачами різних типів із значною кількістю шумової складової (джерела завад, що впливають на магнітне та гравітаційне поля, тощо). Тому дуже важливим є систематизація, аналіз та правильна інтерпретація отриманих даних що в кінцевому випадку впливає на прийняття рішень у процесі буріння.

Праобразом системи збору даних для буріння свердловин є паперові журнали, що формувалися у вигляді щоденних ранкових звітів про процес буріння . Сьогодні простий аналіз даних проводиться безпосередньо на буровій. В подальшому дані можуть накопичуватися на локальному сервері і передаватися в центри аналізу, обробки та прийняття рішень , чи центри оперативного прийняття рішень *RTOC-Real-Time Operations Center* для оперативної оптимізації параметрів буріння, таких як навантаження на долото, витрата промивальної рідини та ін. [25-33].

Такі центри в тій чи іншій формі створювалися чи пов'язані з такими фірмами як Superiol Oil, Tenneco, Amoco, Norsk Hydro, BP, StatOil, Shell та ін. в Шотландії, Абердині, Хюстоні тощо.

Така організація процесу володіє рядом недоліків : 1) високі витрати на зв'язок; 2) низька пропускна здатність; 3) переривання передачі даних; 4) затримка в передачі та обробці великих масивів даних.

Для збору і аналізу даних в режимі реального часу може бути використана IoT система FogHorn . Система дозволяє реєструвати дані , відображати їх і інтегрувати показники з даними інших давачів, а також інформацією на основі зображень. Таке агрегування даних дозволяє автоматизованій системі відстежувати умови буріння та потенційно попереджати про небезпечні умови чи події .

На сьогодні відома велика кількість систем збору і аналізу наземних і свердловинних даних. Серед них хмарна система для збору і аналізу даних навантаження на долото і крутного моменту , система моніторингу стану обертових пристроїв (RCD)

Система збору даних з давачів концептуально розробляється з врахуванням наступних міркувань :

зберігання даних – необроблені дані із сенсорів зберігаються в файлах зі спеціальним розширенням з відміткою дати та часу. Дані зберігаються як на локальному накопичувачі, так і передають в «хмару»;

обробка даних – дані обробляються локально в центральному блоці. Результати відображаються оператору в режимі реального часу у форматі графіків та сигналів тривоги;

відображення даних – зібрані дані відображаються на дисплеї

сигналізація та зворотній зв'язок – зібрані дані використовуються для включення сигналів тривоги (за необхідності) і зворотного зв'язку з оператором;

обмін даними – зібрані дані можуть бути передані в центри прийняття рішень для більш глибокого та складного аналізу та зберігання.

На даний час поширеним форматом передачі даних з бурової є WITSML – стандарт розроблений компанією Energistics – стандартна мова розмітки для передачі свердловинних даних, основою якого є формат XML. У розвитку і вдосконаленні WITSML приймають участь такі сервісні компанії як Schlumberger, BP, Weatherford, StatOil . Підтримка даного стандарту реалізована для таких великих систем передачі даних як InterAct (Schlumberger), OpenWire (Halliburton), PowerStore (Petrolink) і ін. WITSML базується на веб-сервісах як механізмі обміну даними, де сервер WITSML надає інтерфейс клієнтам, які підключаються до цього інтерфейсу і надсилають свої запити у вигляді XML-запитів на дані. Потім сервер готує результати і надсилає їх назад клієнтам.

До переваг WITSML можна віднести :

можливість одночасної роботи різних сервісних компаній в рамках одного проєкту за єдиними стандартами;

легко інтегрується у концепцію «цифрового двійника» свердловини чи родовища;

низька вартість послуг передачі даних;

стандартизація потоків даних, конкретизації вимог в частині формату подання даних.

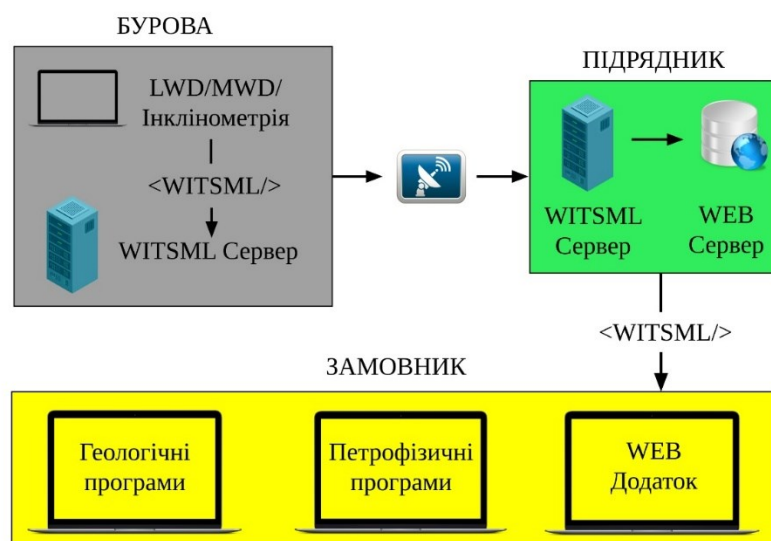


Рисунок 1.4 – Схема потоків даних, що передаються через WITSML

Для оцінки обстановки на свердловині основним є метод моніторингу типових відхилень параметрів під час буріння від їх порогових значень (якщо вони відомі), в тому числі із динамічним регулюванням порогу (у випадках нефіксованого порогу). При перевищенні порогових значень зазвичай включається сигнал тривоги. Для кількісної оцінки різниці між середніми значеннями двох груп, що нормалізовані за об'єднаним може стандартним відхиленням може використовуватися відповідна метрика.

Визначення стану бурової установки та окремого технологічного обладнання при бурінні чи спорудженні свердловин значною мірою буде залежати від обраного підходу до обробки даних з давачів чи сенсорів розміщених як на поверхні так і у свердловині, що надходять у режимі

реального часу. До того ж при аналізі даних отриманих від давачів важливо враховувати як специфіку і технологію отримання того чи іншого показнику, зв'язок між даними різної фізичної природи та динаміку усіх процесів при спорудженні свердловини. Так джерелами, що викликають помилки даних у системах MWD можуть бути магнітні збурення, вібрації бурильної колони, високочастотний шум бурових насосів, зовнішні магнітні поля високої інтенсивності та ін .

Звісно, що моніторинг усіх критичних та важливих технологічних процесів повинен проходити з мінімально можливою затримкою за раціональною витратою ресурсів.

Під затримкою тут розуміється різниця в часі між часом реального вимірювання, зробленого давачем бурової установки, і часом, коли це вимірювання інтерпретується як стан або активність. Сюди входить час передачі цього вимірювання з бурової до центру прийняття рішень, а також час обробки і прийняття рішення.

В залежності від того який технологічний показник, стан чи процес підлягає спостереженням потреба в частоті оновлення даних може складати від 0,1 до 10 Гц із затримкою передачі в межах від 100 до 20000 мс . При цьому для якісного аналізу ситуації важливо володіти інформацією про:

- точні часові мітками початку та закінчення кожного виявленого стану;
- шлях та метод передачі даних із свердловини до центру обробки;
- тип розподіленої системи необхідний для надійного виконання операцій передачі та обробки даних з давачів;
- давачі необхідні для виявлення кожного можливого стану або активності;
- ознаки необхідні для виявлення всіх станів свердловини чи бурової установки, на основі інформації з давачів;
- додаткову інформацію, яка необхідна для успішного виявлення стану бурової установки у разі якщо інформації з давачів недостатньо;

мінімально необхідну частоту дискретизації даних, яка повинна застосовуватися до даних кожного датчика для виявлення станів бурової установки;

оцінку невизначеності кожного можливого чи виявленого стану бурової установки;

умови існування процесу і його виявлення;

доступність і обсяг даних датчиків від точки початку буріння до запуску процесу виявлення;

параметри необхідні для процесу виявлення і їх залежність від часу, типу бурової установки тощо;

Методи дослідження для виконання дослідницької діяльності, можна об'єднати в наступні групи:

1. Методи передачі даних з датчиків розподіленої бурової установки: Через складність запуску системи обробки даних на буровій, необхідно вирішити питання, як отримати дані з бурової до офісу, де вони будуть оброблятися за допомогою високопродуктивних комп'ютерів. Зазвичай дані з датчиків збираються на буровій і передаються в офіс через систему збору даних з бурової установки. Розподілені методи збору даних допомагають отримати дані з бурової до офісу. Дані з датчиків можуть зберігатися в базі даних для подальшої обробки або оброблятися безпосередньо. Існують наступні методи передачі даних: гіпертекстовий протокол передачі HTTP, веб-сервіси.

2. Методи аналізу даних: Ці методи використовуються для розуміння взаємозв'язку між даними датчиків і різними станами бурової установки. В практиці часто використовуються такі методи: фільтрація часових рядів (фільтр низьких частот Чебишева типу I), методи кластеризації часових рядів (K-середні, максимізація математичного сподівання), методи сегментації часових рядів (глобальне порогове значення, локальне адаптивне порогове значення, кусково-лінійна апроксимація), зіставлення та виявлення форми за допомогою поліноміальних моментів та дерева рішень .

3. Розподілені мультисенсорні методи об'єднання: Ці методи використовуються для об'єднання інформації з датчиків для прийняття остаточного рішення про стан бурової установки. Для процесу злиття даних з декількох сенсорів використовується модель злиття даних розподіленої дошки та модель злиття даних "Водоспад". Проміжне програмне забезпечення в основному використовується як втілення запропонованого методу обробки даних.

4. Методи валідації: Методи, що застосовуються для перевірки точності отриманих результатів. Матриця Невідповідностей використовуються для оцінки результатів застосування запропонованої гіпотези на тестових наборах даних.

При цьому проблеми що можуть виникнути при реалізації описаних процедур можна розділити на чотири рівні: рівень бурової установки, рівень підсистеми бурової установки, рівень машини та рівень датчика. Вирішення проблеми слід розпочинати знизу вгору. Якщо проблеми на рівні датчиків вирішені, то їх можна легко об'єднати до станів виявлення на машинному рівні. Потім можна зробити висновок про стани підсистем бурової установки. Зрештою, стан бурової установки відомий зі станів її підсистем.

Дизайн дослідження - це систематичні кроки, за допомогою яких робоча гіпотеза може бути реалізована і результати дослідження можуть бути отримані. План дослідження цієї роботи - це план, який визначає завдання для отримання сенсорних даних з бурової установки та обробки цих даних для виявлення станів бурової установки. Наступні завдання формують план дослідження для виявлення станів бурової установки за даними датчиків:

1. Збір даних з бурової за допомогою стандарту веб-сервісу WITSML та розподіленого клієнтського мосту Middleware. Використовуючи цей розподілений клієнт, можна надіслати запит на сервер WITSML на буровій, а потім отримати відповідь з даними з датчиків.

2. Стан бурильної колони повинен визначатися шляхом застосування механізму кластеризації для виявлення станів "В ковзанні" / "Поза ковзанням" за даними давача навантаження на гак.
3. Стани руху бурильної колони можуть бути виявлені за допомогою аналізу трендів даних давача положення блоку.
4. Виявлення того, наскільки близько бурильна колона знаходиться до вибою свердловини. Процедура реалізується за допомогою кластерного аналізу різниці між глибиною свердловини та довжиною бурильної колони (глибиною долота). Стан, який показує, чи близька бурильна колона до вибою свердловини, відображається окремим кластером у різниці глибин. На цьому етапі можна визначити стан системи хостингу, чи бурильна колона перебуває в стані "проковзування", чи вона з'єднана з гаком бурової установки, чи рухається колона вгору/вниз/статично і чи знаходиться долото близько до вибою свердловини.
5. Виявлення станів системи циркуляції шляхом сегментації потоку в даних давачів з використанням локального адаптивного алгоритму порогових значень.
6. Виявлення стану роторної системи шляхом аналізу даних давача обертів і сегментації на стани *Увімкнено/Вимкнено* за допомогою локального адаптивного алгоритму порогових значень.
7. Перевірка форми даних давача навантаження на гак при виявленні стану "Ковзання". Форма даних цього давача повинна мати загальну "U"-подібну форму. Може бути, що дані давача навантаження на гак мають форму "V" як окремий випадок від загальної форми "U", коли стан "Ковзання" триває протягом однієї або двох точок даних. Також дані давача положення блоку повинні мати форму "S" або "Z". Поліноміальні моменти можуть бути використані разом з даними давача для опису форм і вимірювання їх за заздалегідь визначеними шаблонами.
8. Об'єднання станів усіх підсистем бурової установки для отримання остаточного стану бурової установки. Методика дерев рішень може бути

використана тут як механізм для прийняття рішення на основі різних детальних станів.

9. Перевірка отриманих результатів за допомогою еталонних наборів даних. Концепція Матриць невідповідностей може застосовуватися для отримання чіткого уявлення про загальну точність запропонованої гіпотези. Точність буде виміряна порівняно з уже класифікованими наборами даних, наданими експертами з буріння. Точність форм буде виміряна на штучно згенерованому наборі даних після консультацій з експертами з буріння щодо коректності шаблонів даних, які використовуються для генерації даних.

Визначення стану бурової установки за даними давачів

Для визначення стану бурової установки [34-37] за даними давачів можлива шляхом реалізації наступних системних підходів. Перший – навчання для навчання інтелектуальної моделі, яка могла б прогнозувати стани бурових установок на основі даних з давачів. Другий – модель автомата, яка перетворює показання давачів у стани, що дозволяє моделі відстежувати ці стани і робити висновки про стан бурової установки. Третє – концепція міркувань на основі конкретних ситуацій для того, щоб зробити висновок про стан бурової установки на основі даних з давачів. Детально кожен з цих підходів буде розглянуто нижче.

1) **Навчальний підхід.** Використовуються методи керованого навчання для навчання різних інтелектуальних моделей, які можуть прогнозувати стан бурової установки на основі даних з давачів, що використовуються як вхідні дані для цих моделей. Набір даних для моделі попередньо класифікований вручну експертом з буріння і складається заданої кількості вибірок, розділених на 80% навчальних і 20% тестових даних та містить показники глибини заглиблення долота, ваги на гаку (WHO – *weight on hook*), тиску в бурильних трубах (SPP – *stand pipe pressure*), частоти обертання бурильної колони (RPM – *rotation per minute*) та ваги на долоті (WOB – *weight on bit*). Використовується набір даних з давачів системи каротажу бурового розчину. Навчена модель

повинна розпізнавати такі стани бурової установки: обертальне буріння, обертальне розгортання, ковзне буріння, зворотне буріння або налагодження інструменту, відключення та циркуляція. Використовуються різні алгоритми класифікації на наборі даних, такі як: SVM, нейронна мережа MLP-BP, статистичне навчання LWL, алгоритм клонального відбору, паралельний AIRS2 (нова версія алгоритму клонального відбору).

Питання та проблеми пов'язані з підходом можна розділити на дві основні категорії I – проблеми набору даних і II – проблеми процесу класифікації даних.

В багатьох випадках частоти дискретизації зовсім недостатньо для розпізнавання деяких станів або операцій, таких як ГНВП, поглинання чи ін., розвиток яких займає менше однієї хвилини або навіть кілька десятих секунди. Набір даних є занадто коротким і не прив'язаний по часі до конкретної технологічної операції на свердловині (буріння, ліквідація укладення, освоєння тощо). У такому випадку неможливо розрізнити різні фази процесу буріння свердловини. Ключові стани бурової установки або операції в режимі "включення/вимкнення" взагалі не визначаються. Процес класифікації використовує дані давачів безпосередньо, без фази вилучення ознак, що робить результати ненадійними для різних типів бурових установок і конфігурацій. Тому підхід до визначення стану бурової установки з використанням методу навчання не завжди може розглядатися як практичне рішення, через низьку точність навіть при великих обсягах навчальних даних та необхідність враховувати різні види бурових установок (окремим навчанням моделі). Велика кількість вхідних даних і їх зв'язків ускладнює пошук і відбір найважливіших ознак зміни стану серед масиву інформації зі значною часткою шумової складової

Визначення стану бурової установки на основі автомата станів

Підхід на основі автоматів застосовується для виявлення станів бурової установки за даними з давачів, у якому дані з давачів фільтруються перед будь-якою фазою обробки. Після використовуються моделі автоматів для

виявлення різних станів бурової установки за даними з датчиків. Модель автомата визначає кожен з наступних станів бурової установки: Буріння, Встановлення з'єднання, Вимкнення, Ввімкнення. Кожна модель, машина станів, має наступні стани "ТАК", "НІ" та "НЕВІДОМО". Стан "ТАК" означає, що бурова установка перебуває у передбачуваному стані, тобто бурова установка перебуватиме у стані "Буріння", якщо модель "Буріння" має стан "ТАК". Переходи між станами ("ТАК", "НІ" та "НЕВІДОМО") відбуваються через заздалегідь визначені порогові значення показань датчиків. Наприклад, якщо показання датчика навантаження на гак перевищують заданий поріг, то модель "З'єднання", тобто машина станів, переходить зі стану "ТАК" в стан "НІ". Якщо дані датчика дорівнюють нулю, то модель переходить у стан "НЕВІДОМО". Колекція машин станів, моделей, для всіх станів бурової установки розміщується в механізмі правил. Модель в контексті їх роботи називається "Правило". Кожне правило має вхідні конфігураційні параметри для налаштування свого внутрішнього стану для виявлення необхідного стану бурової установки. Використовуються спеціальні правила для фільтрації даних з датчиків та інші правила для виявлення станів бурової установки.

Проблеми, пов'язані з підходом автомата, можна підсумувати наступними пунктами:

- застосувати фільтр ковзаючого середнього, який зсуває дані, а це, в свою чергу, зсуває всі виявлені стани;
- вхідні дані датчиків повинні мати частоту 1 Гц, якщо вона менша за 1 Гц, дані будуть лінійно інтерпольовані та передискретизовані до даних 1 Гц;
- близько 100 змінних конфігурації для кожної відмітки нових порогів повинні бути налаштовані і протестовані;
- близько 200 правил мають бути опрацьовані з приблизно 300 сторонами;
- близько 50 каналів даних повинні бути налаштовані з різними розмірами буферів;
- сценарій буріння з бурової може оброблятися з декількома комбінаціями значень параметрів конфігурації, що унеможливило отримання однакових результатів розпізнавання;

дуже чутлива до змін у даних давача положення блоку через ефекти коливань на плавучих бурильних установках.

Використання механізму правил для визначення стану бурової установки вважається важкою задачею через складність конфігурації механізму правил; процес конфігурації повинен виконуватися багато разів під час отримання даних з бурової установки. Це робить повторне отримання тих самих результатів виявлення/розпізнавання з даних давачів більш складним. Розширення системи правил є дуже складним через дуже високий ступінь залежності між правилами.

Підхід до аргументації на основі кейсів

Міркування на основі конкретних ситуацій [38-40] – це підхід до вирішення проблем шляхом повторного використання набутого досвіду. Міркування на основі конкретних ситуацій було використано авторами як основна концепція для обробки вимірювань давачів бурової установки, щоб допомогти інженерам-бурильникам зрозуміти поточну ситуацію в процесі буріння і підтримати їх, використовуючи попередні подібні випадки. Основою методу є така послідовність дій: інтерпретація вимірювань давачів у реальному часі → виокремлення символічних ознак з цих вимірювань → формулювання «випадку» (ознаки використовуються у поєднанні з заздалегідь визначеним ручним введенням даних про бурову операцію) → запит до бази даних для вилучення подібних випадків. Витягнуті кейси можна переформулювати і вставити в базу кейсів як нове розширення збережених кейсів (зберігання знань).

Важливими проблемами є відсутність аналізу похибок і якості та фільтрування даних на етапах обробки чи калібрування давача; відсутня деталізація фаз обробки даних (наприклад, є опис того, що буде робити фаза "Інтерпретація активності", але не вказано, як вона має бути реалізована. Автори залишили багато питань відкритими для виконавців); немає інформації про те, що можна отримати з вимірювань давачів у реальному часі.

Загальний опис системи бурової установки та її підсистем

Відомо, що мультисенсорні системи злиття даних [41,42] необхідної архітектури можуть бути використані для реалізації системи виявлення стану бурової установки. У таких системах процес злиття даних з датчиків необхідний для об'єднання всієї інформації, отриманої з датчиків, та оцінки ситуацій на буровій установці. Розподілена система – це програмна система, яка складається з багатьох програмних компонентів, розподілених на мережевих процесорах і взаємодіючих за допомогою повідомлень. Розглядаються три основні характеристики розподілених систем: паралельність компонентів, відсутність глобального годинника та незалежна відмова компонентів. Визначено розподілені обчислення як використання розподіленої системи для вирішення обчислювальної проблеми, де проблема розбивається на ряд обчислювальних завдань, а потім розподіляється між процесорами, які взаємодіють один з одним за допомогою техніки передачі повідомлень.

Мережа датчиків бурової установки - це сукупність датчиків, встановлених на різних частинах бурової установки, які збирають і поширюють оперативні дані про процес буріння. Ці датчики підключаються до системи збору даних за допомогою мережі Інтернет на основі промислових протоколів передачі даних, таких як Modbus, Profibus, TCP/IP, ... і т.д.

Платформи для об'єднання даних з декількох датчиків призначені для підвищення продуктивності і точності сенсорних операцій буріння. Злиття даних як процес об'єднання інформації з різних джерел для забезпечення надійного і повного опису середовища або процесу, що представляє інтерес. Ці фреймворки інтегрують дані з декількох датчиків, щоб забезпечити комплексне розуміння середовища буріння в реальному часі.

Робоча група Об'єднаних директорів лабораторій (JDL) зі злиття даних, розпочала свою роботу з чотирирівневої моделі процесу злиття даних. Цими чотирма рівнями є уточнення об'єкта, уточнення ситуації, уточнення загрози, уточнення процесу. Була переглянута модель JDL і запропоновано п'ятирівневу модель, в якій фаза обробки сигналів розглядається як основна і перша фаза в

моделі JDL. Проте, немає чіткого уявлення про те, як буде здійснюватися зв'язок між датчиком і центром синтезу. Етап обробки сигналу і вирівнювання даних з давача (просторовий і часовий) нечіткий і недостатньо чітко визначений.

Розглядається зокрема мультисенсорну модель злиття трьох рівнів: рівень сигналу, рівень доказів та динамічний рівень. Перевага цієї моделі над моделлю JDL полягає в тому, що вона може застосовуватися послідовно або взаємозамінно. У цій моделі були враховані фактори просторового/часового вирівнювання даних, а також канали передачі даних і зв'язку.

Модель інтеграції декількох давачів через загальну структуру злиття даних передбачає, що процес злиття виконується в ієрархічному порядку за допомогою невеликих кроків злиття між різними сенсорними даними в контексті процесу інтеграції сенсорів. Ця модель передбачає внесення знань про предметну область у вузли злиття через інформаційну систему.

Така модель складається з *п'яти* етапів: Виділення ознак, об'єднання асоціацій, об'єднання атрибутів давачів, аналіз та агрегація, представлення. Відсутність зворотного зв'язку між запропонованими рівнями розглядається як обмеження цієї моделі. Також модель злиття даних у вигляді водоспаду демонструє, як дані з давачів перетікають з рівня даних на рівень прийняття рішень. Система давачів безперервно оновлюється інформацією зворотного зв'язку, що надходить від блоку прийняття рішень. Зворотний зв'язок містить інструкції з управління системою давачів щодо повторного калібрування, реконфігурації та збору даних.

Було представлено, зокрема модель злиття даних розподіленої дошки. Модель передбачає наявність диспетчера для кожного давача. Диспетчер давачів контролює, як обробляються суперечливі вимірювання давачів. Це базується на рівні довіри до кожного давача. Модель розподіленої класної дошки також показує, як диспетчери давачів інкапсулюють кожен датчик.

Цикл Бойда вперше був використаний для моделювання злиття даних у процесах військового управління. Ця петля складається з чотирьох фаз:

Спостереження, Орієнтування, Прийняття рішення та Дія. Ця модель чітко відрізняється від моделі JDL тим, що пропонує фазу "Діяти". Фаза "Діяти" впливає на фазу "Спостерігати", а рішення, прийняте на фазі "Вирішувати", впливає на фазу "Орієнтуватися". Ця модель не дає чіткого уявлення про концепцію фаз зондування і нормалізації в загальному злитті даних з декількох давачів.

Описуються також режими злиття на основі вводу/виводу у своїй моделі злиття даних. Запропонована модель починається з трьох основних рівнів злиття даних у найбільш поширених моделях злиття даних: Рівень даних давачів, рівень характеристик і рівень рішень. Модель пропонує п'ять можливих категорій перетворення даних між запропонованими рівнями. Цими категоріями перетворення є: [Дані на вході - дані на виході], [Дані на вході - характеристики на виході], [Характеристики на вході - характеристики на виході], [Характеристики на вході - рішення на виході] та [Рішення на вході - рішення на виході].

Розглядається також мультисенсорна модель. Ця модель є гібридною моделлю трьох інших моделей: Петлі Бойда, Дасараті та Водоспаду [43,44]. Модель складається з чотирьох основних модулів, подібних до тих, що є в моделі "Водоспад": Зондування, Виділення ознак/розпізнавання образів, Прийняття рішень/обробка контексту та Ресурси управління. Взаємодія між цими модулями здійснюється за принципом замкненого циклу, подібного до циклу Бойда, а дані обробляються на трьох основних рівнях моделі Дасараті: Дані, Функції, Рішення. Архітектура розподіленої системи з використанням проміжного програмного забезпечення забезпечує ефективну взаємодію між різними компонентами та сервісами в межах великої системи. Проміжне програмне забезпечення - це будь-яка програмна інфраструктура, яка дозволяє програмним компонентам взаємодіяти та обмінюватися даними в розподіленій системі. Проміжне ПЗ надає інтерфейс програмним компонентам для надсилання або отримання даних у вигляді повідомлень, і це називається повідомлення-орієнтованим проміжним програмним забезпеченням.

Розглядається концепція проміжного програмного забезпечення, як за допомогою проміжного програмного забезпечення можна спростити взаємодію між додатками - або компонентами розподіленої системи - розташованими на різних сайтах. Проміжне програмне забезпечення можна класифікувати за способом обміну даними. Нижче наведено визначення категорій проміжного програмного забезпечення:

- **Проміжне програмне забезпечення, орієнтоване на повідомлення.** Це велика категорія, яка включає в себе можливості асинхронного зберігання та пересилання повідомлень додатків, а також брокери інтеграції, які виконують перетворення повідомлень і маршрутизацію або навіть координацію бізнес-процесів.
- **Об'єктне проміжне програмне забезпечення.** Ця категорія складається в основному з брокерів об'єктних запитів.
- **Проміжне програмне забезпечення RPC.** Цей тип проміжного програмного забезпечення дозволяє виконувати процедури на віддалених системах, звідси і назва - віддалений виклик процедур. На відміну від проміжного програмного забезпечення, орієнтованого на повідомлення, проміжне програмне забезпечення RPC представляє синхронну взаємодію між системами і зазвичай використовується всередині програми.
- **Проміжне програмне забезпечення баз даних.** Проміжне програмне забезпечення для роботи з базами даних надає прямий доступ до структур даних і забезпечує взаємодію безпосередньо з базами даних. Існують шлюзи баз даних та різноманітні варіанти підключення.
- **Проміжне програмне забезпечення транзакцій.** Ця категорія включає традиційні монітори обробки транзакцій та сервери веб-додатків.
- **Портали.** Сервери корпоративних порталів розглядаються як проміжне програмне забезпечення в основному тому, що вони полегшують інтеграцію інтерфейсу. Вони забезпечують взаємодію між робочим столом користувача та внутрішніми системами і сервісами.

Розподілений блок збору даних з давачів - WITSML Bridge. WITSML має стандарт для опису даних за допомогою WITS + XML та стандарт для передачі даних за допомогою розподілених програмних систем з підтримкою веб-сервісів. Зазвичай на буровій дані з давачів збираються за допомогою систем каротажу сервісних компаній, потім ці дані передаються у форматі WITS через послідовний порт на сервер WITSML, на сервері WITSML дані зберігаються локально і будуть готові до відправки, коли надійде будь-який запит від інших сторін.

Сервер WITSML відповідає API стандартів WITSML. Сервер WITSML може використовувати одну з двох парадигм обміну даними: Підписка/публікація через інтерфейс публікації або запит/відповідь через інтерфейс зберігання. Використовуючи парадигму підписки/публікації, сервер WITSML отримує підписки на об'єкти даних, які цікавлять клієнтів. Як тільки дані про підписані об'єкти стають доступними, сервер WITSML публікує їх назад клієнту. Інша парадигма Запит/Відповідь полягає в тому, що клієнт надсилає запит на сервер, а потім сервер безпосередньо надсилає відповідь з даними назад клієнту.

На рисунку показано архітектуру WITSML Bridge, який є програмним компонентом, що відповідає за отримання даних з давачів з бурової установки. WITSML Bridge використовується для запиту до сервера WITSML даних з давачів, доступних на сервері, а потім зберігає дані локально в офісі або публікує їх для інших зацікавлених сторін. Сервер WITSML відіграє роль проміжного програмного забезпечення між вимірювальними системами (системами каротажу) сервісних компаній та іншими сторонами.

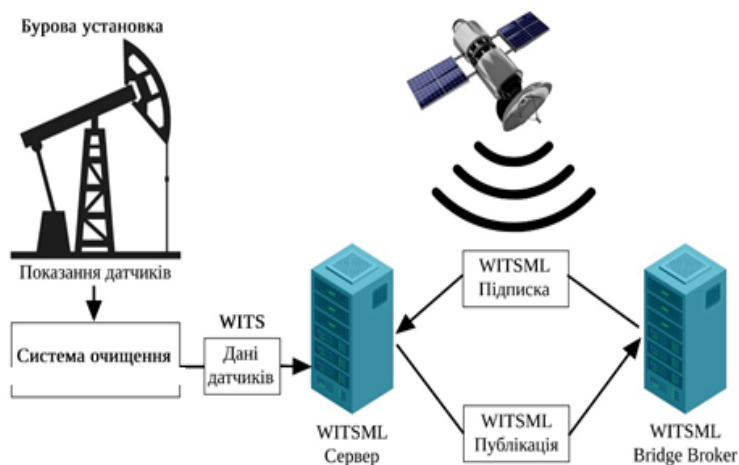


Рисунок 1.5 – Схема розподіленого отримання даних

Великою перевагою тут є те, що дані з датчиків або будь-яка інформація про свердловину будуть доступні будь-якій зацікавленій стороні, як тільки ці дані з'являться на сервері, а це допомагає у всіх додатках, які вимагають, щоб дані були доступні в режимі реального часу. Крім того, якщо зв'язок між буровою та офісом з якоїсь причини перерветься, дані можна буде отримати пізніше, коли зв'язок відновиться.

Технологія веб-сервісів розглядається як найсучасніша технологія в області клієнт-серверних обчислень. Організація W3C визначила веб-сервіси як програмну систему, призначену для підтримки інтероперабельної міжмашинної взаємодії через мережу. Вона має інтерфейс, описаний у машинооброблюваному форматі (зокрема, WSDL). Інші системи взаємодіють з веб-сервісом у спосіб, передбачений його описом, за допомогою SOAP-повідомлень, які зазвичай передаються за допомогою HTTP з серіалізацією XML у поєднанні з іншими стандартами, пов'язаними з Інтернетом. Веб-сервіси використовуються в широкому спектрі додатків, починаючи від баз даних і закінчуючи веб-сенсорами.

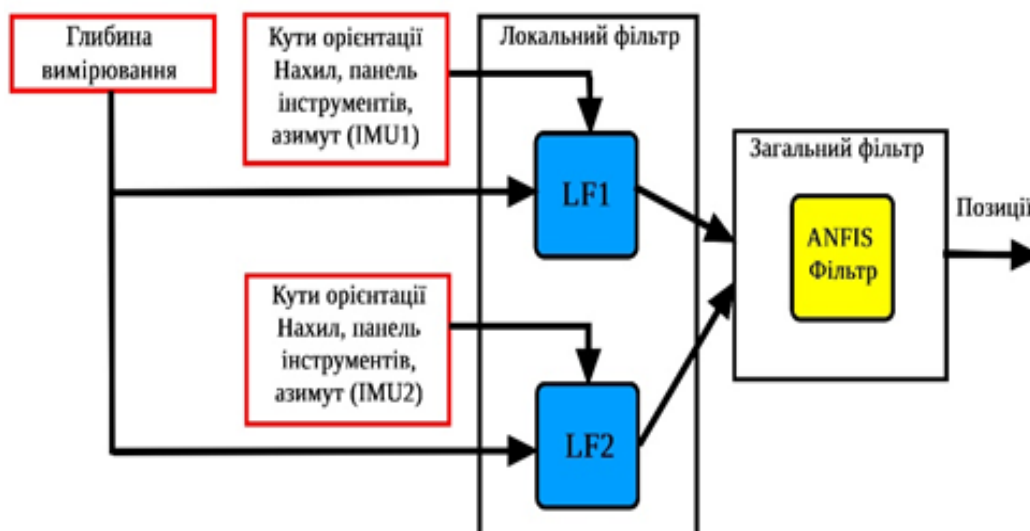


Рисунок 1.6 – Схема використання фільтрації даних

Стандарти OGC Open Geospatial Consortium, пропонують концепцію "Sensor Web", ця концепція представляє повну структуру для обміну даними в гетерогенних середовищах на основі веб-сервісів, запропонована структура показує, як представити кожен датчик як веб-сервіс і як проходять потоки даних від фази збору (зчитування давача) до фази прийняття рішення.

Модель клієнт-серверного зв'язку з використанням стандартів WITSML може бути прийнята для передачі даних з давачів бурової установки та передачі даних з бурової установки в офіс, де зв'язок може здійснюватися за допомогою веб-сервісів через протокол HTTP і звичайне інтернет-з'єднання. В офісі дані з давачів можна обробляти далі, використовуючи концепцію моделей злиття даних. У випадку мультисенсорної системи злиття для моніторингу та виявлення станів бурових установок може бути прийнята гібридна мультисенсорна модель злиття водоспаду та розподіленої класної дошки. Кожен датчик пов'язаний з компонентом контролю для моніторингу та виявлення стану давача. Потім контролер давача передає стан давача до центру злиття у вигляді моделі дошки. Процес виявлення стану бурової установки знаходиться на рівні функцій у моделі водоспаду. Після передачі цих станів до центру злиття може бути прийняте рішення про стан бурової установки.

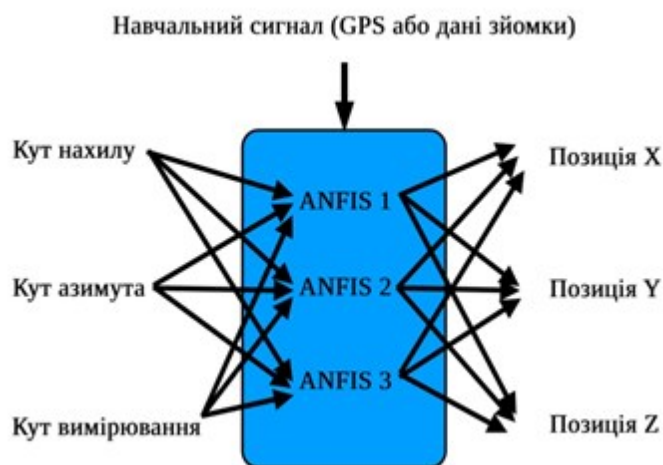


Рисунок 1.7 – Структура даних зйомки

Проміжне ПЗ можна використовувати як комунікаційну інфраструктуру між усіма компонентами моделі злиття даних, де необроблені дані можуть зчитуватися з сайту бурової установки і публікуватися в проміжному ПЗ, яке, в свою чергу, розподіляє дані між іншими компонентами. Тоді всі зацікавлені компоненти, що виконують виявлення станів, можуть підписатися на дані, а потім публікувати функції як результати, які можуть бути використані іншими компонентами виявлення станів. Рішення про стан бурової установки може бути прийняте компонентами виявлення станів, і стани бурової установки як результати будуть опубліковані в проміжному програмному забезпеченні для використання також іншими компонентами звітності або аналізу.

Інтегруючи дані з декількох давачів, ці системи забезпечують всебічне розуміння середовища буріння в режимі реального часу, що сприяє прийняттю кращих рішень і оптимізації параметрів буріння. Впровадження цих систем може значно підвищити ефективність, безпеку та загальний успіх бурових робіт.

Підвищення точності вимірювань можливе за рахунок фільтрування даних за допомогою фільтрів нечіткого виводу, як це показано авторами при оцінці траєкторії стовбуру свердловини.

1.3. Оцінка ефективності та похибок даних

В більшості випадків точність вимірювань процесу буріння достатньо висока, але в складних свердловинних умовах (значна глибина, висока температура, агресивні середовища) можуть виникати проблеми з надійністю чи стійкістю до випадкових помилок в пристроях, що дозволяють отримати вихідну інформацію. При «ручному» бурінні виявлення явно недостовірних чи помилкових даних та оцінка ситуації покладається на особу, яка приймає рішення – зазвичай це бурильник. В системах класу ADC в тій чи іншій мірі цю функцію на себе беруть різноманітні контролери та алгоритми, що оперують сигналами з різних джерел на різноманітних рівнях деталізації процесу буріння та спорудження свердловини.

Похибки системи MWD [45-48] можна розділити на власні похибки давачів та зовнішні джерела похибок. Властиві похибки давача включають похибку калібрування зсуву, чутливість поперечної осі, температурний дрейф зсуву і вихідний шум. Власні похибки акселерометрів і магнітометрів розподілені нормально, і дають прості вирази для похибок нахилу, торця інструмента і азимутальних кутів. Однак цей аналіз припускає, що кожен акселерометр або магнітометр має подібні характеристики похибок до двох інших у своїй тріаді. Крім того, вищезгаданий аналіз припускає постійне геомагнітне поле.

Геодезичні похибки є невід'ємною частиною будь-яких вимірювань у геодезії та можуть впливати на точність і надійність отриманих даних. Похибки зйомки включають похибки нахилу та азимута, на які впливають похибки вимірювань акселерометрів та гіроскопа.

Похибка нахилу пов'язана з недосконалістю вимірювань акселерометра, яка включає похибку зсуву акселерометра, встановленого вздовж прямого напрямку, і невизначеність його вимірювань. Якщо припустити, що похибка, пов'язана з вимірюванням прискорення, то похибка нахилу може бути отримана як відповідна функція шляхом диференціювання .

Хоча сила тяжіння Землі з її відносно великим значенням послаблює похибку акселерометра, відповідний член рівняння модулює складову похибки, таким чином збільшуючи похибку нахилу. Однак, вплив зменшується, коли відповідне значення наближається до горизонтального напрямку, що дає кращі результати і кращу точність визначення нахилу.

Аналогічно, на похибку азимута впливають похибка зсуву гіроскопа і невизначеність вимірювання, і її можна визначити шляхом диференціювання рівняння. Оскільки похибка нахилу є відносно малою через дію сили тяжіння, особливо при використанні високоточного навігаційного акселерометра кута нахилу, впливом при обчисленні похибки азимута можна знехтувати. З базового рівняння видно, що похибка азимута може значно зростати, коли КНБК наближається до північного напрямку, що може призвести до невизначеності північного напрямку. Крім того, відносно висока невизначеність вихідних вимірювань ВОГ може призвести до обчислювальної нестабільності азимутального кута при використанні базового рівняння. Тому необхідно обмежити невизначеність вимірювань перед обчисленням азимута і використовувати деякі методи цифрової обробки сигналів у реальному часі для компенсації ефекту дрейфу зсуву гіроскопа. Однак, перш ніж обговорювати ці методи, слід розглянути різні джерела похибок геодезичної зйомки під час процесу буріння.

Похибки зйомки - це похибки нахилу та азимуту, які залежать від похибок давача. Ці похибки можна класифікувати на власні похибки давача та похибки давача, спричинені вібрацією. Власні похибки давача включають похибку калібрування та невизначеність вимірювання.

Калібрування геодезичних давачів, коли вони встановлені всередині підшипникової опори, необхідне для визначення зміщення кожного давача з урахуванням похибок зміщення від спуску до спуску та неспіввісності між чутливими осями давачів та осями інструменту. Значення зсуву вилучаються з відповідних вимірювань геодезичних давачів перед обробкою їхніх результатів для визначення параметрів дослідження. На жаль, зміщення зсуву (особливо

для гіроскопів) можуть зазнавати значних довготривалих змін через внутрішню конструкцію геодезичних давачів. Наприклад, оскільки на зміщення зсуву може впливати температура деяких компонентів схеми геодезичного давача, це призводить до детермінованого зв'язку між зміщенням зсуву і температурою. Хоча цей зв'язок є детермінованим, він невідомий і змінюється від експерименту до експерименту, що ставить під загрозу загальну довготривалу точність геодезичної зйомки. Цей ефект більше проявляється в гіроскопах, тоді як акселерометри мають перевагу більш стабільного довгострокового зміщення зсуву. Тому використання інерціальних давачів навігаційного класу є необхідним для успішної реалізації методу зйомки на основі станцій.

З іншого боку, невизначеності вимірювань впливають на процес обчислення параметрів зйомки на кожній станції, а високі невизначеності вимірювань можуть призвести до нестабільності обчислень азимутів. Таким чином, важливо зменшити невизначеності вимірювань перед обчисленням параметрів зйомки, щоб обмежити обчислювальну невизначеність кутів нахилу та азимута і запобігти будь-якій обчислювальній нестабільності азимута.

На додаток до власних похибок давача, на точність зйомки впливають індуквані вібрацією похибки давача, які мають випадковий характер і збільшують невизначеності вимірювань. Осьові вібрації (тобто вздовж осі обертання інструменту) мають найсерйозніший вплив на геодезичні давачі. Осьові вібрації виникають через підстрибування долота на дні свердловини у вибійному пласті. Хоча в горизонтальній свердловині цей ефект має тенденцію до послаблення, все ж є певні вібрації вздовж бурильних труб, які впливають на давачі, встановлені так, щоб їхні чутливі осі були паралельні осі обертання інструменту. Важливо також, що чутливі осі геодезичних давачів, що використовуються для контролю нахилу і азимута вертикальної ділянки свердловини, є нормальними до осі обертання інструменту, і тому на них впливають лише поперечні вібрації через бурильні труби, які мають менший вплив, ніж осьові вібрації. Однак, у сильно нахиленій ділянці свердловини геофізичні давачі будуть вносити більше невизначеностей, спричинених

вібраціями, оскільки вимірювання і здійснюються давачами, встановленими вздовж осі обертання інструменту.

Ідентифікація несправних давачів/процесів та впровадження надлишковості є критично важливими заходами для забезпечення надійності і точності систем моніторингу та управління. Найпростіший спосіб визначити несправність давача чи процесу - це використати порогову логіку на основі впевненостей. Наприклад, коли вірогідність опускається нижче певного значення, то може з'явитися сигнал про несправність. Яким би хорошим не був цей метод, він не позбавлений недоліків. Бувають випадки, коли метод не в змозі відрізнити несправність давача від несправності процесу. Один із сценаріїв, коли це відбувається, - коли несправність (давача або процесу) виникає в корені (вузли байєсівської мережі, які не мають батьків) або листових вузлах (вузли, які не мають дочірніх) байєсівської мережі.

Методи в реальному часі для обмеження помилок зйомки включають використання сучасних технологій та алгоритмів для корекції та мінімізації похибок під час проведення вимірювань. Використовуються методи цифрової обробки сигналів для обмеження невизначеностей вихідного сигналу за допомогою лінійного фільтра з поперечною відгалужувальною затримкою з адаптивними параметрами, налаштованими за критерієм найменшого середньоквадратичного відхилення (LMS). Такий самий підхід може бути використаний для акселерометрів, оскільки їхня шумова поведінка подібна до поведінки FOG. Зменшення невизначеностей вимірювань перед обчисленням нахилу та азимута запобігає можливості будь-якої обчислювальної нестабільності азимута і обмежує невизначеності як кутів нахилу, так і азимута. Крім того, такий підхід до фільтрації може допомогти зменшити вплив поздовжніх (осьових) вібрацій на акселерометр, встановлений вздовж осі обертання інструменту, який відповідає за моніторинг кута нахилу.

Цю проблему можна вирішити кількома різними способами. По-перше, можна просто передати інформацію про те, що ми не можемо відрізнити несправність давача від процесу, і надати бурильнику можливість визначити

джерело несправності. Якщо дуже важливо відрізнити несправність конкретного датчика в кореновому / листовому вузлі від несправності процесу, більш надійним рішенням буде додавання резервних датчиків у кореновому і листовому вузлах мережі.

Після того, як система виявила несправність датчика, значенням цього датчика більше не можна довіряти. Тут ми можемо використати аналітичну надмірність, притаманну байєсівській мережі, щоб оцінити його правильне значення. Оскільки інші параметри не змінилися з моменту виникнення несправності, оцінене значення потрапляє в той самий діапазон, що й до несправності. Достовірність несправного датчика залишається нульовою, доки датчик не буде замінено або вилучено з системи.

Основна мета дослідження - представити методологію валідації даних датчиків під час буріння. Мета полягає в тому, щоб допомогти бурильнику і ресурсу моніторингу в оперативному центрі в режимі реального часу краще інтерпретувати дані, які їм надаються. Проектована методологія *повинна мати наступні особливості:*

- здатність відрізнити несправність процесу від несправності датчика без припущення про інваріантність процесу;

- моделі процесів повинні оновлюватися в режимі реального часу за допомогою регресійних методів, де швидкість навчання контролює вагу, що присвоюється поточним і раніше отриманим вибіркам даних. Ці швидкості навчання перераховуються за наявності несправностей датчика або процесу, щоб гарантувати, що параметри моделі не виводяться на основі помилкової або застарілої інформації.

- коли алгоритм виявляє несправність датчика, нейромережа повинна ймовірно передбачити показання датчика, що вийшов з ладу, тим самим дозволяючи продовжити поточну операцію або безпечно зупинити її.

- якщо буде побудована узагальнена модель нейромережі, то алгоритм повинен бути швидко адаптовний для використання на декількох різних

бурильних установках і свердловинах з мінімальними вимогами до конфігурації.

– нейромережева модель повинна бути побудована модульно, як підмережі, а потім зібрана разом. Це робить побудову моделі керованою і дозволяє легко інтегрувати підмоделі, розроблені різними експертами в різних галузях.

– алгоритм може бути реалізований як на рівні системи (всієї бурової установки), так і на рівні підсистем (таких як верхні приводи, КНБК, похило-скероване буріння та геодезія тощо). Це дозволить поетапно впроваджувати цю технологію.

– оскільки ця методологія забезпечує аналітичну надмірність, потреба в потрійному резервуванні датчиків (з міркувань автоматизації або безпеки) зменшується.

– ця методологія також надаватиме цінну інформацію про тип датчиків, які можуть бути встановлені на буровій установці для подальшого покращення якості даних.

Система визначення стану бурової установки за даними датчиків, повинна мати наступні характеристики:

- компонент розподіленого мосту на основі стандарту WITSML для збору даних з датчиків з бурової установки був розроблений і протестований на реальних бурових установках; цей компонент дозволяє ефективно збирати та передавати дані з віддалених об'єктів, забезпечуючи безперервний моніторинг та аналіз;
- система об'єднує інформацію з різних датчиків бурової установки для розпізнавання стану бурової установки. Процес об'єднання був розроблений на основі моделей, що дозволяють інтегрувати дані з різних джерел для формування єдиної картини стану обладнання;
- інтеграція попередніх знань про процеси буріння із запропонованими кроками для об'єднання та виведення інформації з даних датчиків підвищує точність і ефективність системи, забезпечуючи краще розуміння поточного стану бурової установки;

- алгоритми порогових значень були протестовані і застосовані на реальних і змодельованих даних давачів бурової установки для виявлення станів "Проковзування" / "Поза проковзуванням" за даними давача навантаження на гак; було протестовано алгоритми максимізації очікування, порогового значення ; результати показали перевагу використання створеного алгоритму над іншими алгоритмами завдяки його високій точності та гнучкості до проблем з якістю даних давача навантаження на гак;
- система очікувано здатна виявляти всі переміщення бурильної колони за допомогою моніторингу тенденцій та змін на даних давача положення блоку; алгоритм кусково-лінійної апроксимації використовується системою для виявлення та апроксимації трендів даних давача положення блоку, демонструючи толерантність до зашумлених даних;
- корекція меж станів "Проковзування" / "Поза проковзуванням" виконується системою виявлення для узгодження виявлених станів з інженерним визначенням концепції "Проковзування" / "Поза проковзуванням". Крім того, для розрізнення станів ковзання і роз'єднання застосовується перевірка форми шаблону даних давачів навантаження на гак і положення блоку.

З аналізу даних давачів бурової установки для виявлення різних станів бурової установки можна зробити наступні основні висновки:

- вимірювання поверхні давачами бурової установки можуть бути використані для виявлення всіх видів діяльності на буровій установці, в яких задіяні машини бурової установки;
- використання розподіленого мостового компонента WTSML на основі веб-сервісів допомагає отримувати дані з давачів бурової установки з віддалених об'єктів, розташованих у будь-якій точці світу;
- вимірювання кожного давача можуть бути використані для моніторингу стану різних механізмів бурової установки;

- дані давача навантаження на гак використовуються для моніторингу стану бурильної колони ("Проковзування" / "Поза проковзуванням");
- дані давача положення блоку використовуються для моніторингу руху бурильної колони (вгору / вниз / статично);
- дані давача обертання (RPM) вказують на стан системи обертання (*так / ні*);
- дані про швидкість подачі вказують на стан насосів для бурового розчину (*увімкнено / вимкнено*);
- дані про положення долота і глибину свердловини оцінюють, чи долото торкається дна свердловини, чи воно знаходиться далеко від дна свердловини;
- невизначеність щодо виявлення станів оцінюється при застосуванні сегментації.

Невизначеність порогових значень "Проковзування" / "Поза проковзуванням" оцінюється шляхом вимірювання відстані порогу від центрів кластерів даних, тоді як невизначеність сегментації руху бурильної колони оцінюється шляхом оцінки достовірності на кожному з'єднанні двох сусідніх сегментів. Загальна невизначеність процесу виявлення оцінюється за допомогою матриці невідповідностей або статистичного бенчмаркінгу з попередньо класифікованими наборами даних давачів.

У даній темі наукового пошуку слід виділити і ряд невирішених питань, що прямо впливають на її подальший розвиток та дослідження. Ці аспекти потребують уваги та детального аналізу для досягнення більш повного розуміння суті обговорюваної проблематики. Детальне вирішення цих питань має важливе значення для визначення перспектив та можливих напрямків подальших досліджень.

- система виявлення може бути розширена для виявлення всіх видів станів бурової установки на основі даних різних давачів, наприклад, виявлення станів випробування системи запобігання витоків ВОР за допомогою виявлення різних станів тиску насосів;

- виявлення операцій вищого рівня, таких як буріння, завдання та фази, можна виконати, ввівши більше даних з давачів. Це дозволить покращити точність і деталізацію аналізу, забезпечуючи більш точне управління та контроль над процесами буріння;

- покращення алгоритмів обробки даних та інтеграція машинного навчання можуть значно підвищити точність та швидкість виявлення станів бурової установки. Використання більш складних методів аналізу даних, таких як нейронні мережі, може сприяти більш глибокому розумінню складних взаємозв'язків між різними параметрами бурової установки;

- розширення бази даних і проведення додаткових тестів на різних типах бурових установок дозволить підвищити надійність та універсальність системи. Це також допоможе виявити потенційні проблеми та обмеження, які можуть виникнути при використанні системи в різних умовах експлуатації;

- розробка інтерфейсів для користувачів та інтеграція з існуючими системами управління буровими установками допоможе забезпечити зручність і ефективність використання системи на практиці. Це включає в себе створення візуалізацій, звітів та інструментів для аналізу даних, що дозволить інженерам і операторам більш ефективно використовувати інформацію, отриману з давачів.

Таким чином, проектована система визначення стану бурової установки на основі контролю наборів режимних параметрів та їх потенційних аномалій є важливим кроком вперед у напрямку підвищення ефективності та безпеки процесів буріння. Подальші дослідження та розробки в цій області шляхом впровадження новітніх засобів штучного інтелекту дозволять потенційно вдосконалити систему, зробивши її ще більш надійною та універсальною для використання в різних умовах і на різних типах бурових установок в нафтогазовій промисловості України.

1.4 Вибір і обґрунтування напрямку досліджень

На сьогодні активно розвиваються технології передачі даних з високою щільністю та малою затримкою від свердловинних давачів під час буріння до систем їх обробки. Це у свою чергу відкриває нові можливості для систем реального (чи квазіреального) часу при автоматизації і прийнятті рішень .

У нашому дослідженні для початкової перевірки були використані історичні дані з бурових установок, але вони потребують безумовно подальшого доопрацювання. Після перевірки випадкових вибірок даних в автономному режимі, наступним кроком є перевірка даних в режимі реального часу по мірі їх надходження.

Системи автоматизованого збору та аналізу даних та інтелектуальні системи на основі адаптативних нейромереж дозволяють значно підвищити якість результатів обробки, адже володіють функціями виявлення та приглушення шумової складової та помилок даних в інформації від давачів. *Нейронні мережі* – це один із інструментів машинного навчання, який часто використовується для вирішення проблем роботи з великими даними . Так моделі штучних нейронних мереж, яких на разі є велика кількість, сьогодні широко застосовують в різних областях науки і техніки, зокрема при прогнозуванні часових рядів, розпізнаванні образів і управлінні процесами . Вибір підходящої моделі нейронної мережі залежить від уже існуючих знань про систему .

Дані зібрані під час виконання бурових робіт часто використовуються в моделях глибокого навчання (*Deep Learning*) для навчання і виявлення аномалій роботи обладнання чи порушень технологічних процесів.

Для цього дуже важливим є пряме включення даних від давачів з бурових установок. Давачі контролюють такі параметри, як тиск, температура, швидкість обертання і рівень вібрації, надаючи високочастотні дані. Інтеграція цих даних у *нейромережеву модель* дозволяє здійснювати динамічні коригування та підвищує точність. Дані з давачів у режимі реального часу

дозволяють *нейромережі* оперативно виявляти та реагувати на зміни в роботі бурової установки. Завдяки попередній обробці та фільтрації даних давачів у модель подається лише релевантна інформація. Ця інтеграція вдосконалює модель, покращуючи її здатність розуміти та керувати переходами в роботі бурової установки.

Об'єднання вказаного масиву даних з оцінками чи висновками експертів про ймовірність тих чи інших станів є основою експертних систем, як комп'ютерних систем для обробки знань. На сьогодні відомі експертні системи для вибору оптимальних рецептур промивальних рідин, цементних розчинів, оптимальної компоновки низу бурильних труб, оптимального типу долота тощо.

В практиці буріння для вирішення проблем невизначеності і прийняття правильних рішень часто використовують байєсові мережі, дерева рішень, і т.і. Одним із основних завдань при управлінні буровими роботами є підвищення ефективності буріння свердловини та зменшення витрат пов'язаних з відмовою обладнання, а також мінімізації непродуктивного часу.

Автоматизація процесу буріння на сьогодні являє собою інтеграцію *інтелектуальних програмних агентів* в системи керування, завдяки яким здійснюється управління свердловинним обладнанням (РКС, бурові лебідки, насоси, верхній привід, тощо).

Підвищення якості і надійності свердловинних даних без сумніву суттєво покращить існуючі та перспективні системи діагностики і підтримки прийняття рішень в процесі буріння нафтогазових свердловин.

РОЗДІЛ 2

РОЗРОБКА МОДЕЛЕЙ АНАЛІТИЧНОЇ ОЦІНКИ АНОМАЛІЙ В ДАНИХ БУРІННЯ НГС

2.1. Загальна модель системи управління процесами буріння НГС

Ефективність управління виробничими процесами суттєво залежить від можливостей математичної формалізації розв'язуваних задач, розробки і впровадження різних модельних конструкцій в процеси ухвалення рішень, ступеня автоматизації технологічних, інформаційних процесів. У цьому контексті спостерігається підвищений інтерес до опису процесів виробництва та відповідних задач управління за допомогою побудови та реалізації моделей динамічних систем [49-53].

Для формального опису процесу управління як просторово-часової системи задамо системи координат: просторову координату ξ , відповідно до якої розглядаються режимні параметри буріння НГС, і координату часу t , яка визначає стан процесу з часом.

Враховуючи вимірність режимних параметрів, розглядаємо систему узагальнених векторних змінних стану процесу:

W , G - змінні стану процесу буріння, на основі яких будується управління;

D , H - фактори аномалій, компенсація впливу яких на параметри процесу пов'язана з функціями управління;

E - керуюча дія, спрямована на компенсацію впливу аномалій.

Для опису моделі розглянемо систему векторних базисів, в яких визначимо змінні W , G , D , H , E :

$M_m(t)$ - кінцевий базис вхідних режимних параметрів буріння, m - індекс параметра;

$L_{ij}(\xi, t)$ - кінцевий базис режимних параметрів буріння на стадіях процесу, i - індекс стадії, j - індекс операції, що характеризує порядковий

номер відносно технології;

$R_p(t)$ - кінцевий базис вихідних режимних параметрів буріння;

$R_p(t), S_{mi}, S_{ip}$ - матриці, що пов'язують системи змінних процесу W, G, D, H, E за умов переходу від базису M до L і від L до R відповідно;

P_m, P_D - вектори матеріальних запасів;

φ_{lk} - кінцевий базис стану процесу буріння, який залежить від змінних W, G, D, H, E на узагальнених стадіях процесу;

S_{ijk} - функція, що забезпечує перегруповування змінних стану процесу від лінійної до структурної впорядкованості;

$G_{n_{kr}}$ - узагальнена матриця операцій на стадіях процесу, за індексами l, k подібна до φ_{lk} .

Модель об'єкта

$$\begin{cases} W_p(t) = f_1(S_{ip}, W_L(\xi, t), P_L(t)), \\ W_{L2}(t) = f_2(W_L(\xi, t), G_L(\xi, t), D_L(\xi, t), H_L(\xi, t), E_L(\xi, t)), \\ W_{L1}(t) = f_3(S_{mi}, W_m(t), P_m(t)) \end{cases} \quad (2.1)$$

описує динаміку процесу в інтегральній формі (за просторовими координатами) залежно характеристик стадій процесу, аномалій та керування.

Алгоритм управління процесом буріння можна представити у наступному вигляді

$$E_L(\xi, t) = f_4(W_L(\xi, t), G_L(\xi, t), D_L(\xi, t), H_L(\xi, t)).$$

Критерій стану процесу залежно від величини режимних параметрів і рівнів аномалій має такий вигляд

$$I_\mu = F_1(T_P, T_L, U_L, D_L, H_L, P_L, P_M),$$

де T_P - значення результируючих показників за період управління $(0, t_k)$;

T_L - значення результируючих показників, що знімається з узагальнених стадій за період управління $(0, t_k)$;

U_L - значення залишків, що визначаються системою вагових

коефіцієнтів P_L , за період управління;

$$T_P = \int_0^{t_k} W_P(\xi, t) dt, \quad T_L = \int_0^{t_k} W_L(\xi, t) dt, \quad U_L = \sum_{i,j} \int_0^{t_k} p_L G_L(\xi, t) dt.$$

Локальне управління полягає у розв'язанні задачі відшукування сумісних множин операцій Ω , що можна представити у вигляді залежності:

$$\Omega(t) = f_5(E_L(t), S_{lh}^k, G_S, D_y, H_y),$$

$$E_L(t) = f_6(S_{ijk}, E_L(\xi, t)).$$

Локальний критерій такої задачі можна представити у формі

$$I_\lambda = F_2(T_y, U_y, G_S, D_y, H_y),$$

де $T_y = \int_0^{t_k} W_y(t) dt$, $U_y = \sum_{i,j} \int_0^{t_k} p_y G_y(t) dt$ обчислюються з використанням відповідних коефіцієнтів p_y .

Задача глобального управління є компромісним варіантом між макроуправлінням $E_L(t)$ і локальним управлінням Ω , що обумовлює загальний раціоналізм через глобальний критерій

$$I_\gamma = F_3(I_\mu, I_\lambda).$$

Зауважимо, що задача (2.1) може розв'язуватися в детермінованій або стохастичній постановці.

Математична модель процесу у відносному вираженні параметрів має наступний вигляд

$$\begin{cases} \frac{\partial w(\xi, t)}{\partial \xi} + \frac{\partial g(\xi, t)}{\partial t} + D(\xi, t) = 0, \\ g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} + \int_0^t H(\xi, \tau) \cdot d\tau - \int_0^t E(\xi, \tau) \cdot d\tau, \\ 0 \leq \xi \leq \xi_k, t \geq 0, w_i = w(0, t). \end{cases} \quad (2.2)$$

За відомих значень факторів і управлінь модель (2.2) має такий розв'язок:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 w(\xi, t) = \begin{cases}
 w_i(t - \omega(\xi)) + \\
 + \int_0^x [E(\xi, \bar{\varphi}) - D(\xi, \bar{\varphi}) - H(\xi, \bar{\varphi})] \cdot d\xi, t \geq \omega(\xi) \geq 0, \\
 w_0(\bar{\omega}(\omega(\xi) - t)) + \\
 + \int_{\bar{\omega}(\omega(\xi) - t)}^x [E(\xi, \bar{\varphi}) - D(\xi, \bar{\varphi}) - H(\xi, \bar{\varphi})] \cdot d\xi, \omega(\xi) > t \geq 0,
 \end{cases} \\
 g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} + \int_0^t H(\xi, \tau) \cdot d\tau - \int_0^t E(\xi, \tau) \cdot d\tau,
 \end{array} \right.$$

де $\bar{\omega}(\)$ – обернена функція до $\omega(\)$, $\bar{\varphi} = t - \omega(x) + \omega(\xi)$, $w_0(\xi) = g_0(\xi) \cdot V_0(\xi)$,

$$\rho_0(\xi) = \rho(\xi, 0), \quad \omega(\xi) = \int_0^{\xi} \frac{dY}{V_{\zeta}(Y)}.$$

Представлена математична модель дозволяє, насамперед, розв'язати задачу аналізу процесу з урахуванням певних особливостей. Ця модель дозволяє «програвати» різні ситуації на рівні режимних параметрів [54-60], що характеризує її як імітаційну модель. Однак аналітичне представлення моделі робить її доволі гнучким інструментом для розв'язання задач аналізу процесів управління.

При застосуванні автоматизованих інформаційних технологій можливе використання принципу керування аномалій [61-67], що може бути реалізований за умови «профілактичного» регулювання процесу.

Математичне вираження явища впливу аномалій обумовлено принципом інваріантності. Під останньою розуміють забезпечення повної або ж часткової незалежності вихідних параметрів від впливів аномалій. Згаданий принцип передбачає використання інформації щодо аномалій для формування керуючих впливів, спрямованих на зменшення їх впливу.

Процес управління за умови наявності випадкових аномалій, описується, як правило, стохастичною системою. У самому загальному випадку моделі кожному вхідному сигналу ставиться у відповідність сукупність вихідних сигналів, що підпорядковуються певному закону розподілу. Окремий випадок

дослідження такої стохастичної моделі управління передбачає дослідження відповідної детермінованої системи з урахуванням впливу випадкових вхідних сигналів.

У контексті дії випадкових чинників розглядають дві задачі – аналізу і синтезу алгоритмів ухвалення рішень з управління процесом буріння. Статистичний аналіз системи полягає у відшукуванні статистичних характеристик вихідних сигналів на основі відповідних характеристик вхідних сигналів.

З урахуванням можливих аномалій модель (2.1) приймає наступний вигляд:

$$\begin{cases} \frac{\partial w(\xi, t)}{\partial \xi} + \frac{\partial g(\xi, t)}{\partial t} + D(\xi, t) = 0, \\ g(\xi, t) = w(\xi, t)V_0(\xi) + V_0(\xi) + \int_0^t H_D(\xi, \tau) \cdot d\tau, \\ 0 \leq \xi \leq \xi_k, 0 \leq t, w_H = w(0, t), g_0(\xi) = g(\xi, 0). \end{cases} \quad (2.3)$$

де $H_D(\xi, \tau)$ – управління, розподілене за стадіями процесу і спрямоване на недопущення настання аномалій.

За заданих початкових і крайових умов, а також можливих аномалій і управлінь наведена система рівнянь має розв'язок, який можна знайти за допомогою імпульсної перехідної функції

$$w(\xi, t) = \begin{cases} w_H(t - \omega(\xi)) + \int_0^\xi E_D(\xi, \varphi) d\xi - \int_0^\xi D(\xi, \varphi) d\xi, t \geq \omega(\xi) \geq 0, \\ w_0(\bar{\omega}(t - \omega(\xi))) + \int_{\bar{\omega}(t - \omega(\xi))}^\xi E_D(\xi, \varphi) d\xi - \int_{\bar{\omega}(t - \omega(\xi))}^\xi D(\xi, \varphi) d\xi, \omega(\xi) > t \geq 0, \end{cases} \quad (2.4)$$

$$g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} - \int_0^t E_D(\xi, \tau) \cdot d\tau,$$

де позначено

$$\varphi = t - \omega(y) + \omega(\xi), \quad w_0(\xi) = g_0(\xi)V_0(\xi);$$

$$\omega(y) = \int_0^y \frac{dY}{V_0(Y)};$$

$\bar{\omega}$ - обернена до ω функція.

З урахуванням визначених типів стохастичних процесів кореляційні функції аномалій, які представляють практичний інтерес, мають наступний вигляд:

функція чистого стохастичного процесу типу «білий шум»

$$K_D(\xi, \tau) = \sigma_D^2(\xi) \delta(\tau) \quad (2.5)$$

кореляційний стохастичний процес

$$K_D(\xi, \tau) = \sigma_D^2(\xi) e^{-\mu(\xi)|\tau|}, \quad (2.6)$$

функція стохастичного процесу з коливаннями

$$K_D(\xi, \tau) = \sigma_D^2(\xi) e^{-\mu(\xi)|\tau|} \cos(\varphi(\xi)\tau). \quad (2.7)$$

Крім кореляційної функції, розглядаємо такі характеристики як дисперсія $\sigma_D^2(\xi)$, математичне сподівання $m_D(\xi)$, а також коефіцієнт, що залежать від закону розподілу за зального значення рівня довіри χ_B .

Розглядаємо варіанти:

1) компенсація впливу аномалій на математичне сподівання вихідних параметрів $m_w(\xi_k)$, тобто інтегральна компенсація, для якої

$$m_w(\xi_k) = 0, \quad (2.8)$$

2) повна компенсація впливу аномалій, для якої

$$\begin{cases} \sigma_w^2(\xi_k) = 0, \\ \sigma_{\Delta TR}^2(T) = 0; \end{cases}$$

3) часткова компенсація впливу аномалій, для якої

$$\begin{cases} \sigma_w^2(\xi_k) = \varepsilon^2, \\ \sigma_{\Delta TR}^2(T) = \varepsilon_T^2; \end{cases}$$

З вигляду розв'язку (2.4) видно, що умова (2.8) реалізується за виконання

$$\begin{cases} w_H(t) = \int_0^{\xi} m_D(\xi) d\xi, \\ g_0(\xi) = \frac{1}{V_0(\xi)} \int_{\xi}^{\xi_k} m_D(\xi) d\xi, \\ 0 \leq \xi \leq \xi_k, \quad 0 \leq t \leq T. \end{cases} \quad (2.9)$$

Умови (2.9) вказують на необхідність корегування вхідних параметрів відносно математичного сподівання аномалій. За цих умов середні значення параметрів стану і їх густини визначаються як

$$\begin{cases} M[w(\xi, t)] = \int_{\xi}^{\xi_k} m_D(\xi) d\xi, \\ M[g(\xi, t)] = \frac{1}{V_0(\xi)} \int_{\xi}^{\xi_k} m_D(\xi) d\xi, \end{cases} \quad (2.10)$$

Позначимо розподіл значень параметрів стану $P(\xi)$, а відповідні бажані їх рівні - $P_0(\xi)$, при цьому $P_0(\xi) = W_0(\xi)$. Додаткові значення $P_D^0(\xi)$, що забезпечують середній рівень параметрів, які задовольняють умови (2.10):

$$P_D^0(\xi) = \int_{\xi}^{\xi_k} m_D(\xi) d\xi,$$

Кореляційна функція процесу $K_D(\xi, \tau)$

$$K_D(\xi, \tau) = M \left[w^0(\xi, t) w^0(\xi, t + \tau) \right], \quad (2.11)$$

де $w^0(\xi, t) = w(\xi, t) - m_w(\xi)$ - центрована функція процесу.

Розв'язок моделі (2.3) відносно параметрів стану процесу має вигляд

$$\begin{cases} w(\xi, t) = w_H(t - \omega(\xi)) - \int_0^{\xi} D(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) d\zeta, \\ g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} \end{cases}$$

З урахуванням (2.9), кореляційна функція процесу (2.11) приймає такий вигляд

$$K_w(\xi, \tau) = \int_0^{\xi} K_D(\xi, \tau) d\xi.$$

Показник дисперсії вихідних параметрів

$$\sigma_w^2(\xi_k) = \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) d\xi.$$

Інтегральний показник стану

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2 \cdot \int_0^T \int_0^{\xi_k} (T - \tau) K_D(\xi, \tau) d\xi d\tau.$$

Інтегральний показник стану залежить від конкретного вигляду кореляційної функції. Тому розглянемо його для основних видів кореляційної функцій аномалій, що мають практичний зміст і представляються виразами (2.5)-(2.7).

1. Стохастичний процес типу «білий шум». Інтегральний показник стану представлений як

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2T \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) d\xi. \quad (2.12)$$

2. Аномалії описуються експоненціальною кореляційною функцією. Інтегральний показник стану представлений як

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2 \cdot \int_0^{\xi_k} \left[\frac{T}{\mu(\xi)} + \frac{e^{-\mu(\xi) \cdot T} - 1}{\mu^2(\xi)} \right] \sigma_D^2(\xi) d\xi. \quad (2.13)$$

3. Стохастичний процес з коливаннями. В цьому випадку інтегральний показник стану

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2 \cdot \int_0^{\xi_k} [T \cdot A_1(\xi) + A_2(\xi)] \sigma_D^2(\xi) d\xi, \quad (2.14)$$

де $A_1(\xi) = \frac{\mu(\xi)}{\varphi^2(\xi) + \mu^2(\xi)},$

$$A_2(\xi) = \frac{[\varphi^2(\xi) + \mu^2(\xi)] [1 - \cos(\varphi(\xi)T)] - 2\varphi(\xi)\mu(\xi)\sin(\varphi(\xi)T)e^{-\mu(\xi)T}}{[\varphi^2(\xi) + \mu^2(\xi)]^2}$$

Як слідує з вигляду (2.12)-(2.14), інтегральний показник стану залежить від інтервалу управління T , так, що при збільшенні T дисперсія величини $w_H(t)$ зростає, а значення коефіцієнта w зменшується.

У випадку асимптотичної стаціонарності процесу маємо умову щодо кореляційної функції

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \int_0^T (T - \tau) K_w(\xi_k, \tau) d\tau = K_0 < \infty. \quad (2.15)$$

Для її забезпечення вимагається існування такого інтеграла

$$\int_0^{\infty} K_D(\xi, \tau) d\tau = 0. \quad (2.16)$$

Стохастичні процеси, що задовольняють умову (2.15), мають таку властивість, що нескінченні суми їх рівнів збігаються до стаціонарних процесів, тобто $\Delta T_{\infty} = \int_0^{\infty} w(\xi_k, t) \cdot dt$ збігається до деякого стаціонарного процесу.

Виконання умови (2.16) передбачає, що кореляційна функція аномалій повинна мати спеціальний вигляд. Ці кореляційні функції можна записати у наступному вигляді:

$$K_D(\xi, \tau) = \sum_{i=1}^n a_i(\xi) e^{-d_i |\tau|} \quad (2.17)$$

Умова (2.16) для такої кореляційної функції представляється як

$$\sum_{i=1}^n \frac{a_i(\xi)}{d_i} = 0.$$

Враховуючи (2.15), маємо

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \int_0^T (T - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau = - \sum_{i=1}^n \frac{a_i(\xi)}{d_i^2} = K_0(\xi)$$

тобто для кореляційної функції (2.17) виконується умова асимптотичної стаціонарності. Проте вказана умова виконується тільки на нескінченності, що не перевіряється статистичним шляхом, а можна лише якісно на відповідній моделі.

Незалежність величини вхідних режимних параметрів від аномалій можлива при

$$w_H(t) = \int_0^{\xi_k} D(\xi, t + \omega(\xi)) d\xi.$$

За умови випадкового характеру аномалій виконання останньої умови розглядається як задача прогнозування, розв'язання якої, зрозуміло, не гарантує строге виконання даної умови.

Розглянемо управління вхідними режимними параметрами з урахуванням аномалій. Параметри стану процесу характеризуються як

$$\begin{cases} w(\xi, t) = \int_0^{\xi} D(\xi, t - \omega(\xi)) d\xi + \int_0^{\xi} D(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) d\xi, \\ g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} \end{cases}$$

Кореляційна функція процесу з урахуванням цього матиме вигляд

$$K_w(\xi, \tau) = \int_0^{\xi_k} K_D(\xi, \tau) d\xi + \int_0^{\xi} [K_D(\xi, \tau) - K_D(\xi, \tau + \omega(\xi)) - K_D(\xi, \tau - \omega(\xi))] d\xi$$

Дисперсія процесу

$$\sigma_w^2(\xi) = \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) d\xi + \int_0^{\xi} \sigma_D^2(\xi) d\xi - 2 \int_0^{\xi} K_D(\xi, \omega(\xi)) d\xi,$$

$$\sigma_w^2(\xi_k) = 2 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) d\xi - 2 \int_0^{\xi_k} K_D(\xi, \omega(\xi)) d\xi.$$

Інтегральний показник стану

$$\begin{aligned} \sigma_{\Delta TR}^2(T) = & 2 \int_0^{\xi_k} \int_0^T (T - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau + 2 \int_0^{\omega(\xi)} \int_0^{\omega(\xi)} (\omega(\xi) - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau - \\ & - \int_0^{T+\omega(\xi)} (T + \omega(\xi) - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau - \int_0^{-\omega(\xi)} (T - \omega(\xi) - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau \end{aligned}$$

Розглянемо інтерпретацію для основних видів кореляційної функцій аномалій, що визначаються виразами (2.5)-(2.7).

1. Стохастичний процес типу «білий шум». Показники представляються таким чином:

$$\sigma_w^2(\xi_k) = 2 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) d\xi,$$

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 4 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) \omega(\xi) d\xi.$$

2. Аномалії описуються експоненціальною кореляційною функцією. Показники представляються таким чином:

$$\sigma_w^2(\xi_k) = 2 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) d\xi - 2 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) e^{-\mu(\xi)\omega(\xi)} d\xi$$

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2 \int_0^{\xi_k} \frac{\sigma_D^2(\xi)}{\mu^2(\xi)} \left[e^{-\mu(\xi) \cdot T} \left(2 - e^{-\mu(\xi) \cdot \omega(\xi)} - e^{\mu(\xi) \cdot \omega(\xi)} + \right. \right.$$

$$\left. \left. + 2 \left(e^{-\mu(\xi) \cdot \omega(\xi)} + \mu(\xi) \cdot \omega(\xi) - 1 \right) \right) \right] d\xi.$$

Управління на відносно тривалому інтервалі часу:

$$\sigma_{\Delta TR}^2(\infty) = 4 \int_0^{\xi_k} \frac{\sigma_D^2(\xi)}{\mu^2(\xi)} \left(e^{-\mu(\xi) \cdot \omega(\xi)} + \mu(\xi) \cdot \omega(\xi) - 1 \right) d\xi.$$

3. Стохастичний процес з коливаннями. Показники представляються таким чином:

$$\sigma_w^2(\xi_k) = 2 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) \left[1 - e^{-\mu(\xi)\omega(\xi)} \cos(\varphi(\xi)\omega(\xi)) \right] d\xi$$

$$\sigma_w^2(\xi_k) = 2 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) \left[2\omega(\xi) A_1(\xi) + 2A_2(\xi) + 2A_3(\xi, \omega(\xi)) e^{-\mu(\xi)\omega(\xi)} d\xi + \right.$$

$$\left. + 2A_3(\xi, T) e^{-\mu(\xi)T} - A_3(\xi, T + \omega(\xi)) e^{-\mu(\xi)(T+\omega(\xi))} - A_3(\xi, T - \omega(\xi)) e^{-\mu(\xi)(T-\omega(\xi))} \right] d\xi$$

де позначено

$$A_1(\xi) = \frac{\mu(\xi)}{\varphi^2(\xi) + \mu^2(\xi)}, \quad A_2(\xi) = \frac{\varphi^2(\xi) - \mu^2(\xi)}{[\varphi^2(\xi) + \mu^2(\xi)]^2},$$

$$A_3(\xi) = \frac{[\varphi^2(\xi) - \mu^2(\xi)] \cos(\varphi(\xi)T) - 2\varphi(\xi) - \mu(\xi) \sin(\varphi(\xi)T)}{[\varphi^2(\xi) + \mu^2(\xi)]^2}$$

За управління на необмеженому інтервалі часу маємо

$$\sigma_{\Delta TR}^2(\infty) = 4 \int_0^{\xi_k} \sigma_D^2(\xi) \left[\omega(\xi) \cdot A_1(\xi) + A_2(\xi) + A_3(\xi, \omega(\xi)) \cdot e^{-\mu(\xi) \cdot \omega(\xi)} \right] d\xi.$$

Аналіз значень інтегральних показників стану показує, що зі збільшенням інтервалу управління T існує таке значення $\sigma_{\Delta TR_{\max}}^2 < \infty$, що обмежує область можливих значень дисперсії таких показників, що уможливорює адекватність реакції на потенційні можливості появи аномалій.

2.2. Модель управління з урахуванням впливу аномалій в даних

Розглянемо якісну картину впливу аномалій на функції стану процесу буріння НГС [68-77], що базується на відповідній апріорній інформації. Вплив аномалій описуємо просторово-часовою щільністю $H(\xi, t)$ що задовольняє наступну умову

$$\int_{x,t \in (i,l)} H(\xi, t) \cdot d\xi \cdot dt = \delta P_H \Big|_{(i,l); i=1, \bar{n}; l=1, 2, 3, \dots}$$

де $\delta P_H \Big|_{(i,j)}$ - кількість нереалізованих стадій процесу в обліковому інтервалі часу (i, j) .

Розглянемо відносні параметри стану процесу. В умовах впливу аномалій математична модель має вигляд

$$\begin{cases} \frac{\partial w(\xi, t)}{\partial \xi} + \frac{\partial g(\xi, t)}{\partial t} = 0, \\ g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} + \int_0^t H(\xi, t) \cdot dt - \int_0^t E_H(\xi, t) \cdot dt, \\ 0 \leq \xi \leq \xi_k, 0 \leq t \leq T, w_H = w(0, t), g_0(\xi) = g(\xi, 0). \end{cases} \quad (2.18)$$

Розв'язок (2.18) відносно параметрів стану процесу визначається як:

$$w(\xi, t) = \begin{cases} w_H(t - \omega(\xi)) + \int_0^x E_H(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\xi - \\ - \int_0^x H(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\xi, t \geq \omega(\xi) \geq 0, \\ w_0(\bar{\omega}(\omega(\xi) - t)) + \int_{\bar{\omega}(\omega(\xi) - t)}^{\xi} E_H(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\xi - \\ - \int_{\bar{\omega}(\omega(\xi) - t)}^{\xi} H(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\xi, \omega(\xi) > t \geq 0, \end{cases}$$

$$g(\xi, t) = \frac{w(\xi, t)}{V_0(\xi)} + \int_0^t H(\xi, t) \cdot dt - \int_0^t E_H(\xi, t) \cdot dt.$$

Останні два вирази формують модель процесу, представлену в явному вигляді. Досліджуємо цю модель з урахуванням припущень щодо стаціонарності та некорельованості аномалій на окремих стадіях процесу, а також щодо збільшення інтервалу управління T порівняно з часом циклу ξ_k . Керуючим впливом вважаємо розподілене управління.

Умова компенсації аномалій, тобто інтегральної компенсації, визначається як

$$m_{E_H}(\xi, t) = m_H(\xi).$$

Це є умова реалізації реального заданого процесу, на відміну від ідеального процесу.

Надалі розглядаємо процес щодо реального заданого стану, іншими словами, центрований процес. Функції стану центрованого процесу позначатимемо з верхнім нульовим індексом. Математична модель процесу з урахуванням наведеного вище має вигляд:

$${}^0 w(\xi, t) = \int_0^{\xi} L(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\xi,$$

$${}^0 g(\xi, t) = \frac{{}^0 w(\xi, t)}{V_0(\xi)} - \int_0^t L(\xi, t) \cdot dt,$$

де

$$L(\xi, t) = E_H(\xi, t) - H(\xi, t).$$

Моменти другого порядку є стохастичними характеристиками параметрів стану процесу.

Управління, яке компенсує вплив аномалій, визначається виразом

$$E_H(\xi, t) = m_H(\xi, t).$$

Кореляційна функція процесу з урахуванням припущень щодо властивостей випадкових аномалій та інтервалу управління задається як:

$$K_w(\xi, \tau) = \int_0^{\xi} K_D(\xi, \tau) \cdot d\xi.$$

Дисперсія функції стану

$$\sigma_w^2(\xi) = \int_0^{\xi} \sigma_H^2(\xi) \cdot d\xi.$$

Кореляційна функція щільності представляється наступним виразом:

$$K_g(\xi, t_1, t_2) = \frac{K_g(\xi, t_2 - t_1)}{V_0^2(\xi)} - \frac{\int_0^{t_2} K_H(\xi, \tau - t_1) d\tau}{V_0(\xi)} - \frac{\int_0^{t_1} K_H(\xi, t_2 - \tau) d\tau}{V_0(\xi)} + \\ + \int_0^{t_1} \int_0^{t_2} K_H(\xi, \tau_2 - \tau_1) d\tau_2 d\tau_1.$$

Дисперсія щільності виражається як

$$\sigma_g^2(\xi, t) = \frac{\sigma_w^2(\xi)}{V_0^2(\xi)} - 2 \frac{\int_0^t K_H(\xi, \tau - t) d\tau}{V_0(\xi)} + \int_0^t \int_0^t K_H(H, \tau_2 - \tau_1) d\tau_2 d\tau_1.$$

Дисперсія вихідних параметрів дорівнює

$$\sigma_w^2(\xi_k) = \int_0^{\xi_k} \sigma_H^2(\xi) \cdot d\xi.$$

Для інтегрального показника маємо:

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2 \int_0^T \int_0^{\xi_k} (T - \tau) \cdot K_H(\xi, \tau) d\xi d\tau.$$

Також відзначимо, що інтегральна компенсація впливу аномалій не забезпечує необхідної надійності при відносно тривалому інтервалі часу управління.

Винятком є випадок асимптотично стаціонарної випадкової функції, коли кореляційна функція має вигляд

$$K_{\Delta TR}(T, T+S) = \int_0^T \int_0^{\xi_k} (T-\tau) K_H(\xi, \tau) d\xi d\tau - \int_0^S \int_0^{\xi_k} (S-\tau) K_H(\xi, \tau) d\xi d\tau + \int_0^{T+S} \int_0^{\xi_k} (T+S-\tau) K_H(\xi, \tau) d\xi d\tau.$$

Інтегральний показник є асимптотично стаціонарною функцією за таких умов

$$\begin{cases} \int_0^{\infty} K_H(\xi, \tau) \cdot d\tau = 0 \\ \lim_{T \rightarrow \infty} \int_0^T (T-\tau) K_H(\xi, \tau) \cdot d\tau = K_{0H}(\xi) < \infty. \end{cases} \quad (2.19)$$

При цьому асимптотичне значення показника надійності

$$\sigma_{\Delta TR}^2(\infty) = 2 \int_0^{\xi_k} K_{0H}(\xi) d\xi.$$

За умов відносно малої дисперсії аномалій показник надійності може бути прийнятним, причому

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow \infty} K_{\Delta TR}(T, T+S) &= 2 \int_0^{\xi_k} K_{0H}(\xi) d\xi - \\ &- \int_0^S \int_0^{\xi_k} (S-\tau) K_H(\xi, \tau) d\xi d\tau = K(S). \end{aligned}$$

В цьому випадку управління зводиться до компенсації впливу аномалій в середньому. Повна компенсація впливу аномалій припускає локалізацію аварійних ситуацій і здійснення управління

$${}^0 E_H(\xi, t) = {}^0 H(\xi, t). \quad (2.20)$$

У цьому випадку центровані функції стану, дисперсії вихідних параметрів стану приймають нульові значення. Для реалізації цього управління необхідно залучення додаткових ресурсів

$$P_H^S(\xi) = \chi_H \cdot \sigma_H(\xi).$$

За умови асимптотичної стаціонарної функції в сенсі (2.19), управління (2.20) потребує ресурсів

$$G_H^S(\xi) = \chi_H \cdot \sigma_H(\xi).$$

При управлінні на обмеженому інтервалі часу маємо значення

$$G_H^S(\xi, T) = 2\chi_H \int_0^T (T - \tau) K_H(\xi, \tau) \cdot d\tau.$$

Управління можна реалізувати без додаткових ресурсів, причому в лінеаризованій формі:

$${}^0 E_H(G_H^S(\xi, T), t) = \begin{cases} {}^0 H(\xi, t), & \left| {}^0 H(\xi, t) \right| < E_m(\xi) \\ \text{sgn}({}^0 H(\xi, t)) E_m(\xi), & \left| {}^0 H(\xi, t) \right| > E_m(\xi), \end{cases} \quad (2.21)$$

де $E_m(\xi)$ – обмеження на управління, відповідне до обмежених можливостей.

Аналіз механізмів компенсації впливу аномалій на практиці показує близькість такого управління до реального, а параметри стану процесу представляються такими виразами

$${}^0 w(\xi, t) = \int_0^\xi L(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\zeta, \quad (2.22)$$

$${}^0 g(\xi, t) = \frac{{}^0 w(\xi, t)}{V_0(\xi)} - \int_0^t L(\xi, t) \cdot dt,$$

де

$$L(\xi, t) = \begin{cases} 0, & \left| {}^0 H(\xi, t) \right| \leq E_m(\xi) \\ \text{sgn}({}^0 H(\xi, t)) E_m(\xi) - {}^0 H(\xi, t), & \left| {}^0 H(\xi, t) \right| > E_m(\xi) \end{cases}$$

Кореляційні функції мають вигляд:

$$K_w(\xi, t_1, t_2) = \int_0^\xi K_L(\xi, t_1 - \omega(\xi) + \omega(\zeta), t_2 - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\zeta,$$

$$K_g(\xi, t_1, t_2) = \frac{1}{V_0^2(\xi)} \cdot K_w(\xi, t_1, t_2) - \frac{1}{V_0(x)} \int_0^{t_2} K_L(\xi, t_1, \tau_2) d\tau_2 -$$

$$- \frac{1}{V_0(x)} \int_0^{t_1} K_L(\xi, \tau_1, t_2) d\tau_1 + \int_0^{t_1} \int_0^{t_2} K_L(\xi, \tau_1, \tau_2) d\tau_2 d\tau_1.$$

Вираз для дисперсій функцій стану:

$$\sigma_w^2(\xi, t) = \int_0^\xi \sigma_L^2(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\xi)) \cdot d\xi, \quad (2.23)$$

$$\sigma_g^2(\xi, t) = \frac{1}{V_0^2(\xi)} \sigma_w^2(\xi, t) - \frac{2}{V_0(\xi)} \int_0^t K_L(\xi, t, \tau) d\tau + \int_0^t \int_0^t K_L(\xi, \tau_1, \tau_2) d\tau_1 d\tau_2. \quad (2.24)$$

Знайти кореляційну функцію $K_L(\xi, \tau_1, \tau_2)$ в явному вигляді проблематично, можна отримати тільки залежність для дисперсії функції стану. Для цього слід знайти дисперсію $\sigma_L^2(\xi, t)$.

Щільність розподілу стохастичного процесу $L(\xi, t)$ за нормального характеру розподілу $H(\xi, t)$ задається як

$$f_L(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_H(\xi)}} e^{-\frac{(y-E_m(\xi))^2}{2\sigma_H^2(\xi)}}, & y < 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_H(\xi)}} e^{-\frac{(y+E_m(\xi))^2}{2\sigma_H^2(\xi)}} + 2\sigma(y)F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right), & y \geq 0 \end{cases}$$

Значення дисперсії

$$\sigma_L^2(\xi) = [1 - 2F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right)] \cdot [\sigma_H^2(\xi) + E_m^2(\xi)] - \frac{2\sigma_H(\xi)E_m(\xi)}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{E_m^2(\xi)}{2\sigma_H^2(\xi)}},$$

де $F(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^\xi e^{-\frac{\xi^2}{2}} d\xi$ є функцією Крампа.

Стохастичний процес $L(\xi, t)$ можна представляти як обмежену функцію $\overset{0}{H}(\xi, t)$. За нормального закону розподілу $\overset{0}{H}(\xi, t)$ можливе використання прямого методу розрахунку кореляційної функції $K_L(\xi, \tau)$. Сам процес $L(\xi, t)$ розглядається як нелінійне перетворення $L(H)$, для якого кореляційна функція має наступний вигляд

$$K_L(\xi, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} L(\overset{0}{H}_1) \cdot L(\overset{0}{H}_2) \cdot f_2(\overset{0}{H}_1, \overset{0}{H}_2, \xi, \tau) d\overset{0}{H}_1 d\overset{0}{H}_2,$$

де $f_2(\overset{0}{H}_1, \overset{0}{H}_2, \xi, \tau)$ є функцією щільності розподілу $\overset{0}{Z}(\xi, t)$. За допомогою поліномів Ерміта цей інтеграл представляється у вигляді суми

$$K_L(\xi, \tau) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n^2 \frac{g_H^n(\xi, \tau)}{n!}, \quad (2.25)$$

де позначено

$$C_n = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} L(\sigma_H(\xi) \overset{0}{H}) H_n(\overset{0}{H}) e^{-\frac{\overset{0}{H}^2}{2}} d\overset{0}{H}, \quad (2.26)$$

$g_H(\xi, \tau)$ – нормована кореляційна функція;

$H_n(\overset{0}{H})$ – многочлен Ерміта n -го степеня.

Вираз (2.26) з урахуванням (2.21) і (2.22) набуває вигляду:

$$C_n = \frac{(-1)^n}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}} (\sigma_H(\xi) \overset{0}{H} + E_m(\xi)) \frac{d^n e^{-\frac{\overset{0}{H}^2}{2}}}{d\overset{0}{H}} + \\ + \frac{(-1)^n}{\sqrt{2\pi}} \int_{\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}}^{\infty} (\sigma_H(\xi) \overset{0}{H} - E_m(\xi)) \frac{d^n e^{-\frac{\overset{0}{H}^2}{2}}}{d\overset{0}{H}}$$

Відзначимо, що залишаються виключно непарні коефіцієнти:

$$C_{2n-1} = - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_{\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}}^{\infty} (\sigma_H(\xi) \overset{0}{H} - E_m(\xi)) \frac{d^{2n-1} e^{-\frac{\overset{0}{H}^2}{2}}}{d\overset{0}{H}}. \quad (2.27)$$

Вираз (2.25) набуває вигляду:

$$K_L(\xi, \tau) = \sum_{n=1}^{\infty} C_{2n-1}^2 \frac{g_H^{2n-1}(\xi, \tau)}{(2n-1)!},$$

для $n = 1, 2, 3, \dots$

Перший коефіцієнт в (2.27) визначають безпосередньо:

$$C_1 = \sigma_H(\xi) \left[1 - 2F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right) \right].$$

Для $n \geq 2$ коефіцієнти (2.27) визначають методом інтегрування частинами у вигляді:

$$C_{2n-1} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma_H(\xi) e^{-\frac{E_m^2(\xi)}{2\sigma_H^2(\xi)}} H_{2n-3}\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right) (-1)^{2n-3}.$$

Дисперсія вихідних параметрів, з урахуванням (2.23) і (2.24) визначається виразом

$$\begin{aligned} \sigma_w^2(\xi_k) &= \int_0^{\xi_k} \left[1 - 2F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right) \right] \cdot [\sigma_H^2(\xi) + E_m^2(\xi)] d\xi - \\ &- \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^{\xi_k} \sigma_H(\xi) E_m(\xi) e^{-\frac{E_m^2(\xi)}{2\sigma_H^2(\xi)}} d\xi. \end{aligned}$$

Для задовільного результату значення повинні знаходитися в межах $0 \leq E_m(\xi) \leq 3 \cdot \sigma_H(\xi)$.

Дисперсія інтегрального показника, яка залежить від кореляційної функції процесу

$$\begin{aligned} K_w(\xi, \tau) &= \int_0^{\xi} K_H(\xi, \tau) \left[1 - 2F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right) \right] \cdot d\xi + \\ &+ \frac{2}{\pi} \sum_{n=20}^{\infty} \int_0^x \frac{H_{2n-3}^2(E_m(\xi)/\sigma_H(\xi))}{(2n-3)!} \cdot e^{-\frac{U_m^2(\xi)}{2\sigma_H^2(\xi)}} \cdot K_H(\xi, \tau) \cdot g_H^{2(n-1)}(\xi, \tau) d\xi. \end{aligned}$$

У порівнянні з першим другим доданок у правій частині є малою величиною, що обумовлює доцільність врахування в подальшому тільки першого доданку.

Таким чином для кореляційної функції маємо

$$K_w(\xi, \tau) = \int_0^{\xi} K_z(\xi, \tau) \left[1 - 2F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right) \right]^2 \cdot d\xi.$$

Дисперсія інтегрального показника

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = \int_0^{\xi_k} \left[1 - 2F\left(\frac{E_m(\xi)}{\sigma_H(\xi)}\right) \right]^2 \int_0^T (T - \tau) K_H(\xi, \tau) d\tau d\xi$$

Відзначаємо, що при збільшенні інтервалу управління T дисперсія інтегрального показника зростає.

Кореляційна функція управління (2.21) розраховується методом похідних за допомогою ортогональних поліномів Ерміта:

$$\begin{aligned} K_{EH}(\xi, \tau) = & \sigma_H^2(\xi) \cdot F^2(\lambda_m(\xi)) g_H(\xi, \tau) + \\ & + \frac{2}{\pi} \sigma_H^2(\xi) \cdot e^{-\lambda_m^2(\xi)} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{g_H^{2n+1}(\xi, \tau)}{(2n+1)!} H_{2n+1}^2(\lambda_m(\xi)). \end{aligned} \quad (2.28)$$

Другий доданок в правій частині є відносно малою величиною. Знаходження аналітичного виразу дисперсії управління з використанням прямого методу і порівняння його з формою, отриманою на основі (2.28), дозволяє розглянути функцію корегування

$$\begin{aligned} w(\xi) = & 1 + 2 \left[F(\lambda_m(\xi)) - \lambda_m(\xi) \cdot e^{-\frac{\lambda_m^2(\xi)}{2}} \right] + \\ & + \left[1 - 2F(\lambda_m(\xi)) \right] \frac{\lambda_m^2(\xi)}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{\lambda_m^2(\xi)}{2}} - F^2(\lambda_m(\xi)), \end{aligned}$$

яка показує відносну вагу другого доданку у правій частині виразу (2.28). При цьому кореляційна функція управління має такий вигляд

$$K_{EH}(\xi, \tau) = w(\xi) \cdot F^2(\lambda_m(\xi)) K_H(\xi, \tau).$$

Рівень компенсації аномалій залежить від величини дисперсії

$$\sigma_{E1}^2(\xi, T) = w(\xi) \cdot F^2(\lambda_m(\xi)) \int_0^T (T - \tau) K_H(\xi, \tau) d\tau$$

і визначається як

$$G_H^S(\xi) = \aleph_H \cdot \sigma_{E1}(\xi, T). \quad (2.29)$$

За умови асимптотичної стаціонарності інтегрального показника можлива компенсація при управлінні на необмеженому часовому інтервалі. Тоді вираз (2.29) трансформується таким чином:

$$G_H^S(\xi) = \aleph_H \cdot F(\lambda_m(\xi)) \sqrt{w(\xi) K_{0H}(\xi)}.$$

Важливо забезпечити такий рівень компенсації, при якому зі збільшенням інтервалу управління інтегральні показники не погіршуються.

Узагальнена функція процесу задається виразом

$$q(\xi, t) = \int_0^\xi L(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) \cdot d\zeta,$$

де $L(\xi, t) = \overset{0}{E}_H(\xi, t) - \overset{0}{H}(\xi, t)$.

Кореляційна функція процесу

$$K_w(\xi, \tau) = \int_0^\xi K_L(\xi, \tau) \cdot d\xi.$$

Існування прийнятних значень результуючих показників передбачає виконання умов

$$\int_0^{x_k} \sigma_L^2(\xi) \cdot d\xi < \varepsilon, \quad (2.30)$$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \int_0^{\xi_k} \int_0^T (T - \tau) K_L(\xi, \tau) \cdot d\tau \cdot d\xi = \int_0^{\xi_k} K_{0L}(\xi) d\xi < \infty. \quad (2.31)$$

Для забезпечення цього потрібно знайти відповідний алгоритм управління

$$\overset{0}{E}_H(V, t) = \Lambda \left[\overset{0}{H}(\xi, t) \right], \quad (2.32)$$

де Λ - оператор, що гарантує виконання умов (2.30)-(2.31). Проблема тут полягає у невизначеності класу операторів, в якому може бути розв'язок.

Умовам часткової компенсації аномалій відповідає стохастичний процес з кореляційною функцією, що є деякою сумою експоненціальних функцій. У цьому контексті розглянемо кореляційну функцію

$$K_L(\xi, \tau) = a_1(\xi)e^{-a_2(\xi)|\tau|} + b_1(\xi)e^{-b_2(\xi)|\tau|}. \quad (2.33)$$

Умова (2.31) переписеться так:

$$\frac{a_1(\xi)}{a_2(\xi)} + \frac{b_1(\xi)}{b_2(\xi)} = 0.$$

Припустимо, що $\frac{a_1(\xi)}{a_2(\xi)} = \gamma^2(\xi)$. Тоді кореляційна функція (2.33) набуде

вигляду:

$$K_L(\xi, \tau) = a_2(\xi)\gamma^2(\xi)e^{-a_2(\xi)|\tau|} + b_2(\xi)\gamma^2(\xi)e^{-b_2(\xi)|\tau|}. \quad (2.34)$$

В рамках визначеного класу випадкових функцій задача часткової компенсації аномалій на необмеженому часовому інтервалі приймає цілком конкретну форму. Потрібно визначити динамічну систему, яка при вхідних параметрах з заданими статистичними характеристиками на виході має стохастичний процес $L(\xi, t)$ з кореляційною функцією вигляду (2.34).

Як правило, стаціонарна лінійна система має доволі вузьку смугу пропуску гармонійних коливань порівняно зі спектром частоти аномалій на вході. Це можливо оцінити за допомогою частотної характеристики системи і на основі спектральної щільності аномалій. При цьому спектральна щільність в межах смуги пропускання може вважатися сталою і мати значення, наприклад, S_{H0} . Така ситуація відповідає заміні наявного широкосмугового впливу стаціонарним білим шумом, що має сталу спектральну щільність S_{H0} та інтенсивність $\sigma_H^2 = 2\pi S_{H0}$.

Система з вхідним сигналом типу «білий шум» $\overset{0}{H}(\xi, t)$ має на виході стохастичний процес $L(\xi, t)$ із визначеними статистичними характеристиками, утворює формуючий фільтр.

У загальному випадку, якщо заданий стохастичний процес $L(\xi, t)$ має неперервну кореляційну функцію, задача відшукування формуючого фільтра не розв'язується.

Серед стохастичних процесів, що допускають розв'язання проблеми відшукування формуючого фільтра, виокремлюють клас стаціонарних стохастичних процесів, що характеризуються дробово-раціональною спектральною щільністю. Для знаходження лінійного формуючого фільтра встановлюють зв'язок між спектральною щільністю вхідного та вихідного параметрів.

Позначимо через $S_L^\xi(\omega)$ спектральну щільність стохастичного процесу $L(\xi, t)$ на виході формуючого фільтра, а S_{H0}^ξ - спектральну щільність на його вході, і нехай $\psi_0^\xi(i\omega)$ - частотна характеристика такого фільтра. Тоді для квадрата частотної характеристики фільтра маємо

$$|\psi_0^\xi(i\omega)|^2 = \frac{S_L^\xi(\omega)}{S_{H0}^\xi} = \frac{S^\xi(i\omega)}{\sqrt{S_{H0}^\xi}} \cdot \frac{S^\xi(-i\omega)}{\sqrt{S_{H0}^\xi}},$$

а сама частотна характеристика

$$\psi_0^\xi(i\omega) = \frac{S^\xi(i\omega)}{\sqrt{S_{H0}^\xi}}.$$

Для кореляційної функції (2.33) маємо спектральну щільність

$$S(\omega) = \gamma^2(\xi) \cdot l^2(\xi) \frac{\omega^2}{(\omega^2 + a_2^2(\xi))(\omega^2 + b_2^2(\xi))},$$

де

$$l^2(\xi) = \frac{a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi)}{\pi}.$$

Частотна характеристика формуючого фільтра

$$\psi_0^\xi(i\omega) = \frac{\gamma(\xi) \cdot l(\xi)}{\sqrt{S_{H0}^\xi}} \cdot \frac{i\omega}{(i\omega + a_2(\xi))(i\omega + b_2(\xi))}.$$

Цій частотній характеристиці відповідає залежність стохастичного процесу $L(\xi, t)$ від аномалій, у наступному вигляді

$$L(\xi, t) = \frac{\sqrt{2\pi} \cdot \gamma(\xi) \cdot l(\xi)}{\sigma_H(\xi)(a_2(\xi) - b_2(\xi))} \left[a_2(\xi) e^{-a_2(\xi)t} \int_0^t e^{a_2(\xi)\tau} \overset{0}{H}(\xi, \tau) d\tau - \right. \\ \left. - b_2(\xi) e^{-b_2(\xi)t} \int_0^t e^{b_2(\xi)\tau} \overset{0}{H}(\xi, \tau) d\tau \right].$$

У контексті програмної комп'ютерної реалізації представляє інтерес задача дискретизації. Припустимо, що вимірювання проводяться в моменти часу $\Delta t \cdot i \left(i = 1, \bar{n}, n = \frac{T}{\Delta t} \right)$. Вплив аномалій можна виразити функцією

$$\overset{0}{H}(\xi, t) = \sum_{i=1}^n \overset{0}{H}(\xi) \cdot \delta(t - t_i). \text{ Тоді}$$

$$L(\xi, i\Delta t) = \frac{\sqrt{2\pi} \cdot \gamma(\xi) \cdot l(\xi)}{\sigma_H(\xi)(a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi))} \left[a_2(\xi) \sum_{i=1}^j \overset{0}{H}(\xi) \cdot e^{-\Delta t \cdot a_2(\xi)|i-1|} - \right. \\ \left. - b_2(\xi) \sum_{i=1}^j \overset{0}{H}(\xi) \cdot e^{-\Delta t \cdot b_2(\xi)|i-1|} \right], j = 1, n$$

Знаючи зв'язок між $L(\xi, t)$ і $\overset{0}{H}(\xi, t)$, можна встановити оператор (2.32), що дозволяє визначити управління $\overset{0}{E}_H(\xi, t)$:

$$\overset{0}{E}_H(\xi, t) = \overset{0}{E}(\xi, t) + L(\xi, t),$$

забезпечуючи при цьому виконання умов (2.30)-(2.31).

Дисперсія вихідних параметрів

$$\sigma_w^2(\xi_k) = \int_0^{\xi_k} \sigma_L^2(\xi) d\xi, \quad (2.35)$$

де $\sigma_L^2(\xi)$ визначається як:

$$\sigma_L^2(\xi) = \gamma^2(\xi)(a_2(\xi) - b_2(\xi)).$$

Зважаючи на те, що дисперсія приймає додатні значення, маємо

$$a_2(\xi) \geq b_2(\xi).$$

Вираз (2.35) набуває вигляду

$$\sigma_w^2(\xi_k) = \int_0^{\xi_k} \gamma^2(\xi)(a_2(\xi) - b_2(\xi)) d\xi.$$

Дисперсія інтегрального показника, з урахуванням (2.34) матиме вигляд:

$$\begin{aligned} \sigma_{\Delta TR}^2(T) = & \int_0^{\xi_k} \frac{\gamma^2(\xi)}{a_2(\xi)} \left(e^{-a_2(\xi) \cdot T} - 1 \right) d\xi - \\ & - \int_0^{\xi_k} \frac{\gamma^2(\xi)}{b_2(\xi)} \left(e^{-b_2(\xi) \cdot T} - 1 \right) d\xi. \end{aligned} \quad (2.36)$$

За умови управління на відносно необмеженому часовому інтервалі маємо

$$\sigma_{\Delta TR}^2(\infty) = \int_0^{\xi_k} \gamma^2(\xi) \left[\frac{1}{b_2(\xi)} - \frac{1}{a_2(\xi)} \right] d\xi.$$

Коректний підбір значень параметрів $\gamma(\xi), a_2(\xi), b_2(\xi)$ дозволяє знайти оптимальне управління (2.32). З виразу (2.36) відзначаємо, що його максимум досягається при $T \rightarrow \infty$.

Визначимо дисперсію управління $\sigma_{EH}^2(\xi)$. Представлення Фур'є від управління і аномалії співвідносяться як:

$$E^\xi(i\omega) = W_0^\xi(i\omega) \cdot H_0^\xi(i\omega),$$

де $W_0^\xi(i\omega) = 1 + \psi_0^\xi(i\omega)$ - частотна характеристика системи управління. Для квадрата частотної характеристики маємо

$$|W_0^\xi(i\omega)|^2 = 1 + \frac{C^2(\xi)\omega^2}{(\omega^2 + a_2^2(\xi))(\omega^2 + b_2^2(\xi))},$$

$$\text{де } C^2(\xi) = \frac{\gamma(\xi) \cdot l(\xi)}{\sqrt{S_{H0}^\xi}} \cdot (2a_2(\xi) + 2b_2(\xi) + \frac{\gamma(\xi) \cdot l(\xi)}{\sqrt{S_{H0}^\xi}}).$$

Спектральна щільність управління задається виразом:

$$S_E^\xi(\omega) = S_{H0}^\xi(\omega) + \frac{C^2(\xi)\omega^2 S_{H0}^\xi(\omega)}{(\omega^2 + a_2^2(\xi))(\omega^2 + b_2^2(\xi))}.$$

Дисперсія управління визначається через інтеграл від спектральної щільності за всіма частотами:

$$\sigma_E^2(\xi) = \int_{-\infty}^{\xi} S_{H0}^\xi(\omega) d\omega + \int_{-\infty}^{\infty} \frac{C^2(\xi)\omega^2 S_{H0}^\xi(\omega)}{(\omega^2 + a_2^2(\xi))(\omega^2 + b_2^2(\xi))} d\omega.$$

За умов часткової компенсації дисперсія управління не повинна перевищувати дисперсію аномалій, а тому параметри фільтру мають забезпечувати умови

$$\sigma_E^2(\xi) \leq \sigma_H^2(\xi).$$

Необхідною умовою для цієї умови є нерівність:

$$\gamma(\xi) \leq 0,$$

а достатня умова представляється як:

$$-\sqrt{2\sigma_H}(\xi) \sqrt{\frac{a_2(\xi) + b_2(\xi)}{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \leq \gamma \quad (\xi \leq 0).$$

Для реалізації можливостей компенсації маємо умови:

$$G_0(\xi) + L1(\xi, t) \geq 0,$$

$$G_H^S(\xi) = [N \sigma_{L1}(\xi, T) - G_0(\xi)]^+,$$

де $L1(\xi, t) = \int_0^t L(\xi, t) dt$. Через $\sigma_{L1}(\xi, t)$ позначено стандартне відхилення функції $L1(\xi, t)$.

З урахуванням умови (2.30) дисперсія функції $L1(\xi, t)$

$$\sigma_{L1}^2(\xi, t) = \int_0^t (t - \tau) K_L(\xi, \tau) d\tau = \frac{\gamma^2(\xi)}{b_2(\xi)} (1 - e^{-b_2(\xi)t}) - \frac{\gamma^2(\xi)}{a_2(\xi)} (1 - e^{-a_2(\xi)t})$$

і для достатньо тривалого інтервалу управління

$$\sigma_{L1}^2(\xi) = \gamma^2(\xi) \left[\frac{1}{b_2(\xi)} - \frac{1}{a_2(\xi)} \right].$$

Використання моделі білого шуму суттєво спрощує знаходження розв'язку задачі компенсації. За умови достатньо тривалого інтервалу управління T порівняно з часом кореляції τ^* аномалії можна вважати білим шумом.

Нормована кореляційна функція типу аномалій має вигляд

$$g_H(\tau) = \lambda w^{|\tau|} + (1 - \lambda) \delta(\tau),$$

де $w < 1$. Стохастичному процесу з такою кореляційною функцією відповідає спектральна щільність

$$S_H^H(\omega) = \frac{1}{2\pi} \left(1 - \lambda + \frac{2\lambda \ln(w)}{\omega^2 + \ln^2(w)} \right).$$

Якщо $w = \lambda = 0,4$, то отримуємо

$$S_H^H(\omega) = 0,1 + \frac{1,4}{1,3\omega^2 + 1}.$$

Можна переконатися, що на часовому інтервалі $T_m < T < 3$, де T_m - мінімальний обліковий інтервал, стохастичний процес з відповідною спектральною щільністю можна приймати за «білий шум».

Конкретні значення параметрів компенсації визначаються на основі умови статистичного оптимуму за критерієм ефективності процесу.

Таким чином, компенсація впливу аномалій, що розглядається як «білий шум», має вагоме практичне значення, оскільки спектральна щільність аномалій в ширині пропускання системної частотної характеристики, як правило, змінюється несуттєво. Окремо представляє значний інтерес випадок, коли аномалії мають більш загальний характер і описуються дробово-раціональною спектральною щільністю $S_H(\omega)$.

Запишемо спектральну щільність аномалій у вигляді

$$S_H^\xi(\omega) = \left| \Phi^\xi(j\omega) \right|^2. \quad (2.37)$$

Визначимо передавальну функцію $\Phi^\xi(u)$ формуючого фільтра, що перетворює білий шум $\overset{o}{H}_0(\xi, t)$ зі щільністю $S_{H_0}^\xi = \frac{\sigma_H^2(\xi)}{2\pi}$ у вхідний сигнал $\overset{o}{H}(\xi, t)$ зі спектральною щільністю (2.37).

Передавальна функція $1/\Phi^\xi(u)$ перетворює вхідний сигнал $\overset{o}{H}(\xi, t)$ в білий шум $\overset{o}{H}_0(\xi, t)$, а тому оптимальним варіантом буде послідовне з'єднання

системи з передавальною функцією $1/\Phi^\xi(\xi)$ та оптимальної системи за умови білого шуму на вході.

Передавальна функція, яка реалізує умови часткової компенсації аномалій, представляється у вигляді

$$\psi^\xi(u) = \frac{\psi_0(u)}{\Phi^k(u)}, \quad (2.38)$$

де $u = j\omega$. Перетворення Лапласа для функції $L(\xi, t)$ і аномалії пов'язані між собою такою рівністю

$$L(\xi, p) = \psi^\xi(p) \overset{o}{H}(\xi, p).$$

Реалізація динамічної системи (2.38) потребує ресурсів, обсяг яких визначається дисперсією управління.

Перетворення Фур'є від управління та аномалій пов'язані між собою такою рівністю

$$E(\xi, j\omega) = \Psi^\xi(j\omega) \overset{o}{H}(x, j\omega),$$

де

$$\Psi^\xi(j\omega) = 1 + \frac{\psi_0^\xi(j\omega)}{\Phi^\xi(j\omega)}.$$

Спектральна щільність управління з урахуванням (2.37) запишеться у вигляді

$$S_E^\xi(\omega) = S_H^\xi(\omega) + \left| \psi_0^\xi(j\omega) \right|^2 S_{H0}^\xi + \\ + [\psi_0^\xi(-j\omega)\Phi^\xi(j\omega) + \Phi^\xi(-j\omega)\psi_0^\xi(j\omega)]S_{H0}^\xi,$$

де S_{H0}^ξ - спектральна щільність білого шуму, що характеризується інтенсивністю $\sigma_H^2(\xi)$. Вираз дисперсії управління

$$\sigma_E^\xi(\xi) = \sigma_H^\xi(\xi) + \sigma_L^\xi(\xi) + \frac{\sigma_H^\xi(\xi)}{2\pi} F\left(\Phi^\xi(j\omega), \psi_0^\xi(j\omega)\right)$$

$$\text{де } F(\Phi^\xi(j\omega), \psi_0^x(j\omega)) = \int_{-\infty}^{\infty} [\psi_0^\xi(-j\omega)\Phi^\xi(j\omega) + \Phi^\xi(-j\omega)\psi_0^\xi(j\omega)]d\omega.$$

Зокрема, для кореляційної функції аномалій вираз (2.37) набуде вигляду

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = 2 \cdot \int_0^T \int_0^{\xi_k} (T - \tau) \cdot K_D(\xi, \tau) \cdot d\xi \cdot d\tau.$$

Дисперсія управління визначається виразом:

$$F = \frac{2\pi a(\xi)\gamma(\xi)l(\xi)}{\sigma_H(\xi)} \cdot \frac{2a^2(\xi) + a_2(\xi)b_2(\xi) - b_2^2(\xi)}{a_2(\xi)(a(\xi) + b_2(\xi))(a(\xi) + a_2(\xi))}.$$

Таким чином, проблема компенсації аномалій зводиться до задачі параметричної оптимізації.

Розглянемо схему компенсації аномалій на відносно необмеженому часовому інтервалі. Аномалії, що виникли на операції, яка ідентифікується точкою ξ_H , на інтервалі $[t_1, t_2]$, описуються функцією

$$\overset{o}{H}(\xi, t) = \delta(\xi - \xi_H)[1(t - t_1) - 1(t - t_2)].$$

Тоді функцію стохастичного процесу $L(\xi, t)$ можна представити наступним чином:

$$L(\xi, t) = -\lambda \left\{ 1(t - t_1) \left[e^{-b_2(t-t_1)} - e^{-a_2(t-t_1)} \right] - 1(t - t_2) \left[e^{-b_2(t-t_2)} - e^{-a_2(t-t_2)} \right] \right\} \delta(\xi - \xi_H),$$

де λ – коефіцієнт функції.

Відзначимо, що

$$\int_0^T L(\xi, t) dt = \int_0^{T_0} w(\xi_H, t) dt = 0.$$

Таким чином, існує інтервал, на якому ліквідується відхилення, пов'язане з аномаліями. Відхилення інтегрального показника, яке виникло до моменту $t = t_2$, поширюється на наступний часовий інтервал, величина якого визначається статистичними характеристиками аномалій і шуканих параметрів. При цьому характерно, що більша частина відхилення ліквідується на початку

інтервалу. Це обумовлює те, що до кінця інтервалу управління не відбувається накопичення негативних відхилень.

Коливання функції процесу визначаються кореляційною функцією $K_L(\xi, \tau)$, що виражає статистичну динаміку процесу компенсації аномалій. Час кореляції τ_k функції $L(\xi, t)$ виражає середній часовий інтервал, необхідний для компенсації аномалій. Для встановлення часу кореляції випадкового процесу можна використати формулу:

$$\tau_k(\xi) = \int_0^{\infty} \left| \frac{K_L(\xi, \tau)}{\sigma_L^2(\xi)} \right| d\tau.$$

Тоді маємо $\tau_k(\xi) = 2K(\xi) \frac{K(\xi)}{1-K(\xi)}$, $K(\xi) = \frac{b_2(\xi)}{a_2(\xi)}$, $0 < K(\xi) \leq 1$, тобто час

кореляції визначається співвідношенням параметрів $a_2(\xi)$ і $b_2(\xi)$. Як правило, для встановлення часу кореляції використовують таку умову:

$$\left| \frac{K_L(\xi, \tau)}{\sigma_L^2(\xi)} \right| < 0,05.$$

Цій умові відповідає нерівність

$$b_2(\xi)\tau_k(\xi) > 2.$$

Звідси констатуємо, що час кореляції залежний від параметра $b_2(\xi)$, що з точністю до двох, можна розглядати як величину, яка є оберненою до часу кореляції функції процесу.

Якщо інтенсивність аномалій має рівномірний розподіл, та маємо наступні вирази:

$$\begin{cases} \sigma_E^2 = \sigma_H + \sqrt{2\gamma}\sigma_H\sigma \cdot a_2\sqrt{1-k} + \gamma^2 \cdot a_2(1-k), \\ \sigma_w^2(\xi_k) = \gamma^2 \cdot a_2(1-k)\xi_k, \\ \sigma_{\Delta TR}^2 = \frac{\gamma^2}{a_2} \left[\frac{1-k}{k} \right] \xi_k. \end{cases}$$

При цьому маємо оцінку $\frac{\gamma^2 - 2\sigma_H^2}{\gamma^2 + 2\sigma_H^2} \leq k \leq 1$. Для k повинні задовольнятися

умови часткової компенсації

$$\begin{cases} k > 1 - \frac{\varepsilon^2}{\gamma^2 \cdot a_2 \cdot \xi_k} \\ k > \frac{\gamma^2 \cdot x_k}{\gamma^2 \cdot \xi_k + \varepsilon_T^2 \cdot a_2} \end{cases}$$

Коефіцієнт $\gamma(\xi)$ безпосередньо визначає величину керуючого впливу і дозволяє позбутися необхідності залучення додаткових ресурсів за умови

$$|\gamma(\xi)| < \frac{G_0(\xi)}{\varkappa_H \cdot \sqrt{\frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) \cdot b_2(\xi)}}}$$

Вибір вказаних параметрів повинен проводитися з урахуванням показників критеріїв ефективності системи управління ресурсами.

2.3. Оптимізація системи управління з урахуванням аномалій в даних

Оптимізація управління технологічними процесами буріння НГС передбачає визначення рівняння динаміки, розрахунок ймовірнісних характеристик процесів, а також визначення обмежень на допустимі значення керуючих впливів та параметрів управління [78-91].

Ціллю управління процесом буріння НГС з урахуванням аномалій в даних є забезпечення виконання планових завдань при мінімізації впливу аномалій на виробничий процес. Це виражається обмеженістю дисперсії вихідних параметрів $\sigma^2(\xi_k)$ та інтегрального показника $\sigma^2_{\Delta TR}(T)$.

Якість управління виробничими процесами, що забезпечує компенсацію впливу аномалій, обумовлюється рівнем витрат в системі управління. Аналіз практики управління показав, що обмеження в основному накладаються на величину ресурсів, що, як правило, залежить від часу та інвестиційних

можливостей виробничої системи. В рамках оперативного управління величину ресурсів $P^S(\xi)$ можна вважати визначеною:

$$P^S(\xi) \leq P_{\max}(\xi). \quad (2.39)$$

Обмеження на обсяги матеріальних запасів $G^S(\xi)$ в загальному теж залежить від часу і його можна вважати визначеним на інтервалі планування. Таке обмеження можна записати як:

$$G^S(\xi) \leq G_{\max}(\xi). \quad (2.40)$$

Обмеження на обсяги ресурсів автоматично накладають обмеження на управління, що враховується при його оптимізації у контексті компенсації впливу аномалій.

Обмеження (3.1) і (3.2) можуть не гарантувати досягнення оптимальних результатів на всьому інтервалі управління T , однак у будь якому випадку можна встановити таку величину інтервалу, на якому буде знайдено розв'язок і визначено оптимальний алгоритм управління, що забезпечує компенсацію впливу аномалій.

Отже, розглядаємо наступну задачу управління:

$$\begin{cases} w_H(t) = w_H \left(D(\overset{0}{\xi}, t) \right) \\ E(\xi, t) = E \left(D(\xi, t), H(\overset{0}{\xi}, t) \right) \end{cases}, \quad (2.41)$$

за умови мінімізації впливу аномалій:

$$A_i \rightarrow \min$$

з урахуванням обмежень на обсяги ресурсів (2.39), (2.40).

Розгляд управління (2.41) як функції від аномалій дає змогу поєднати системи планування і оперативного регулювання з урахуванням статистичних характеристик випадкових аномалій. Способи компенсації аномалій дають змогу звести поставлену задачу до задачі параметричної оптимізації, а також розглянути задачі оптимальної компенсації впливу аномалій.

Вважатимемо, що вплив аномалій компенсується на рівні середніх значень і визначені значення параметрів, що забезпечують інтегральну компенсацію. Розглянемо динаміку процесу щодо середніх значень, тобто флуктуації параметрів процесу, компенсація яких потребує організації оперативного управління.

Комбінований варіант управління має вигляд:

$$\begin{cases} w_H^0(t) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} D(\xi, t) d\xi, \\ E(\xi, t) = a(\xi)[D(\xi, t) - D^0(\xi, t - \omega(\xi))] + \delta(\xi - \xi_k)E_K(t), \\ E_K(t) = b \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)][D(\xi, t - \omega(\xi_k) + \omega(\xi)) - D^0(\xi, t - \omega(\xi_k))] d\xi, \end{cases} \quad (2.42)$$

де $a(\xi)$, b – параметри, що визначають оптимальний розподіл ресурсів,

причому $a(\xi), b \in [0, 1]$; $\omega(\xi) = \int_{\xi_0}^{\xi} \frac{d\xi}{V(\xi)}$. Верхній нульовий індекс означає

центрованість значень параметрів щодо математичного сподівання. Якщо інтервал управління є достатньо великий $T \gg \omega(\xi_k)$, то можна знехтувати областю впливу початкових умов $t \ll \omega(\xi)$.

Функція процесу має вигляд

$$w(\xi, t) = [1 - b \cdot l(\xi - \xi_k)]L(\xi, t) + \int_{\xi_0}^{\xi_k} (a(\xi))D^0(\xi, t - \omega(\xi))d\xi, \quad (2.43)$$

де $l(\xi - \xi_k)$ - функція Хевісайда;

$$L(\xi, t) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]D^0(\xi, t - \omega(\xi))d\xi - \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]D^0(\xi, t - \omega(\xi) + \omega(\xi))d\xi$$

Щільність ресурсів задається виразом

$$G^0(\xi, t) = \frac{1}{v_0(\xi)} w^0(\xi, t) - \int_0^1 E(\xi, \tau) d\tau.$$

Кореляційна функція, яка визначає показники якості управління, запишеться як:

$$K_w(\xi, \tau) = [1 - b \cdot 1(\xi - \xi_2)]^2 K_L(\xi, \tau) + 2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)] a(\xi) K_D(\xi, \tau) d\xi - \\ - c(\xi = 0, \xi = \xi_2) \cdot a(\xi) [1 - a(\xi)] [K_D(\xi, \tau - \omega(\xi)) + \\ + K_D(\xi, \tau + \omega(\xi))] + \int_{\xi_0}^{\xi_k} a^2(\xi) K_D(\xi, \tau) d\xi, \quad (2.44)$$

де $c(\xi = 0, \xi = \xi_k) = \begin{cases} 0, \xi = 0 \text{ або } \xi = \xi_k, \\ 1 - \text{в інших випадках,} \end{cases}$

$$K_L(\xi, \tau) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 [2K_D(\xi, \tau) - K_G(\xi, \tau + \omega(\xi)) - \\ - K_G(\xi, \tau - \omega(\xi))] d\xi + \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 K_D(\xi, \tau) d\xi.$$

Дисперсія вихідних параметрів, що характеризує варіації параметрів процесу, задається формулою

$$\sigma_w^2(\xi) = [1 - b \cdot 1(\xi - \xi_k)]^2 \sigma_L^2(\xi) + 2(1 - b) \int_{\xi_0}^{\xi_k} a(\xi) * [1 - a(\xi)] \cdot \sigma_D^2(\xi) d\xi - \\ - 2a(\xi)(1 - a(\xi)) K_D(\xi, \omega(\xi)) * c(\xi = 0, \xi = \xi_k) + \int_{\xi_0}^{\xi_k} a^2(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi, \quad (2.45)$$

де $\sigma_L^2(\xi) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 [2 \cdot \sigma_D^2(\xi) - 2K_D(\xi, \omega(\xi))] d\xi + \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi. \quad (2.46)$

Дисперсія щільності процесу, з урахуванням (2.42), задається формулою

$$\sigma_g^2(\xi, t) = \frac{1}{\nu_0^2(\xi)} \sigma_g^2(\xi) + \sigma_{\nu_1}^2(\xi, t) - \frac{2}{\nu_0(\xi)} K_w E_1(\xi, t),$$

де $E_1(\xi, t) = \int_0^1 E(\xi, \tau) d\tau.$

Дисперсія інтеграла управління, з урахуванням відповідних статистичних характеристик, має вигляд:

$$\sigma_{E1}^2(\xi, t) = a^2(\xi)K_{H2}(\xi, t) + b^2\delta(\xi - \xi_k) \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]K_{H2}(\xi, t)d\xi + \quad (2.47)$$

$$+ 2a(\xi)b[1 - a(\xi)]\delta(\xi - \xi_2)K_{H2}(\xi_2, t),$$

де

$$K_{H2}(\xi, t) = 4 \int_0^1 (1 - \tau)K_H(\xi, \tau)d\tau + 4 \int_0^{\omega(\xi)} (\omega(\xi) - \tau)K_D(\xi, \tau)d\tau - \quad (2.48)$$

$$- 2 \int_0^{1-\omega(\xi)} (t - \omega(\xi) - \tau)K_D(\xi, \tau)d\tau - 2 \int_0^{1-\omega(\xi)} (t - \omega(\xi) - \tau)K_D(\xi, \tau)d\tau.$$

Взаємна кореляційна функція вихідних параметрів та інтеграла управління, з урахуванням (2.42) і (2.43), має вигляд:

$$K_{wE1}(\xi, t) = a(\xi)[1 - a(\xi)][1 - b \cdot 1(\xi - \xi_2)] \left\{ [1 - 1(\xi - \xi_k)] \int_0^{\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau - \right.$$

$$- [1 - 1(\xi - \xi_k)] \int_0^{t-\omega(\xi_2)-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau + \int_0^{t-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau +$$

$$+ \int_0^{t+\omega(\xi_k)} K_D(\xi, \tau)d\tau + \left. \int_0^{\omega(\xi_k)-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau \right\} - [1 - b \cdot 1(\xi - \xi_2)] \cdot b \cdot \delta(\xi - \xi_2) \times$$

$$\times \int_0^{\xi_2} [1 - a(\xi)]^2 \left[2 \int_0^t K_D(\xi, \tau)d\tau - \int_0^{t-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau - \int_0^{t-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\xi \right] d\xi +$$

$$+ a(\xi)[1 - 1(\xi - \xi_2)] \left[\int_0^{t-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau + \int_0^{\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau + \right.$$

$$+ \left. \int_0^{\omega(\xi_k)-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau - \int_0^{t-\omega(\xi_k)-\omega(\xi)} K_D(\xi, \tau)d\tau \right].$$

Дисперсія вихідних параметрів, з урахуванням (2.45) і (2.46), набуде вигляду:

$$\sigma_w^2(\xi_k) = 2(1 - b)^2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 [\sigma_D^2(f) - K_D(\xi, \omega(\xi))] d\xi.$$

Дисперсія інтегрального показника $\Delta TR(t)$, з урахуванням (2.44), набуде вигляду:

$$\begin{aligned} \sigma_{\Delta TR}^2(t) = & 4(1-b)^2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \left[\int_0^T (T-\tau) K_D(\xi, \tau) d\xi + \right. \\ & \left. + \int_0^{\omega(\xi)} (\omega(\xi) - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau \right] d\xi - 2(1-b)^2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \times \\ & \left[\int_0^{T+\omega(\xi)} (T+\omega(\xi) - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau \right] d\xi + \int_0^{T-\omega(\xi)} (T-\omega(\xi) - \tau) K_D(\xi, \tau) d\tau \Big] d\xi. \end{aligned} \quad (2.49)$$

З наведених виразів видно, що показники якості управління залежать від параметрів $a(\xi)$ і b . Найменші значення приймаються, коли $a(\xi) = 1$ або $b = 1$. Визначення оптимальних значень цих параметрів є сутністю задачі оптимізації.

Необхідні додаткові ресурси для забезпечення оптимальності визначаються виразом

$$P_D^S(\xi) = \chi_w \cdot \sigma_w(\xi). \quad (2.50)$$

З виразу (2.45) видно, що чим ближче значення $a(\xi)$ до одиниці, тим менше додаткових ресурсів потрібно для компенсації аномалій.

Необхідні запаси для компенсації аномалій обумовлені стандартним відхиленням інтеграла управління:

$$G_D^S(\xi) = \chi_D \max_{t \leq T} \sigma_{E1}(\xi, t). \quad (2.51)$$

Значення $\sigma_{E1}(\xi, t)$ знаходимо з формули (2.47). Формули (2.47)-(2.48) показують, що величина необхідних запасів зі зростанням величини $a(\xi)$ збільшується. У цьому контексті потрібно знайти компроміс, здатний забезпечити оптимальний варіант компенсації аномалій.

Компенсація аномалій пов'язана як з визначенням алгоритмів управління (2.41) на рівні оперативного управління виробничим процесом, так і визначенням обсягів необхідних виробничих ресурсів. Ці задачі розв'язуються відповідно на рівні підсистем техніко-економічного планування і оперативного управління виробничими процесами. Задача оптимальної компенсації аномалій передбачає «поєднання» цих підсистем.

Так чи інакше, задача оптимізації системи управління в цілому пов'язана з задачею оптимізації статистичного критерію ефективності управління виробничими процесами та зводиться до розрахунку оптимальних параметрів управління.

Отже, потрібно знайти такі значення $a^*(\xi), b$ параметрів управління, що мінімізують критерій

$$A_D[a(\xi), b] = \sum_i A_i^D. \quad (2.52)$$

Для спрощення шукатимемо мінімум такого функціоналу

$$A_D^*[a(\xi), b] = \frac{1}{T} \sum_i A_i^D.$$

Даний критерій можна записати у вигляді

$$\begin{aligned} A_D^*[a(\xi), b] = & \chi_w \cdot \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_P(\xi) \sigma_w(\xi) d\xi + \\ & + \chi \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_G(\xi) \max \sigma_{E1}(\xi, t) d\xi + Q^b \frac{1}{T} \int_0^T \sigma_{\Delta T}(t) dt, \end{aligned} \quad (2.53)$$

де $\sigma_w(\xi), \sigma_{E1}(\xi, t), \sigma_{\Delta TR}(t)$ визначаються відповідно формулами (2.45), (2.47), (2.49); $Q_P(\xi), Q_G(\xi)$ – втрати, пов'язані з аномаліями.

З урахуванням кореляційної функції аномалій вираз (2.53) перепишеться у вигляді

$$\begin{aligned} A_D^*[a(\xi), b] = & \chi_w \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_P(\xi) \sigma_w(\xi) d\xi + \\ & + \chi_D \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_G(\xi) \max \sigma_{E1}(\xi, t) d\xi + Q^D \sigma_{\Delta T}, \end{aligned} \quad (2.54)$$

де

$$\begin{aligned} \sigma_w^2(\xi) = & [1 - b \cdot (\xi - \xi_2)]^2 \cdot \sigma_L^2(\xi) + \\ & + 2(1 - b) \int_{\xi_0}^{\xi_k} a(\xi) [1 - a(\xi)] \sigma_D^2(\xi) d\xi + \int_{\xi_0}^{\xi_k} a^2(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sigma_L^2(\xi) &= -2 \frac{1-a(0)}{\nu(0)} \sigma_D^2(0) + \\ &+ 2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi + \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi; \\ \sigma_{E1}^2(\xi) &= a^2(\xi) \cdot 4\omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) + b^2 \delta(\xi - \xi_k) \cdot 4 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)] \times \\ &\times \omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi + 8a(\xi)b[1-a(\xi)]8(\xi - \xi_k)\omega(\xi_k) \sigma_D^2(\xi_k); \\ \sigma_{\Delta TR}^2 &= 4(1-b)^2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi. \end{aligned}$$

Залежно від обставин, можна розглядати задачу оптимальної компенсації за умови відсутності обмежень на обсяги ресурсів і за умови обмеженості ресурсів.

Задача оптимальної компенсації за умови відсутності обмежень на обсяги ресурсів пов'язана з необхідністю оцінки ресурсів, які забезпечують компенсацію впливу аномалій з мінімальними середньостатистичними втратами. При цьому розглядають такі вимоги

$$\begin{cases} \sigma_w^2(\xi_k) \leq \varepsilon_{kw} \\ \sigma_{\Delta TR}^2(T) \leq \varepsilon_T. \end{cases} \quad (2.55)$$

Потрібно відшукати оптимальні параметри системи $a(\xi), b$, які мінімізують статистичний критерій оптимальності A_D^* , що задається виразом (2.52), і задовольняють обмеження (2.55).

Розраховані в рамках розв'язання цієї задачі оптимальні значення параметрів системи управління дозволяють сформулювати алгоритм управління і обсяги необхідних ресурсів.

2.4. Оптимальні моделі часткової компенсації аномалій стохастичного характеру

За умови обмеженості обсягу ресурсів знаходять розв'язок задачі часткової компенсації впливу аномалій.

В даному випадку задача оптимізації передбачає визначення параметрів системи $a(\xi), b$, що мінімізують статистичний критерій оптимальності A_D^* , заданий виразом (2.52), і задовольняють обмеження на обсяги ресурсів, що виражаються як:

$$\begin{cases} P_D^S(\xi) = \chi_w \sigma_w(\xi) \leq P_{D \max}(\xi); \\ G_D^S(\xi) = \chi_D \max_{t \leq T} \sigma_{E1}(\xi, t) \leq G_{D \max}(\xi) \end{cases}$$

Розраховані в рамках розв'язання цієї задачі оптимальні значення $a^*(x), b^*$ параметрів системи управління дозволяють сформулювати алгоритм управління, який забезпечує часткову компенсацію впливу аномалій та необхідний розподіл ресурсів.

Розглянуті задачі можна розв'язати методами нелінійного програмування, зокрема, методом покоординатного спуску з допомогою штрафних функцій, що обумовлено наявними обмеженнями.

Компенсація впливу аномалій пов'язана зі створенням резервних виробничих ресурсів, у зв'язку з чим розглянемо комбінований спосіб компенсації, представивши управління наступним чином:

$$E_H(\xi, t) = E_{HP}(\xi, t) + E_{HG}(\xi, t),$$

де $E_{HP}(\xi, t)$ - управління резервуванням виробничих ресурсів, $E_{HG}(\xi, t)$ - управління резервуванням матеріальних запасів.

Припустимо, що управління $E_{HP}(\xi, t)$ розв'язує задачу часткової компенсації впливу аномалій на відносно тривалому часовому інтервалі в сенсі існування функції $L_2(\xi, t)$, що задовольняє такі умови

$$\int_{\xi_0}^{\xi_k} \sigma_{L_2}(\xi) d\xi \leq \varepsilon_2; \quad (2.56)$$

$$\lim_{T \rightarrow \infty} \int_{\xi_0}^{\xi_k} \int_0^T (T - \tau) K_{L_2}(\xi, \tau) d\tau d\xi = \int_{\xi_0}^{\xi_k} K_{L_{20}}(\xi) d\xi \ll \infty,$$

де $K_{L_2}(\xi, t), \sigma_{L_2}^2(\xi)$ - кореляційна функція та дисперсія стохастичного процесу, $\varepsilon_2, K_{L_{20}}(\xi)$ - задані значення. При цьому маємо

$$E_{HP}(\xi, t) = H(\xi, t) + L_2(\xi, t).$$

Кореляційну функцію $K_{L_2}(\xi, t)$, що задовольняє умови (2.56) і визначається параметрами $a(\xi), b(\xi), \gamma(\xi)$, представимо у вигляді

$$K_{L_2}(\xi, \tau) = a_2(\xi) \gamma^2(\xi) e^{-a_2(\xi)|\tau|} - b_2(\xi) \gamma^2 e^{-\delta_2(\xi)|\tau|}. \quad (2.57)$$

Зв'язок між $L_2(x, t)$ та $H(\xi, t)$ характеризується передавальною функцією:

$$\psi^*(w) = \frac{\gamma(\xi) \sqrt{a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi)}}{\sigma_2(\xi)} \cdot \frac{w}{(w + a_2(\xi))(w + b_2(\xi))},$$

яка теж визначається вказаними вище параметрами.

Дисперсія управління σ_{ENP}^2 задається формулою

$$\sigma_{ENP}^2(\xi) = \sigma_H^2(\xi) + \gamma(\xi) \sigma_2(\xi) \sqrt{a_2^2(\xi) + b_2^2(\xi)} + \gamma^2(\xi) (a_2(\xi) - b_2(\xi)). \quad (2.58)$$

Управління за рахунок матеріальних запасів представимо у такому вигляді

$$E_{HG}(\xi, t) = \begin{cases} -L_2(\xi, t), & |L_2(\xi, t)| \leq G_m(\xi) \\ -\text{sgn}(L_2(\xi, t)) \cdot G_m(\xi), & |L_2(\xi, t)| > G_m(\xi), \end{cases}$$

де $G_m(\xi)$ - функція, що залежить від величини запасів.

Кореляційну функцію управління $E_{HG}(\xi, t)$ знаходимо з використанням ортогональних многочленів Ерміта:

$$K_{ENHG}(\xi, \tau) = \sigma_{L_2}^2(\xi) F^2\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L_2}(\xi)}\right) G_{L_2}(\xi, \tau) + \frac{2}{\pi} \sigma_{L_2}^2(\xi) \exp\left(-\frac{G_m^2(\xi)}{\sigma_{L_2}^2(\xi)}\right) \sum_{n=1}^{\infty} \frac{G_{L_2}^{2n+1}(\xi, \tau)}{(2n+1)!} H_{2n+1}^2\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L_2}(\xi)}\right), \quad (2.59)$$

де $G_{L_2}(\xi, \tau)$ - нормована функція; $F(\cdot)$ - функція Крампа; $H_{2n+1}(\cdot)$ - многочлен Ерміта степеня $2n + 1$. Другий доданок в правій частині (2.59) є відносно мала величина.

Для $G_m(\xi) > 1,5\sigma_{L_2}(\xi)$ сума перших двох членів ряду складає близько 3% від першого члена, для $\sigma_{L_2} \leq G_m(\xi) < 1,5\sigma_{L_2}(\xi)$ це значення складає близько 10%, а для $E \leq G_m(\xi) \leq \sigma_{L_2}(\xi)$ близько 37%. Зважаючи на властивості малоймовірних подій і використовуючи корегуючий коефіцієнт, останній вираз перепишемо у вигляді

$$K_{EHG}(\xi, \tau) = g \cdot F^2\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L_2}(\xi)}\right) K_{L_2}(\xi, \tau), \quad (2.60)$$

де

$$g = \begin{cases} 1; & G_m(\xi) > 1,5\sigma_{L_2}(\xi); \\ 1,1; & \sigma_{L_2}(\xi) \leq G_m(\xi) \leq 1,56\sigma_{L_2}(\xi); \\ 1,4; & 0 \leq G_m(\xi) < \sigma_{L_2}(\xi). \end{cases}$$

Функція процесу визначається виразом

$$w(\xi, t) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} L(\zeta, t - \omega(\xi) + \omega(\zeta)) d\zeta,$$

де

$$L(\xi, t) = L_2(\xi, t) + E_{HG}(\xi, t).$$

Останній вираз можна переписати у вигляді:

$$L(\xi, t) = \begin{cases} 0, & |L_2(\xi, t)| \leq G_m(\xi); \\ L_2(\xi, t) - \text{sgn}(L_2(\xi, t)) \cdot G_m(\xi); & \\ |L_2(\xi, t)| > G_m(\xi). & \end{cases}$$

Якщо функція $H(\xi, t)$ має нормальний розподіл, то функція $L_2(\xi, t)$ також нормально розподілена. Кореляційна функція для L з достатньо великою ймовірністю може бути представлена у вигляді

$$K_L(\xi, \tau) = K_{L_2}(\xi, \tau) [1 - 2F\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L_2}(\xi)}\right)]^2.$$

Кореляційна функція процесу

$$K_w(\xi, \tau) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} K_{L2}(\xi, \tau) \left[1 - 2F\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)}\right) \right]^2 d\xi. \quad (2.61)$$

Дисперсія вихідних параметрів представляється формулою:

$$\sigma_w^2(\xi_k) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} \sigma_{L2}^2(\xi) \left[1 - 2F\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)}\right) \right]^2 d\xi.$$

Дисперсія інтегрального показника:

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F\left(\frac{R_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)}\right) \right]^2 \int_0^T (T - \tau) K_{L2}(\xi, \tau) d\tau d\xi.$$

З урахуванням (2.57) останні два вирази можна переписати у такому вигляді

$$\begin{aligned} \sigma_w^2(\xi_k) &= \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)}\right) \right]^2 \gamma^2(\xi) (a_2(\xi) - b_2(\xi)) d\xi; \\ \sigma_{\Delta TR}^2(T) &= \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)}\right) \right]^2 \gamma^2(\xi) \times \\ &\quad \times \left[\frac{1 - e^{-b_2(\xi)T}}{b_2(\xi)} - \frac{1 - e^{-a_2(\xi)T}}{a_2(\xi)} \right] d\xi. \end{aligned} \quad (2.62)$$

При достатньо тривалому інтервалі управління

$$\sigma_{\Delta TR}^2(\infty) = \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F\left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)}\right) \right]^2 \gamma^2(\xi) \left[\frac{1}{b_2(\xi)} - \frac{1}{a_2(\xi)} \right] d\xi.$$

Комбінований варіант дозволяє компенсувати вплив аномалій на довільному інтервалі управління T і досягти прийнятних значень показників управління, що залежать від дисперсії вихідних параметрів та інтегрального показника.

Реалізація комбінованого методу компенсації передбачає формування резерву ресурсів і виробничих запасів. Обсяг ресурсів пов'язаний з дисперсією управління і має такий вигляд

$$P_H^S(\xi) = \chi_H \sigma_{БНР}(\xi). \quad (2.63)$$

Обсяги запасів, необхідних для реалізації функції управління $E_{HP}(\xi, t)$ на інтервалі T , пов'язаний з дисперсією інтеграла управління за часом і може бути виражений як

$$G_H^S(\xi, t) = \chi_H \max_{t \leq T} \sigma_{E1HG}(\xi, t), \quad (2.64)$$

де $\sigma_{E1HG}^2(\xi, t)$ - дисперсія для $E1HG(\xi, t) = \int_0^1 E_{HG}(\xi, \tau) d\tau$.

Враховуючи (2.60), можна записати формулу

$$\sigma_{E1HG}^2(\xi, t) = wF^2 \left(\frac{G_m(\xi)}{\sigma_{L2}(\xi)} \right) \int_0^1 (t - \tau) K_{22}(\xi, \tau) d\tau.$$

Дисперсія і кореляційна функція для $L_2(\xi, t)$ виражаються формулою (2.57). На відносно тривалому інтервалі управління

$$\sigma_{E1HG}^2(\xi) = wF^2 \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(\xi) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \cdot \gamma^2(\xi) \frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) b_2(\xi)}$$

Критерії оптимальної компенсації впливу аномалій включають окремі складові. Перша, що пов'язана з виробничими ресурсами, може бути виражена таким чином:

$$A_1^H = \chi_H \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_P(\xi) \sigma_{EHP}(\xi) d\xi,$$

де $\sigma_{EHP}(\xi)$ задається формулою (2.58).

Друга складова пов'язана з матеріальними запасами і з урахуванням (2.51), (2.64) може бути виражена так:

$$A_2^H = \chi_H w^{1/2} T \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_G(\xi) F \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(x) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \gamma(\xi) \sqrt{\frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) b_2(\xi)}} d\xi$$

Третя складова пов'язана з неузгодженістю стадій виробничого процесу з урахуванням (2.54), (2.62) представляється як:

$$A_3^H = Q^D T \left[\int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(x) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \right]^2 \gamma^2(\xi) \frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) b_2(\xi)} d\xi \right]^{1/2}$$

де через $F(\xi) = \frac{1}{2\pi} \int_0^\xi e^{-\frac{\nu^2}{2}} d\nu$ позначено функцію Крампа.

Задача оптимальної компенсації впливу аномалій полягає в знаходженні таких значень параметрів $a_2(\xi), b_2(\xi), \gamma(\xi), G_m(\xi)$ системи управління, що мінімізують заданий критерій оптимальності:

$$A^H[G_m(\xi), a_2(\xi), b_2(\xi), \gamma(\xi)] = A_1^H + A_2^H + A_3^H$$

з урахуванням заданих обмежень параметрів системи.

Стала величина T не впливає на екстремум, тому можна шукати екстремум функції

$$A_{H\xi} = \frac{1}{T} A^H[G_m(\xi), a_2(\xi), b_2(\xi), \gamma(\xi)].$$

Практичний інтерес представляє випадок, коли аномалії можна розглядати як стаціонарний білий шум, що характеризується інтенсивністю $\sigma_H^2(\xi)$. Тоді перша компонента критерію оптимальності має явне аналітичне представлення від параметрів системи і з використанням формули дисперсії (2.58) може бути представлена у вигляді:

$$A_1^H = \chi_H T \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_P(\xi) \left[\sigma_H^2(\xi) + \gamma(\xi) \sigma_H(\xi) \sqrt{a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi)} + \gamma^2(\xi) (a_2(\xi) - b_2(\xi)) \right]^{1/2} d\xi.$$

Формули для решти компонент критерію оптимальності залишаються без змін.

Постановка задачі оптимальної компенсації впливу аномалій дозволяє розробити алгоритм управління, визначити обґрунтований обсяг ресурсів за умов малої інтенсивності інших чинників аномалій. При відносно значному рівні інтенсивності різних аномалій виникає потреба в узагальненій оптимізації системи управління з урахуванням їх статистичних характеристик. В такому випадку критерій оптимальності може бути наступним

$$A^* = A^{*D}[a(\xi), b] + A^{*H}[G_m(\xi), a_2(\xi), b_2(\xi), \gamma(\xi)]$$

Оптимальна компенсація аномалій передбачає розрахунок оптимальних значень параметрів $a(\xi), b(\xi), a_2(\xi), \lambda(\xi), G_m(\xi)$, що мінімізують значення критерію оптимальності з урахуванням обмежень, які накладаються на змінні.

Оскільки сумарна дисперсія включає дисперсії, обумовлені впливом всіх типів аномалій, то

$$\sigma_w^2(\xi) = \sigma_w^2(\xi)|_D + \sigma_w^2(\xi)|_H,$$

де $\sigma_w^2(\xi)|_D$ - дисперсія, породжена впливом випадкових виробничих втрат, що задається формулою (2.45);

$\sigma_w^2(\xi)|_H$ - дисперсія, породжена впливом аномалій, пов'язаних з порушенням виробничого процесу, що задається формулою (2.61).

Подібним чином розраховується дисперсія інтегрального виходу за часом:

$$\sigma_{\Delta TR}^2(T) = \sigma_{\Delta TR}^2(T)|_D + \sigma_{\Delta TR}^2(T)|_H,$$

де $\sigma_{\Delta TR}^2(T)|_D$ розраховується за формулою (2.49); $\sigma_{\Delta TR}^2(T)|_H$ розраховується за формулою (2.62).

Тоді умови оптимальності процесу можна записати у вигляді

$$\begin{cases} \sigma_w^2(\xi_2)|_D + \sigma_w^2(\xi_2)|_H \leq \varepsilon_{KP}^2, \\ \sigma_{\Delta TR}^2(T)|_D + \sigma_{\Delta TR}^2(T)|_H \leq \varepsilon_T^2. \end{cases}$$

Ці умови розглядаються для задачі проектування, тобто компенсації з необмеженими ресурсами. Обсяги необхідних ресурсів сумують, тобто необхідний обсяг ресурсів

$$P^S(\xi) = P_D^S(\xi) + P_H^S(\xi),$$

де $P_D^S(\xi)$ - розраховують за формулою (2.50), $P_H^S(\xi)$ - за формулою (2.63).

Подібним чином визначається необхідна величина матеріальних запасів для компенсації аномалій на заданому інтервалі T :

$$G^S(\xi, T) = G_D^S(\xi, T) + G_H^S(\xi, T),$$

де $G_D^S(\xi, T)$ розраховують за формулою (2.51); $G_H^S(\xi, T)$ – за формулою (2.64).

Обмеження на обсяги ресурсів записуються так:

$$\begin{aligned} P_D^S(\xi) + P_H^S(\xi) &\leq P_{\max}^S(\xi), \\ G_D^S(\xi) + G_H^S(\xi) &\leq G_{\max}^S(\xi), \end{aligned}$$

де $P_{\max}^S(\xi)$, $G_{\max}^S(\xi)$ – максимально допустимі обсяги ресурсів.

Ці умови використовуються при розв'язанні задач компенсації з обмеженими ресурсами, тобто задач планування.

Розв'язок задачі оптимальної компенсації аномалій визначається моментами другого порядку випадкових аномалій. Простіше розрахувати дисперсії аномалій, однак на відносно тривалому інтервалі управління T випадковий процес можна визначити як «білий шум». Саме тому практичний інтерес має компенсація аномалій типу «білий шум».

Припустимо, що наявні аномалії типу «білий шум» з інтенсивністю $\sigma_D^2(\xi)$ і $\sigma_H^2(\xi)$. Елементи критерію оптимальності компенсації аномалій задаються наступними виразами:

$$\begin{aligned} A_1^D &= \chi_w \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_P(x) \left\{ [1 - b \cdot 1(\xi - \xi_2)]^2 \left[2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi + \right. \right. \\ &+ \left. \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi \right] + 2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} a(\xi) [1 - a(\xi)] \sigma_D^2(\xi) d\xi + \quad (2.65) \\ &+ \left. \int_{\xi_0}^{\xi_k} a^2(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi \right\}^{1/2} d\xi; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} A_2^D &= 2\chi_D \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_D(\xi) \left\{ a^2(\xi) \omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) + \right. \\ &+ b^2 \delta(\xi - \xi_2) \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)] \cdot \omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) + \quad (2.66) \\ &+ \left. 2a(\xi) b [1 - a(\xi)] \delta(\xi - \xi_2) \omega(\xi_2) \sigma_D^2(\xi_2) \right\} d\xi; \end{aligned}$$

$$A_3^D = 2Q_D(1-b) \left\{ \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi \right\}^{1/2}; \quad (2.67)$$

$$A_1^H = \chi_H \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_P(\xi) \left\{ \sigma_H^2(\xi) + \gamma(\xi) \sigma_H(\xi) \sqrt{a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi)} + \right. \\ \left. + \gamma^2(\xi)(a_2(\xi) - b_2(\xi)) \right\}^{1/2} d\xi; \quad (2.68)$$

$$A_2^H = \chi_H g^{1/2} \int_{\xi_0}^{\xi_k} Q_G(\xi) F \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(\xi) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \times \\ \times \gamma(\xi) \sqrt{\frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) b_2(\xi)}} d\xi; \quad (2.69)$$

$$A_3^H = Q_D \left\{ \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(\xi) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \right]^2 \times \right. \\ \left. \times \gamma^2(\xi) \sqrt{\frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) b_2(\xi)}} d\xi \right\}^{1/2}. \quad (2.70)$$

Дисперсія функції стану процесу рівна

$$\sigma_w^2(\xi_2) = 2(1-b)^2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi + \\ + \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(\xi) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \right]^2 \gamma^2(a_2(\xi) - b_2(\xi)) d\xi.$$

Дисперсія інтегрального показника, що характеризує оптимальність процесу, може бути представлена як:

$$\sigma_{\Delta TR}^2 = 4(1-b^2) \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1-a(\xi)]^2 \omega(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi + \\ + \int_{\xi_0}^{\xi_k} \left[1 - 2F \left(\frac{G_m(\xi)}{\gamma(\xi) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}} \right) \right]^2 \gamma^2(\xi) \frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi) b_2(\xi)} d\xi.$$

Компоненти необхідних ресурсів:

$$\begin{aligned}
P_D^S(\xi) = & \chi_w \{ [1 - b \cdot 1(\xi - \xi_2)]^2 [2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi + \\
& + \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)]^2 \sigma_D^2(\xi) d\xi] + 2 \int_{\xi_0}^{\xi_k} a(\xi) [1 - a(\xi)] \sigma_D^2(\xi) d\xi + \\
& + \int_{\xi_0}^{\xi_k} a^2(\xi) \sigma_D^2(\xi) d\xi \}^{1/2};
\end{aligned}$$

$$P_H^S(x) = \chi_H \{ \sigma_H^2(\xi) + \gamma(\xi) \sigma_H^2(\xi) \sqrt{a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi)} + \gamma^2(\xi) \sqrt{a_2^2(\xi) - b_2^2(\xi)} \}^{1/2}.$$

Складові матеріальних запасів для компенсації аномалій задаються формулами:

$$\begin{aligned}
G_D^S(\xi) = & 2\chi_D \{ a^2(\xi) \sigma_D^2(\xi) \omega(\xi) + b^2 \delta(\xi - \xi_k) \int_{\xi_0}^{\xi_k} [1 - a(\xi)] \omega(\xi) \times \\
& \times \sigma_D^2(\xi) d\xi + 2a(\xi)b[1 - a(\xi)] \xi(\xi - \xi_k) \omega(\xi_k) \sigma_D^2(\xi_k) \}^{1/2}; \\
G_H^S(\xi) = & \chi_H w^{1/2} F\left(\frac{G_m(w)}{\gamma(\xi) \sqrt{a_2(\xi) - b_2(\xi)}}\right) \gamma(\xi) \sqrt{\frac{a_2(\xi) - b_2(\xi)}{a_2(\xi)b_2(\xi)}}.
\end{aligned}$$

Для розв'язанні задачі слід також встановити межі зміни параметрів:

$$\begin{cases} 0 \leq a(\xi) \leq 1 \\ 0 \leq b \leq 1 \end{cases}.$$

Для параметра $\gamma(\xi)$ умова зміни наступна:

$$\sigma_H(\xi) \leq \gamma(\xi) \leq 0.$$

Параметр $G_m(\xi)$ за нормального розподілу аномалій змінюється в межах області

$$0 \leq G_m(\xi) \leq \aleph \sigma_H(\xi).$$

Параметри $a_2(\xi), b_2(\xi)$, що задають час кореляції випадкових процесів, обмежимо стандартним відхиленням аномалій, тобто

$$\begin{aligned} 0 \leq a_2(\xi) & \leq \sigma_H(\xi); \\ 0 \leq b_2(\xi) & \leq a_2(\xi). \end{aligned}$$

Структура цільової функції, враховуючи вигляд (2.65)-(2.70), не дозволяє обмежитися при розв'язанні задачі аналітичними методами, вимагаючи

застосування методів багатовимірного пошуку. За умови розв'язання задачі без врахування обмежень на обсяги ресурсів, отриманий розв'язок є оптимальним в сенсі функціонування виробничої системи в цілому. Розв'язання задачі при обмеженнях на вихідні характеристики процесу дозволяє розрахувати величину необхідних ресурсів при відомій інтенсивності аномалій, що забезпечують мінімізацію їх впливу. Мінімізація критерію за обмежень на ресурси, дозволяє розрахувати величину ресурсів для оптимальної компенсації аномалій.

Висновки до другого розділу

1. Розроблено загальну модель системи управління процесами буріння НГС, що дозволяє «програвати» різні ситуації на рівні режимних параметрів буріння з урахуванням впливу аномалій. Математичне вираження явища впливу аномалій обумовлено принципом інваріантності, що передбачає використання інформації щодо аномалій даних для формування керуючих впливів, спрямованих на компенсацію впливу аномалій. Процес управління за умови наявності випадкових аномалій, описується стохастичною системою, при цьому кожному вхідному сигналу ставиться у відповідність сукупність вихідних сигналів, що підпорядковуються певному закону розподілу. У контексті дії випадкових чинників розглядають задачі аналізу і синтезу алгоритмів ухвалення рішень з управління процесом буріння. Статистичний аналіз системи полягає у відшуванні статистичних характеристик вихідних сигналів на основі відповідних характеристик вхідних сигналів. Аналіз значень інтегральних показників стану показав, що зі збільшенням інтервалу управління існує значення, що обмежує область можливих значень дисперсії таких показників, що уможливорює адекватність реакції на потенційні можливості появи аномалій.

2. Описано вплив аномалій на функції стану процесу буріння НГС на основі оцінки просторово-часової щільності і в рамках визначеного класу випадкових функцій, де задача часткової компенсації аномалій на необмеженому часовому інтервалі передбачає визначення динамічної системи, яка при вхідних параметрах з заданими статистичними характеристиками на виході має стохастичний процес з відповідною кореляційною функцією. Система з вхідним сигналом типу «білий шум» має на виході стохастичний процес із визначеними статистичними характеристиками, що утворює формуючий фільтр. Серед стохастичних процесів, що допускають розв'язання проблеми відшування формуючого фільтра, виокремлюють клас стаціонарних стохастичних процесів, що характеризуються дробово-раціональною спектральною щільністю. Для знаходження формуючого фільтра встановлено зв'язок між спектральною щільністю вхідного та вихідного параметрів.

Конкретні значення параметрів компенсації визначаються на основі умови статистичного оптимуму за критерієм ефективності процесу. Компенсація впливу аномалій, що розглядається як «білий шум», має вагоме практичне значення, оскільки спектральна щільність аномалій в ширині пропускання системної частотної характеристики, як правило, змінюється несуттєво. Окремо досліджено випадок, коли аномалії мають більш загальний характер і описуються дробово-раціональною спектральною щільністю.

3. Обґрунтовано, що задача оптимізації управління виробничими процесами передбачає визначення рівняння динаміки, розрахунок ймовірнісних характеристик процесів, а також визначення обмежень на допустимі значення керуючих впливів та параметрів управління. Ціллю управління процесом буріння НГС з урахуванням аномалій в даних є забезпечення виконання планових завдань при мінімізації впливу аномалій на виробничий процес. Це виражається обмеженістю дисперсії вихідних параметрів та інтегрального показника. Якість управління виробничими процесами, що забезпечує компенсацію впливу аномалій, обумовлюється рівнем витрат в системі управління. Аналіз практики управління показав, що обмеження в основному накладаються на величину ресурсів, що, як правило, залежить від часу та інвестиційних можливостей виробничої системи. Розгляд управління як функції від аномалій дає змогу поєднати системи планування і оперативного регулювання з урахуванням статистичних характеристик випадкових аномалій. Способи компенсації аномалій дають змогу звести поставлену задачу до задачі параметричної оптимізації, а також розглянути задачі оптимальної компенсації впливу аномалій. Компенсація аномалій пов'язана як з визначенням алгоритмів управління на рівні оперативного управління виробничим процесом, так і визначенням обсягів необхідних виробничих ресурсів. Ці задачі розв'язуються відповідно на рівні підсистем техніко-економічного планування і оперативного управління виробничими процесами. Задача оптимальної компенсації аномалій передбачає «поєднання» цих підсистем. Розраховані в рамках розв'язання цієї

задачі оптимальні значення параметрів системи управління дозволяють сформувавши алгоритм управління і обсяги необхідних ресурсів.

4. Розраховані в рамках розв'язання задачі оптимізації системи управління оптимальні значення параметрів системи управління дозволяють сформувавши алгоритм управління, який забезпечує часткову компенсацію впливу аномалій та необхідний розподіл ресурсів. Розв'язок задачі оптимальної компенсації аномалій визначається моментами другого порядку випадкових аномалій. На відносно тривалому інтервалі управління випадковий процес можна визначити як «білий шум». Розв'язок задачі при обмеженнях на вихідні характеристики процесу дозволяє розрахувати величину необхідних ресурсів при відомій інтенсивності аномалій, що забезпечують мінімізацію їх впливу.

РОЗДІЛ 3

ПОБУДОВА МЕТОДУ УСУНЕННЯ АНОМАЛІЙ В ДАНИХ ПРИ БУРІННІ НГС

3.1. Нечіткі модельні процедури узгодження аналітичних оцінок і прийняття рішень

В задачах прийняття рішень часто зустрічаються ситуації, в яких початкові умови задачі нечітко визначені. Це супроводжується недостатньою інформованістю осіб, що приймають рішення (ОПР). Наявна інформація може бути суб'єктивною, а її представлення, як правило, містить невизначеності, які слабо формалізуються класичними математичними методами. Тому для ефективного застосування математичних методів аналізу виникла потреба у використанні математичного апарату, що дозволяє формально описати нечіткі поняття, які використовує особа, що приймає рішення [92-101].

Таким апаратом слугує теорія нечітких множин і нечіткої логіки, яка достатньо ефективно використовується для вирішення проблеми прийняття рішень за нечітких умов та критеріїв [102,103].

В рамках теорії нечітких множин розглядають поняття нечіткої і лінгвістичної змінних. Нечітка змінна задається набором $\langle \xi, X, B \rangle$, де ξ - ім'я нечіткої змінної; X - область визначення змінної, B - підмножина області X , що містить значення X , пов'язані з ξ .

Значеннями лінгвістичної змінної є терми (слова, фрази). Лінгвістична змінна задається набором $\langle \eta, T, X, G, M \rangle$, де η - ім'я змінної, T - множина значень термів, кожне з яких є нечіткою змінною ξ з областю визначення X ; G - синтаксична процедура, яка визначає на множині T значення змінної η ; M - семантична процедура, яка перетворює значення змінної ξ в нечітку підмножину $M(\xi)$.

Нечіткі відношення між множинами задаються за допомогою декартового добутку. Для множин $A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\}$ і $B = \{(y, \mu_B(y)), y \in Y\}$, нечітке відношення APB задається як:

$$APB = \{(x, y), \mu_P(x, y), x \in X, y \in Y\}.$$

Нечітка імплікація $P: A \rightarrow B$ може виражатися наступними співвідношеннями:

- 1) $\mu_{A \rightarrow B}^1(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y));$
- 2) $\mu_{A \rightarrow B}^2(x, y) = \max(\mu_B(y), 1 - \mu_A(x));$
- 3) $\mu_{A \rightarrow B}^3(x, y) = \min(1, 1 - \mu_A(x) + \mu_B(y)).$

Процедура формування нечіткої множини висновків B^* , відповідних множині A^* , виражається як композиція:

$$B^* = A^* \circ (A \rightarrow B),$$

де $\mu_B(y) = \max_x \min(\mu_A(x), \mu_{A \rightarrow B}(x, y))$. Ця операція називається також згорткою $\max - \min$.

Ключовий елемент нечіткої логіки – нечіткий логічний вираз, який містить нечіткі предикати. Кожному предикату $R(x_1, x_2, \dots, x_n)$ з конкретним набором нечітких змінних ставить у відповідність міра істинності $\mu(R) \in [0, 1]$. Ця міра істинності для складного нечіткого висловлювання, що формується двома нечіткими предикатами R_1, R_2 , може визначатися операціями кон'юнкції, диз'юнкції та заперечення:

$$\mu(R_1 \wedge R_2) = \min\{\mu(R_1), \mu(R_2)\};$$

$$\mu(R_1 \vee R_2) = \max\{\mu(R_1), \mu(R_2)\};$$

$$\mu(\bar{R}_i) = 1 - \mu(R_i), i = 1, 2.$$

Після отримання нечітких висновків B^* проводиться процедура дефазифікації – знаходження числового вираження нечіткого висновку. Таке числове значення може бути центром ваги нечіткої множини:

$$y^* = \frac{\int_Y y \mu_{B^*}(y) dy}{\int_Y \mu_{B^*}(y) dy},$$

або найменшим значенням, за якого досягається максимальне значення нечіткої підмножини

$$y^* = \min \left\{ y : \mu_{B^*}(y) = \max_u \mu_{B^*}(u) \right\},$$

або за формулою:

$$y^* = \frac{\int_Y y dy}{\int_Y dy},$$

де G - підмножина, на якій максимізується μ_{B^*} .

Показники процесу буріння НГС [104-107] є засобами оцінки гіпотез, які складають основу плану дій, використовуються для його контролю просування і досягнення кінцевих результатів, будучи інструментами для прийняття рішень. Таким чином показники формують задачу прийняття рішень, яка описується множиною допустимих альтернатив та визначеним відношенням переваги. За умови бінарного відношення порівнюються попарно тільки дві альтернативи із певної множини. Як правило, задача прийняття рішень передбачає вибір допустимої альтернативи, яка є найкращою серед усіх альтернатив за даного відношення переваги. При цьому відношення переваги можна представити за допомогою функції корисності або у формі бінарного відношення переваги.

Оптимальним розв'язком при використанні функції корисності передбачає вибір допустимої альтернативи, на якій досягається максимальне значення функції корисності. Загальнішим представляється опис інформації у формі відношення переваги.

Нехай ставиться задача упорядкування множини об'єктів (альтернатив) $M = \{1, 2, \dots, n\}$, на якій розглядається нечітке відношення переваги R з інтенсивністю:

$$R = \{r_{ij}\}, r_{ij} = \{(x_{ij}, \nu_{ij}(x_{ij})), x_{ij} \in (0; \infty)\}, (i, j) \in U \subset M \times M.$$

Припускаємо, що об'єкт i переважає над об'єктом j в x_{ij} разів з достовірністю $\nu_{ij}(x_{ij})$; $\nu_{ij} \in [0; 1]$ - задана функція належності.

Матриця $X = (x_{ij})$ є надтранзитивною, якщо для будь яких $i, j, k \in M$ справедливі такі рівності:

$$x_{ik} = x_{ij} x_{jk}.$$

Матриця $X = (x_{ij})$ є надтранзитивною тоді і тільки тоді, коли існують такі ваги об'єктів t_i , що для довільних $i, j \in M$ справедливі рівності

$$x_{ij} = t_i / t_j.$$

Відношення переваги R не володіє властивістю транзитивності, а тому унеможливорює безпосереднє упорядкування досліджуваних об'єктів.

Для розв'язання проблеми можна задати коефіцієнти важливості об'єктів за нечітким відношенням R , на основі побудови відповідної надтранзитивної матриці X , яка в певному розумінні наближає відношення і однозначно визначає такі коефіцієнти важливості. За допомогою надтранзитивної матриці з точністю до сталого множника визначаються вагові значення об'єктів $t_i, i \in M$, на основі яких упорядковується множина альтернатив.

Нехай Ω — множина надтранзитивних матриць розмірності $n \times n$ і припускаємо, що матриця $X \in \Omega$ характеризує інтенсивність переваг згідно з відношенням R у формі

$$\mu(X) = \min_{i, j \in U} \nu_{ij}(x_{ij}).$$

Процес упорядкування передбачає визначення матриці X^* , максимально узгодженої з заданим відношенням переваги R . По суті, маємо задачу безумовної оптимізації відносно змінних t_1, \dots, t_n .

Відношення переваги R має певні обмеження: граф (M, U) з сукупністю вершин M та дуг U є сильно зв'язний, саме відношення R обернене $\nu_{ij}(x_{ij}) = \nu_{ji}(1/x_{ij})$, а ν_{ij} функції є напівнеперервними зверху.

Приймаємо до уваги такі значення x_{ij} , що $i < j, i = 1, \dots, n-1, j = 2, \dots, n$. Далі відношення переваги R доозначається як:

$$v_{ij}(x_{ij}) = 1, x_{ij} \in (0; \infty), (i, j) \in (M \times M) \setminus U.$$

Задача упорядкування об'єктів на основі побудови надтранзитивної матриці, максимально узгодженої з відношенням переваги R , представляється наступним чином:

$$\mu(X) \rightarrow \max, \quad (3.1)$$

$$v_{ij}(x_{ij}) \geq \mu(X), \quad (3.2)$$

$$X = (x_{ij}) \in \Omega, \quad (3.3)$$

$$(i, j) \in M \times M. \quad (3.4)$$

Елемент $x_{ij}(\mu)$ є допустимим для заданого рівня $\mu, 0 < \mu \leq 1$, за умови $v_{ij}(x_{ij}) \geq \mu$. Матриця $X \in \Omega$ однозначно ідентифікується за будь-яким рядком чи стовпцем. Тому допустимий розв'язок $X(\mu) = (x_{ij}(\mu))$ за фіксованого значення μ розраховується, наприклад, через n -й стовпець матриці $X(\mu)$.

Нехай $X_k(\mu), 2 \leq k \leq n$ — квадратна підматриця розміру $k \times k$ матриці $X(\mu)$; нехай $u_k(\mu) = (x_{1,k}(\mu), \dots, x_{k-1,k}(\mu), 1)$ — стовпець матриці $X_k(\mu)$.

Елементи $x_{i,k+1}(\mu), i = 1, \dots, k$, стовпця $u_{k+1}(\mu)$ задаються умовами:

$$v_{k,k+1}(x_{k,k+1}(\mu)) \geq \mu, \quad k = 1, \dots, n-1;$$

$$v_{i,k+1}(x_{i,k}(\mu)x_{k,k+1}(\mu)) \geq \mu, \quad i = 1, \dots, k-1.$$

Метод розрахунку полягає в послідовному наближенні μ до значення μ^* , яке визначатиме розв'язок (3.1)-(3.4).

Схема побудови множини надтранзитивних матриць за заданого значення μ і вибору максимально узгодженої з експертними оцінками матриці включає наступні етапи.

1. Для допустимої величини $x_{2,3}(\mu)$ значення ваг дуг $\{u_3(\mu)\} = \{x_{1,3}(\mu), x_{2,3}(\mu), 1\}$ визначаються як розв'язок нерівності

$$v_{1,3}(x_{1,2}(\mu)x_{2,3}(\mu)) \geq \mu.$$

Як наслідок, маємо допустимі величини $x_{1,3}(\mu)$, а, також значення ваг дуг $\{u_3(\mu)\}$.

2. Розраховуються допустимі ваги дуг $\{u_j(\mu)\}$, $j=4,5,\dots,n$. Фіксуємо будь який допустимий елемент $x_{j-1,j}(\mu)$. Тоді допустимі ваги дуг представляються як:

$$\{u_j(\mu)\} = \{x_{j-1,j}(\mu)u_{j-1}(\mu), 1\}, \quad j=4,5,\dots,n.$$

Якщо $\{u_n(\mu)\} = \emptyset$, то розв'язку (3.2)-(3.4) за заданого значення μ не має.

3. Проводиться вибір надтранзитивних матриць, максимально узгоджених з експертними оцінками. Для встановленого на попередніх кроках значення μ^* із сукупності відповідних цьому значенню надтранзитивних матриць $\{u_n(\mu^*)\}$, виокремлюємо ті, значення $x_{ij}(\mu^*)$ яких або містяться на межі допустимої області, або всередині допустимої області (тоді це значення єдине на відрізку, що цілком міститься в цій області).

4. Множини елементів, сформовані на попередніх етапах ділять множину надтранзитивних матриць на неперетинні підмножини. Для кожної з таких підмножин повторюємо кроки 1-3 з початковим значенням $\mu=1$. Після багатократного повторення остаточно формується множина надтранзитивних матриць Ω^* , максимально узгоджених з експертними оцінками.

Позначимо через m число модальностей для функції v_{ij} . Елементами множини Ω^* є матриці

$$X_s^* = (x_{ij}^s), \quad s=1,2,\dots,m,$$

де $x_{ij}^s(\mu^*)$ характеризує перевагу об'єкта i над j з функцією належності

$$v_{ij}^s(x_{ij}^s) \in [0,1], \quad s=1,2,\dots,m.$$

Елементи матриці з точністю до сталого множника визначають вагу об'єктів t_i^s , $i \in M$. Сформуємо згортку функцій належності v_{ij}^s , $s = 1, 2, \dots, m$, для відношення переваги R :

$$v_{ij}^*(x_{ij}) = \min_{1 \leq s \leq m} \{v_{ij}^s(x_{ij}^s)\}$$

і розглянемо множину недомінованих альтернатив як

$$\hat{v}_i^*(x_i) := 1 - \sup_{j \in M} \{v_{ji}^*(x_{ji}) - v_{ij}^*(x_{ij})\}.$$

Нехай ω_s , $s = 1, 2, \dots, m$, — вагові коефіцієнти для функцій належності v_{ij}^s і, беручи згортку як суму, задам функцію належності у вигляді:

$$v_{ij}^{**}(x_{ij}) = \sum_{s=1}^m \omega_s v_{ij}^s(x_{ij}^s), \quad \sum_{s=1}^m \omega_s = 1, \quad \omega_s \geq 0.$$

Задамо множину недомінованих альтернатив

$$\hat{v}_i^{**}(x_i) := 1 - \sup_{j \in M} \{v_{ji}^{**}(x_{ji}) - v_{ij}^{**}(x_{ij})\}$$

і розглянемо перетин таких множин з функцією належності вигляду

$$\hat{v}_i(x_i) := \min_{j \in M} \{\hat{v}_i^*(x_i), \hat{v}_i^{**}(x_i)\}. \quad (3.5)$$

Вираз (3.5) задає набір узагальнених вагових коефіцієнтів t_i для елементів множини M , що є оптимальними відносно коефіцієнтів t_i^s , $i \in M$, $s = 1, 2, \dots, m$.

Реалізація наведеного вище алгоритму дозволяє враховувати експертні оцінки, мінімізуючи їх суперечності, та вибирати найбільш ефективні варіанти рішень.

В процесі роботи алгоритму визначається множина Ω^* максимально узгоджених з експертними оцінками матриць

$$X_s^* = (x_{ij}^s), \quad s = 1, 2, \dots, m, \quad i, j = s = 1, 2, \dots, 6.$$

Елементи x_{ij}^s визначають співвідношення між числами t_i^s , які є ваговими коефіцієнтами показників:

$$x_{ij}^s = t_i^s / t_j^s.$$

Кінцевий розв'язок задачі полягає у визначенні тих альтернатив, які мають найбільші оцінки за всіма заданими критеріями. Для його знаходження, зважаючи на нерівнозначність різних варіантів розвитку процесу, розглянемо вагові коефіцієнти ω_s , що характеризують значущість того чи іншого варіанта. Остаточна оцінка потенційної оптимальності результуючого варіанту знаходиться в прямій залежності від вагового коефіцієнта ω_s та перспектив реалізації v_{ij}^s відповідних показників.

Для визначення вагових коефіцієнтів важливості варіантів розвитку процесу необхідні експертні оцінки. Процедура оцінювання полягає в упорядкуванні об'єктів у вигляді послідовності за спаданням міри важливості варіантів (значення "1" має варіант, що характеризується максимальною важливістю). При упорядкуванні m варіантів k експертними оцінками знаходиться матриця, структура якої приведена в табл. 3.1, де ϕ_{ls} — значення переваги s -го варіанту на основі l -ої експертної оцінки.

Узгодження експертних оцінок при упорядкуванні варіантів здійснюється на основі регуляризаційного коефіцієнта:

$$Q = \frac{12 \sum_{s=1}^m (\Phi_s - \Phi)^2}{k^2(m^3 - m) - p \sum_{l=1}^k P_l},$$

де m — кількість варіантів, k — кількість експертних оцінок, Φ_s — сума значень важливості за s - м варіантом, Φ — середнє значення важливості за всіма сценаріями, p — кількість груп однакових значень важливості за експертними оцінками, P_l — значення, що розраховується за наступною формулою:

$$P_l = \sum_{j=1}^r (q_j^3 - q_j),$$

де l — кількість груп однакових значень важливості, обумовлених l — ими експертними оцінками, q_j — кількість однакових значень важливості в j — ій групі.

Таблиця 3.1

Значення переваги варіантів реалізації процесу буріння НГС

Експертні оцінки	Варіанти розвитку					
	R_1	R_2	...	R_s	...	R_m
1	ϕ_{11}	ϕ_{12}	...	ϕ_{1s}	...	ϕ_{1m}
2	ϕ_{21}	ϕ_{22}	...	ϕ_{2s}	...	ϕ_{2m}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
L	ϕ_{l1}	ϕ_{l2}	...	ϕ_{ls}	...	ϕ_{lm}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
K	ϕ_{k1}	ϕ_{k2}	...	ϕ_{ks}	...	ϕ_{km}

Значення Q міститься в межах від 0 до 1, однак при цьому бажано щоб виконувалася умова $Q \geq 0,7$.

Використовуючи значення переваги ϕ_{ls} (табл. 3.1), проводимо статистичну обробку експертних оцінок для нормалізації таких значень, тобто знаходження вагових коефіцієнтів ω_s для окремих варіантів. Схема розрахунку коефіцієнтів ω_s така:

1) знаходимо суму значень переваги для кожного варіанта

$$\Phi_s = \sum_{l=1}^k \phi_{ls}, \quad s = 1, \dots, m,$$

2) знаходимо мінімальне значення

$$\Phi_{\min} = \min_s \Phi_s,$$

3) обчислюємо

$$V_s = \Phi_{\min} / \Phi_s,$$

4) визначаємо вагові коефіцієнти

$$\omega_s = \frac{V_s}{\sum_{s=1}^m V_s}.$$

Зрозуміло, що сума вагових коефіцієнтів ω_s має дорівнювати одиниці, тобто $\sum_{s=1}^m \omega_s = 1$.

Показники сукупності M , що визначають варіант реалізації процесу, обумовлюються узагальненими ваговими коефіцієнтами $t_i, i \in M$.

Таким чином, для ґрунтового аналізу моделі управління процесами буріння НГС, на нашу думку, виправданим є застосовувати теорії нечітких множин, в рамках якої рішення приймаються за наявності нечітких умов та критеріїв.

3.2. Нейронечітка модель оцінки аномалій даних процесу буріння НГС

Нейронечіткі системи [108-116], що поєднують елементи нечіткої логіки та нейронні мережі, є ефективним інструментом для розв'язання багатьох прикладних задач, зокрема, й тих, що виникають в нафтогазовому секторі.

Кожен метод має свою специфіку, особливості, що обумовлюють його переваги при розв'язанні специфічних задач. Поєднання ж двох чи більше методів дозволяє подолати недоліки кожного окремого методу. Таким чином створюються гібридні інтелектуальні системи [117, 118]. Так нечітка логіка реалізує механізм логічного висновку з когнітивної невизначеності, натомість нейронні мережі мають переваги в можливостях навчання, адаптації, узагальнення. Це обґрунтовує доцільність створення нейронечітких мереж. Зокрема, нейронні мережі виконують налаштування функцій належності в нечітких системах прийняття рішень. В рамках нечітких системах процес побудови і налаштування функцій є доволі проблематичним, саме тому в нагоді

стають нейронні мережі, здатні автоматизувати цей процес на основі процедур навчання.

У нейронних мережах, що характеризуються «чорною скринькою», аналіз навченої мережі є доволі складним, позаяк витягнути структуровані знання, інформацію щодо проблеми в цілях спрощення процедури навчання, практично неможливо. Поведінку ж нечітких систем можна описати за допомогою правил нечіткої логіки, а тому ці системи є керованими через зміну цих правил.

Для розв'язання задачі отримання знань нейронні мережі наділяють можливостями автоматичного отримання нечітких правил із числових даних.

Обчислювальний процес передбачає використання саме таких нейронечітких мереж. Він передбачає розробку «нечіткого нейрона» і базується на розпізнаванні біологічних нейронних морфологій відповідно до процедури навчання. Процес включає наступні етапи: розробка нейронечітких моделей; розробка моделі синоптичних з'єднань, які обумовлюють невизначеність нейромережі; розробка алгоритмів навчання (корегування вагових коефіцієнтів). На рис. 3.1 зображено модель нейронечіткої системи.

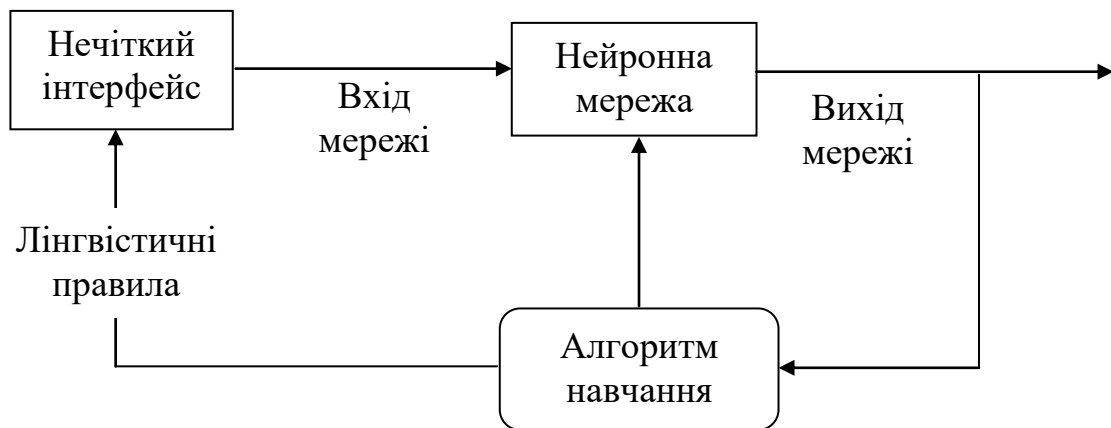


Рис. 3.1 – Модель нейронечіткої системи

Сформовані лінгвістичні правила нечіткий інтерфейсний блок подає на вхід багаторівневої нейронної мережі. Нейромережа навчається продукувати потрібні вихідні команди.

Вхідний сигнал x_i взаємодіє з ваговим коефіцієнтом w_i і маємо:
 $p_i = w_i x_i$, $i = 1, \dots, n$. Далі всі елементи вхідної інформації p_i сумуємо і маємо

вхідний сигнал нейрона:

$$net = p_1 + \dots + p_n = w_1x_1 + \dots + w_nx_n.$$

Дія передавальної функції f (функції активації) формує вихідний сигнал нейрона:

$$y = f(net) = f(w_1x_1 + \dots + w_nx_n).$$

Нейронечітка мережа характеризується наявністю нечітких сигналів та ваг з нечіткими функціями активації (рис. 3.2). Оброблювальним елементом нейронечіткої мережі є нечіткий нейрон. Для такого нейрона сигнали x_i і w_i можуть об'єднуватися оператором максимуму:

$$p_i = \max\{w_i, x_i\}, i = 1, 2.$$

Далі елементи виходу формуються за допомогою оператора мінімуму:

$$y = \min\{p_1, p_2\} = \min\{w_1 \vee x_1, w_2 \vee x_2\}.$$

Також сигнали x_i і w_i можуть об'єднуватися оператором мінімуму

$$p_i = \min\{w_i, x_i\}, i = 1, 2.$$

Тоді елементи виходу формуються оператором максимуму:

$$y = \max\{w_1 \wedge x_1, w_2 \wedge x_2\}.$$

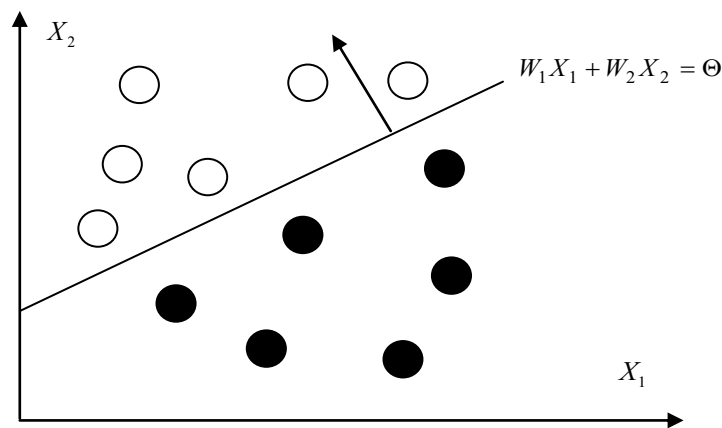


Рис. 3.2 – Активаційна функція нейронечіткої мережі

Можливе також об'єднання сигналів x_i і вагових коефіцієнтів w_i оператором множення:

$$p_i = w_i, x_i, i = 1, 2.$$

Тоді елементи виходу формуються оператором максимуму:

$$y = \max \{w_1 x_1, w_2 x_2\}.$$

Нейронечіткі мережі реалізують правила нечіткої логіки «якщо-то» конструктивним чином. Такі мережі можуть навчатися методами градієнтного спуску розпізнавати параметри функцій належності, що виражені лінгвістичними термами в нечітких правилах.

Продукційна база знань мережі має такий вигляд:

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_1 &: \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } z \text{ is } C_1 \\ \mathfrak{R}_2 &: \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } z \text{ is } C_2 \\ &\dots\dots\dots \\ \mathfrak{R}_n &: \text{if } x \text{ is } A_n \text{ and } y \text{ is } B_n \text{ then } z \text{ is } C_n \\ \text{fact} &: x = x_0 \text{ and } y = y_0 \\ \text{consequence} &: z \text{ is } C, \end{aligned}$$

де A_i, B_i є нечіткими множинами, $i = 1, \dots, n$.

Процес отримання вихідної інформації з використанням такої продукційної бази реалізується в три етапи:

- визначення меж застосування нечітких правил;
- визначення вихідних параметрів нечітких правил;
- агрегування вихідних параметрів нечітких правил для отримання вихідної інформації мережі.

Як приклад, механізм Sugeno використовує наступні нечіткі правила:

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_1 &: \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } z_1 = a_1 x + b_1 y; \\ \mathfrak{R}_2 &: \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } z_2 = a_2 x + b_2 y / . \end{aligned}$$

Межі застосування цих нечітких правил визначаються як:

$$\lambda_1 = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0), \lambda_2 = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0),$$

після чого вихідна інформація нечітких правил виводиться зі співвідношення (рис. 3.3):

$$z_1 = a_1 x_0 + b_1 y_0, z_2 = a_2 x_0 + b_2 y_0,$$

а керуючий вплив має таке представлення

$$g = \frac{\lambda_1 z_1 + \lambda_2 z_2}{\lambda_1 + \lambda_2} = \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2,$$

де β_1 і β_2 – є нормованими величинами значень λ_1 і λ_2 відносно суми $(\lambda_1 + \lambda_2)$, тобто:

$$\beta_1 = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}, \quad \beta_2 = \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}.$$

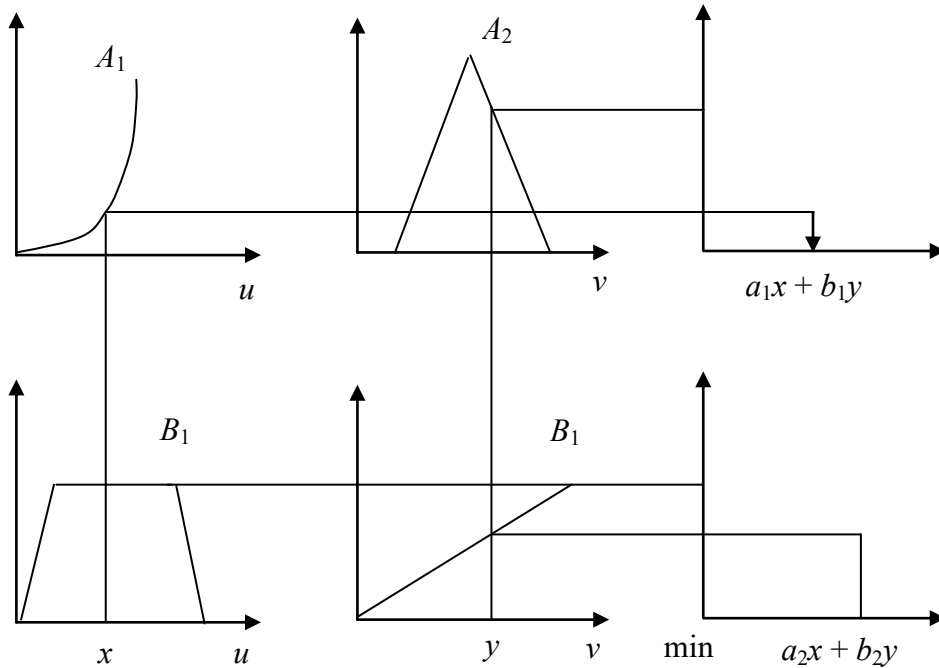


Рис. 3.3 – Формування вихідної інформації нечітких правил

На рис. 3.4 зображено нейронечітку мережу, яка має обчислювальні алгоритми, подібні механізму Sugeno [119].

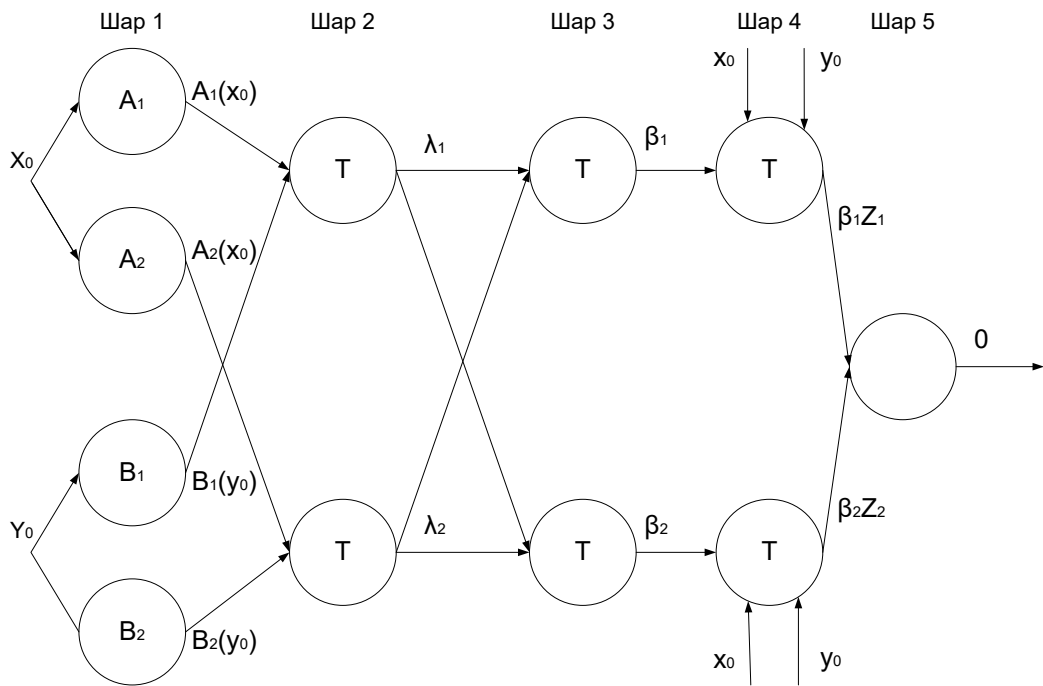


Рис. 3.4 – Нейронечітка мережа типу Sugeno [120]

Розглядаємо два нечіткі правила з двома лінгвістичними значеннями для вхідних параметрів.

Лінгвістичних мітки вузлів, як і лінгвістичні терми визначаються функціями належності, наприклад:

$$A_i(u) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{u - a_{i1}}{b_{i1}}\right)^2\right],$$

$$B_i(v) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{v - a_{i2}}{b_{i2}}\right)^2\right],$$

де $\{a_{i1}, a_{i2}, b_{i1}, b_{i2}\}$ – параметри функції належності.

Для вузлів визначають потужність впливу відповідного нечіткого правила. Вихідна інформація вершини нейрона визначається як:

$$\lambda_1 = A_1(x_0) * B_1(y_0) = A_1(x_0) \wedge B_1(y_0),$$

натомість, вихідна інформація основи нечіткого нейрона –

$$\lambda_2 = A_2(x_0) * B_2(y_0) = A_2(x_0) \wedge B_2(y_0).$$

Вузли цього рівня називаються вузлами нечітких правил.

Кожен вузол третього рівня вказує на нормованість меж застосування нечітких правил.

Вихідна інформація вершини нечіткого нейрона нормалізує межу використання першого нечіткого правила:

$$\beta_1 = \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}.$$

Вихідна інформація вагових коефіцієнтів нечіткого нейрона нормує функцію:

$$\beta_2 = \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}.$$

На четвертому рівні вихідна інформація вершини нечіткого нейрона є результатом нормованої межі використання першого нечіткого правила і окремого вихідного параметра:

$$\beta_1 z_1 = \beta_1 (a_1 x_0 + b_1 y_0).$$

Вихідна інформація вершини нечіткого нейрона є результатом нормованої межі використання другого нечіткого правила і окремого вихідного параметра:

$$\beta_2 z_2 = \beta_2 (a_2 x_0 + b_2 y_0).$$

Для вузлів п'ятого рівня формується вихідна інформація як сума всіх вхідних сигналів:

$$\mathcal{G} = \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2.$$

Якщо визначено нечіткі навчальні набори:

$$\{(x^k, y^k), k = 1, \dots, K\},$$

то параметри нейронечіткої системи (що визначає вигляд функцій належності) можна вивчити методом градієнтного спуску.

Функція помилки моделі k може мати вигляд:

$$E_k = \frac{1}{2} * (y^k - \mathcal{G}^k)^2,$$

де y^k – прийнятний результат, \mathcal{G}^k – експериментальне значення, що є результатом роботи нейронечіткої мережі.

Нечітка схема міркувань щодо визначення вихідної інформації

нейронечіткої системи:

$$\begin{aligned} \mathfrak{R}_1 : & \text{if } x_1 \text{ is } A_1 \text{ and } x_2 \text{ is } B_1 \text{ then } o = z_1 \\ & \dots\dots\dots \\ \mathfrak{R}_m : & \text{if } x_1 \text{ is } A_m \text{ and } x_2 \text{ is } B_m \text{ then } o = z_m \\ \text{fact} : & x_1 = u_1 \text{ and } x_2 = u_2 \\ \text{consequence} : & o = z_0, \end{aligned}$$

де A_{ij} є нечіткими множинами.

Результуюче значення z_0 отримуємо на основі баз даних $\{u_1, u_2\}$ і нечітких правил, застосовуючи нечітку схему як середнє значення з вихідної інформації нечітких правил:

$$o = z_0 = \frac{z_1 \lambda_1 + \dots + z_m \lambda_m}{\lambda_1 + \dots + \lambda_m},$$

при цьому межі використання i -го правила встановлюються як:

$$\lambda_i = A_i(u_1) \wedge B_i(u_2).$$

Реалізація нечіткого контролера передбачає визначення функції належності, що виражають лінгвістичні терми нечітких правил виведення. Налаштування функцій належності представляється як задача оптимізації нейромережі, яку можна розв'язати за допомогою генетичних алгоритмів.

Також можливе визначення явного вигляду функцій належності кількох змінних, які можна вивчати за допомогою нейромережі. Наприклад, функції належності мають вигляд двохпараметричних функцій симетричних трикутників, параметри яких задають максимум і ширину основи функції належності.

Процедура визначення функцій належності вимагає значного обсягу експериментальних даних у формі кортежів входу / виходу і детального опису нечітких правил.

Припустимо, що невідоме нелінійне перетворення нечіткої системи можна задати у вигляді:

$$y^k = f(x^k) = f(x_1^k, \dots, x_n^k),$$

де $k = 1, \dots, K$, тобто є навчальний набір:

$$\{(x^1, y^1), \dots, (x^k, y^k)\}.$$

Для моделювання невідомого перетворення f використаємо нечітке правило IF-THEN у формі:

$$\mathfrak{R}_1 : \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and...and } x_n \text{ is } A_{in} \text{ then } o = z_i,$$

$i = 1, \dots, m$, де A_{ij} – нечіткі числа трикутного вигляду.

Для отримання вихідної інформації нечіткої системи використовуються правила, вплив яких визначається ваговими коефіцієнтами.

Нехай o – вихід нечіткої системи, відповідний вхідному сигналу x . Відповідний рівень i -го правила визначається таким виразом:

$$\alpha_i = \prod_{j=1}^n A_{ij}(x_j),$$

а вихід нечіткої системи:

$$o = \frac{\sum_{i=1}^m \alpha_i z_i}{\sum_{i=1}^m \alpha_i}.$$

Помилка навчання визначається як:

$$E = \frac{1}{2} (o - y)^2,$$

де o – обчислений вихід нечіткої системи \mathfrak{R} , відповідний вхідному сигналу x , а y – очікуваний результат.

Метод градієнтного спуску використовують для навчання z_i у відповідній частині правила \mathfrak{R}_1 , а саме:

$$z_i(i+1) = z_i(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial z_i} = z_i(t) - \eta(o - y) \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \dots + \alpha_m},$$

де $i = 1, \dots, m$, де m – постійна, а t показує кількість корегувань z_i .

Нехай є два нечіткі правила з вхідним і вихідним параметрами:

$$\mathfrak{R}_1 : \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ then } o = z_1;$$

$$\mathfrak{R}_2 : \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ then } o = z_2,$$

де нечіткі області мають функції належності такого вигляду:

$$A_1(x) = \frac{1}{1 + \exp(-b(x - a))},$$

$$A_2(x) = \frac{1}{1 + \exp(b(x - a))}.$$

При цьому виконується рівність $A_1(x) + A_2(x) = 1$ для всіх x , а загальний вихід нечіткої системи розраховують за формулою:

$$o = \frac{A_1(x)z_1 + A_2(x)z_2}{A_1(x) + A_2(x)}.$$

Ваги правил визначаються співвідношеннями:

$$z_1(t + 1) = z_1(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial z_1} = z_1(t) - \eta(o - y)A_1(x),$$

$$z_2(t + 1) = z_2(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial z_2} = z_2(t) - \eta(o - y)A_2(x^k),$$

$$\alpha(t + 1) = \alpha(t) - \eta \frac{\partial E(a, b)}{\partial a},$$

$$b(t + 1) = b(t) - \eta \frac{\partial E(a, b)}{\partial b},$$

де

$$\frac{\partial E(a, b)}{\partial a} = (o - y) \frac{\partial o^k}{\partial a} = (o - y) \frac{\partial}{\partial a} [z_1 A_1(x) + z_2 A_2(x)] =$$

$$= (o - y) \frac{\partial}{\partial a} [z_1 A_1(x) + z_2 (1 - A_1(x))] = (o - y)(z_1 - z_2)b A_1(x)A_2(x);$$

$$\frac{\partial E(a, b)}{\partial b} = (o - y)(z_1 - z_2) \frac{\partial A_1(x)}{\partial b} = -(o - y)(z_1 - z_2)(x - a)A_1(x)A_2(x).$$

З вищенаведеного випливає, що збільшення кількості нечітких термів і правил бази знань пропорційне наближенню вихідного параметра до бажаних значень функції, яку апроксимують.

Розглянемо функціональну залежність аномалій даних A від режимних параметрів буріння:

$$A = f(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

де $x_i = f_i(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{q_i})$, $(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{q_i})$ — набори транзакцій режимних параметрів $x_i, i = 1, \dots, n$.

Структура такої моделі оцінки аномалій зображена на рис. 3.5 у вигляді дерева логічного висновку.

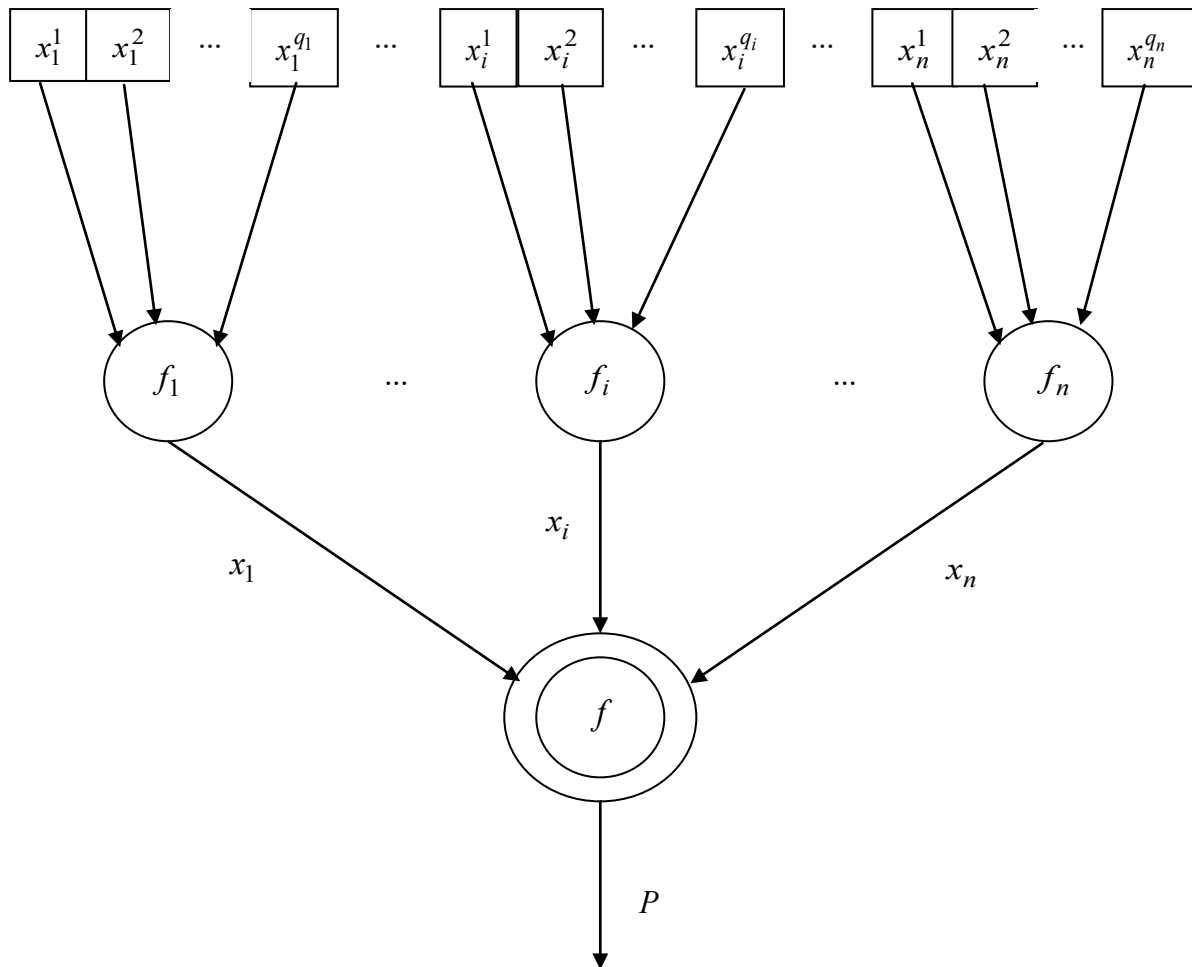


Рис. 3.5 – Структура нейронечіткої моделі оцінки аномалій даних буріння НГС

Параметри $x_i, i = 1, \dots, n$ і величина A розглядаємо як лінгвістичні змінні.

Для їх оцінювання сформуємо множини лінгвістичних термів:

$T_i = \{t_i^1, t_i^2, \dots, t_i^{k_i}\}$ – терм-множина режимного параметра $x_i, i = 1, \dots, n$;

$S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ – терм-множина аномалій.

Для оцінки транзакцій $x_i^\sigma, i = 1, \dots, n, \sigma = 1, \dots, q_i$ теж побудуємо терм-множину $T_i^\sigma = \{t_i^{\sigma 1}, t_i^{\sigma 2}, \dots, t_i^{\sigma k_i}\}$.

Кількісні змінні трансформуються у лінгвістичні терми за допомогою операції фазифікації, натомість якісні змінні характеризуються множиною певних значень:

$$\{v_i^{\sigma 1}, v_i^{\sigma 2}, \dots, v_i^{\sigma l_i}\},$$

де $v_i^{\sigma 1}(v_i^{\sigma l_i})$ – бальна оцінка, відповідна найменшому (найбільшому) значенню транзакції x_i^{σ} .

Нечіткі множини $t_i^{\sigma r}, r = 1, \dots, k_i$ задаються виразом:

$$t_i^{\sigma r} = \sum_{h=1}^{l_i} \mu_{ir}(v_i^{\sigma h}) / v_i^{\sigma h},$$

де $\mu_{ir}(v_i^{\sigma h})$ — міра належності значення $v_i^{\sigma h}$ терму $t_i^{\sigma r}$.

Нечітка продукційна база знань визначається набором нечітких експертно-лінгвістичних правил типу «якщо-то», які пов'язують між собою лінгвістичні оцінки режимних параметрів і аномалій.

Припустимо, що значенню s_j відповідають k_j експериментальних даних. Тоді база знань може бути представлена як матриця

$$\begin{pmatrix} t_1^{11} & t_2^{11} & \dots & t_n^{11} & \omega_{11} & s_1 \\ t_1^{12} & t_2^{12} & \dots & t_n^{12} & \omega_{12} & s_1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_1^{1k_1} & t_2^{1k_1} & \dots & t_n^{1k_1} & \omega_{1k_1} & s_1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_1^{j1} & t_2^{j1} & \dots & t_n^{j1} & \omega_{j1} & s_j \\ t_1^{j2} & t_2^{j2} & \dots & t_n^{j2} & \omega_{j2} & s_j \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_1^{jk_j} & t_2^{jk_j} & \dots & t_n^{jk_j} & \omega_{jk_j} & s_j \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_1^{m1} & t_2^{m1} & \dots & t_n^{m1} & \omega_{m1} & s_m \\ t_1^{m2} & t_2^{m2} & \dots & t_n^{m2} & \omega_{m2} & s_m \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ t_1^{mk_m} & t_2^{mk_m} & \dots & t_n^{mk_m} & \omega_{mk_m} & s_m \end{pmatrix}$$

Елементи матриці – це лінгвістичні оцінки t_i^{jl} режимних параметрів $x_i, i = 1, \dots, n$, вагові коефіцієнти $\omega_{jl}, j = 1, \dots, m, l = 1, \dots, k_j$ і значення $s_j, j = 1, \dots, m$. Як видно з представлення, k_j рядків матриці відповідають

значенню $A = s_j$. Вагові коефіцієнти – це числа інтервалу $[0,1]$, що виражають міру впевненості експерта в істинності нечіткого правила.

Елемент t_i^{jl} матриці, що знаходиться на перетині i -го стовпця і jl -го рядка, відповідає лінгвістичній оцінці режимного параметра x_i і вибирається з терм-множини T_i .

Логічні висловлювання бази знань мають такий вигляд:

якщо $x_1 = t_1^{11}$ та $x_2 = t_2^{11}$ та ... та $x_n = t_n^{11}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{11}

або $x_1 = t_1^{12}$ та $x_2 = t_2^{12}$ та ... та $x_n = t_n^{12}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{12}

.....

або $x_1 = t_1^{1k_1}$ та $x_2 = t_2^{1k_1}$ та ... та $x_n = t_n^{1k_1}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{1k_1}

то $A = s_1$, інакше

якщо $x_1 = t_1^{21}$ та $x_2 = t_2^{21}$ та ... та $x_n = t_n^{21}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{21}

або $x_1 = t_1^{22}$ та $x_2 = t_2^{22}$ та ... та $x_n = t_n^{22}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{22}

.....

або $x_1 = t_1^{2k_2}$ та $x_2 = t_2^{2k_2}$ та ... та $x_n = t_n^{2k_2}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{2k_2}

то $A = s_2$, інакше

.....

якщо $x_1 = t_1^{m1}$ та $x_2 = t_2^{m1}$ та ... та $x_n = t_n^{m1}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{m1}

або $x_1 = t_1^{m2}$ та $x_2 = t_2^{m2}$ та ... та $x_n = t_n^{m2}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{m2}

.....

або $x_1 = t_1^{mk_m}$ та $x_2 = t_2^{mk_m}$ та ... та $x_n = t_n^{mk_m}$ з ваговим коефіцієнтом ω_{mk_m}

то $A = s_m$.

Нечіткі терми $t_i^{jl}, l=1, \dots, k_j$ представимо нечіткою підмножиною на множині значень режимних параметрів $x_i, i=1, \dots, n$ і розглянемо функцію належності вигляду:

$$\mu_{jl}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - b_i^{jl}}{c_i^{jl}} \right)^2} \text{ — функція належності режимного параметра } x_i$$

лінгвістичному терму t_i^{jl} , $i = 1, \dots, n$, $l = 1, \dots, k_j$; b_i^{jl}, c_i^{jl} — параметри функції належності. Графічне представлення функції належності $\mu_{jl}(x_i)$ подано на рис. 3.6.

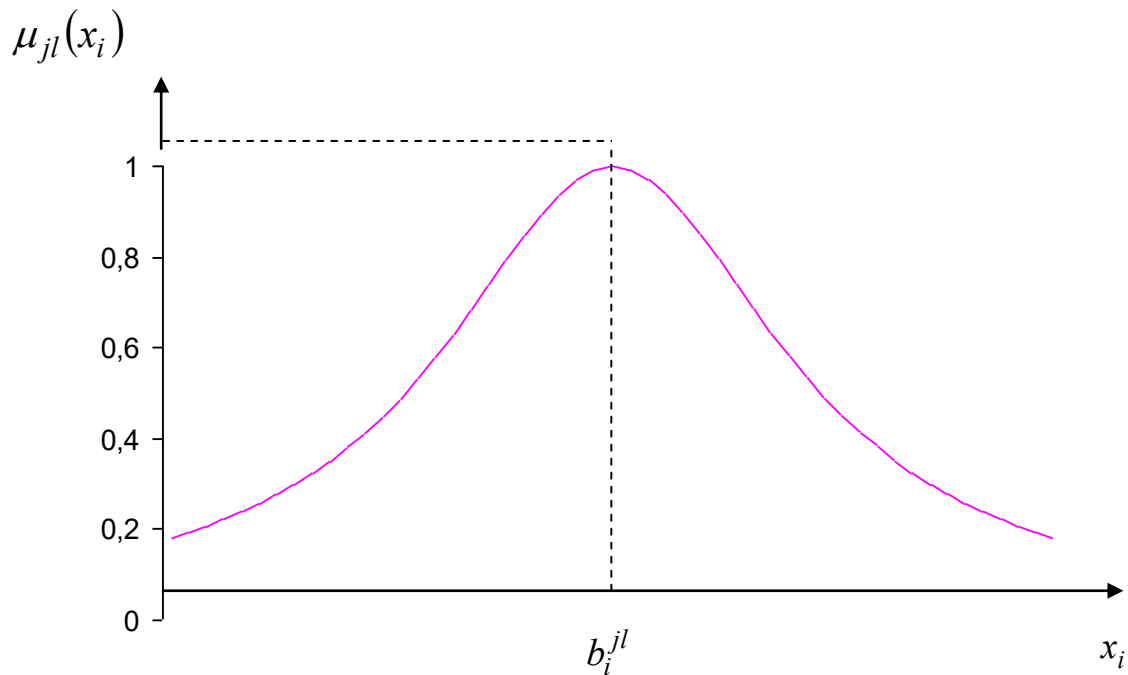


Рис. 3.6 – Функція належності режимного параметра лінгвістичному терму

Функція належності транзакцій x_i^σ режимного параметру x_i лінгвістичному терму $t_i^{\sigma l}$, $i = 1, \dots, n$, $l = 1, \dots, k_j$, $\sigma = 1, \dots, q_i$ має вигляд:

$$\mu_{\sigma l}(x_i^\sigma) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i^\sigma - b_i^{\sigma l}}{c_i^{\sigma l}} \right)^2}.$$

Нечітка продукційна база знань формує набір логічних рівнянь:

$$\begin{aligned}
 \mu_{s_1}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \omega_{11}(\mu_{11}(x_1) \wedge \mu_{11}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{11}(x_n)) \\
 &\quad \vee \omega_{12}(\mu_{12}(x_1) \wedge \mu_{12}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{12}(x_n)) \\
 &\quad \dots \dots \dots \\
 &\quad \vee \omega_{1k_1}(\mu_{1k_1}(x_1) \wedge \mu_{1k_1}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{1k_1}(x_n)), \\
 \mu_{s_2}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \omega_{21}(\mu_{21}(x_1) \wedge \mu_{21}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{21}(x_n)) \\
 &\quad \vee \omega_{22}(\mu_{22}(x_1) \wedge \mu_{22}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{22}(x_n)) \\
 &\quad \dots \dots \dots \\
 &\quad \vee \omega_{2k_2}(\mu_{2k_2}(x_1) \wedge \mu_{2k_2}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{2k_2}(x_n)), \\
 \dots \dots \dots \\
 \mu_{s_m}(x_1, x_2, \dots, x_n) &= \omega_{m1}(\mu_{m1}(x_1) \wedge \mu_{m1}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{m1}(x_n)) \\
 &\quad \vee \omega_{m2}(\mu_{m2}(x_1) \wedge \mu_{m2}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{m2}(x_n)) \\
 &\quad \dots \dots \dots \\
 &\quad \vee \omega_{mk_m}(\mu_{mk_m}(x_1) \wedge \mu_{mk_m}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{mk_m}(x_n)),
 \end{aligned}$$

де функції $\mu_{jl}(x_i)$ виражаються таким чином

$$\begin{aligned}
 \mu_{jl}(x_i) &= \mu_{jl}(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{q_i}) = \omega_{ij1}(\mu_{1j1}(x_i^1) \wedge \mu_{2j1}(x_i^2) \wedge \dots \wedge \mu_{q_i j1}(x_i^{q_i})) \\
 &\quad \vee \omega_{ij2}(\mu_{1j2}(x_i^1) \wedge \mu_{2j2}(x_i^2) \wedge \dots \wedge \mu_{q_i j2}(x_i^{q_i})) \\
 &\quad \dots \dots \dots \\
 &\quad \vee \omega_{ijk_1}(\mu_{1jk_1}(x_i^1) \wedge \mu_{2jk_1}(x_i^2) \wedge \dots \wedge \mu_{q_i jk_1}(x_i^{q_i}))
 \end{aligned}$$

При проведенні обчислень логічні операції \wedge та \vee замінюються відповідно операціями \min та \max .

Вихідна лінгвістична змінна переводиться у числову шляхом співставлення у відповідність кожному нечіткому значенню конкретне числове значення з проміжку

$$[a_0; a_m] = [a_0; a_1] \cup [a_1; a_2] \cup \dots \cup [a_{m-1}; a_m].$$

Процедура дефазифікації виконується за формулою:

$$A = \frac{\sum_{j=1}^m a_j^* \mu_{s_j}(A)}{\sum_{j=1}^m \mu_{s_j}(A)},$$

де $a_j^* \in [a_{j-1}; a_j]$, $\mu_{s_j}(A) = \max_l \left\{ \omega_{jl} \min_i \{ \mu_{jl}(x_i) \} \right\}$ – функція належності режимного параметру класу s_j , $j = 1, \dots, m, l = 1, \dots, k_j$.

Оптимізація моделі оцінки аномалій полягає у пошуку невідомих параметрів функцій належності лінгвістичних термів для всіх змінних, що мінімізують заданий критерій.

Навчання моделі полягає у визначенні таких вагових коефіцієнтів і параметрів функцій належності лінгвістичних термів для всіх змінних, які мінімізують відхилення результатів нейронечіткого наближення від реальних даних.

Критерій оптимальності має форму:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} (A - \hat{A})^2,$$

де A, \hat{A} — розраховані модельні та реальні значення.

Рекурентні рівняння мають вигляд:

$$\omega_{jl}(k+1) = \omega_{jl}(k) - \lambda \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial \omega_{jl}(k)},$$

$$b_i^{jl}(k+1) = b_i^{jl}(k) - \lambda \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial b_i^{jl}(k)},$$

$$c_i^{jl}(k+1) = c_i^{jl}(k) - \lambda \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial c_i^{jl}(k)},$$

де $\omega_{jl}(k), b_i^{jl}(k), c_i^{jl}(k)$ – вагові коефіцієнти і параметри функцій належності на k -му етапі навчання, λ – параметр навчального процесу. Частинні похідні виражають чутливість відхилення ε до варіації параметрів мережі та визначаються рівностями:

$$\frac{\partial \varepsilon_k}{\partial \omega_{jl}(k)} = \phi_1 \phi_2 \phi_3 \frac{\partial \mu_{s_j}(A)}{\partial \omega_{jl}},$$

$$\frac{\partial \varepsilon_k}{\partial b_i^{jl}(k)} = \phi_1 \phi_2 \phi_3 \phi_4 \frac{\partial \mu_{jl}(x_i)}{\partial b_i^{jl}},$$

$$\frac{\partial \varepsilon_k}{\partial c_i^{jl}(k)} = \phi_1 \phi_2 \phi_3 \phi_4 \frac{\partial \mu_{jl}(x_i)}{\partial c_i^{jl}}, \quad \varepsilon_k = \frac{1}{2} (A_k - \hat{A}_k)^2.$$

Значення $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4$ розраховують за формулами:

$$\phi_1 = \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial P} = A_k - \hat{A}_k,$$

$$\phi_2 = \frac{\partial A}{\partial \mu_{s_j}(A)}, \quad \phi_3 = \frac{\partial \mu_{s_j}(A)}{\partial \omega_{jl}}, \quad \phi_4 = \frac{\partial \prod_{r=1}^n \mu_{jl}(x_r)}{\partial \mu_{jl}(x_i)},$$

$$\frac{\partial \mu_{s_j}(A)}{\partial \omega_{jl}} = \prod_{r=1}^n \mu_{jl}(x_r), \quad \frac{\partial \mu_{jl}(x_i)}{\partial b_i^{jl}} = \frac{2(c_i^{jl})^2 (x_i - b_i^{jl})}{\left((c_i^{jl})^2 + (x_i - b_i^{jl})^2 \right)^2},$$

$$\frac{\partial \mu_{jl}(x_i)}{\partial c_i^{jl}} = \frac{2c_i^{jl} (x_i - b_i^{jl})^2}{\left((c_i^{jl})^2 + (x_i - b_i^{jl})^2 \right)^2}.$$

Навчання нейронечіткої мережі включає:

- 1) обчислення модельного значення виходу A , що відповідає вибраній архітектурі мережі;
- 2) обчислення помилки ε_k і перерахунок вагових коефіцієнтів нейронних зв'язків і параметрів функцій належності.

3.3. Оптимізація нейронечіткої системи оцінки аномалій даних

Оптимізація нейронечіткої системи [121-135] полягає як у налаштуванні вагових коефіцієнтів в цілях отримання бажаного впливу на вхідні дані, так і в оптимізації архітектури нейронечіткої мережі. Це включає оптимізацію топології нейронечіткої мережі та узагальнення в цілях ефективного функціонування в суттєво розширеному просторі, який використовувався для навчання.

Тривіальним підходом щодо розширення сфери функціонування нейронечіткої мережі є використання знань всієї множини вхідних даних на

етапі побудови архітектури мережі та навчання. Однак такий підхід є доволі проблематичним через відсутність повноти знань щодо множини вхідних даних, а також через значний обсяг роботи, яку необхідно виконувати за наявності великих масивів вхідних даних.

В силу цього методи оптимізації, що виникають при розв'язуванні практичних задач, повинні базуватися на компромісних варіантах процедур навчання, кількості елементів та ефективності узагальнення.

Критерієм оптимізації, як правило, є мінімізація цільової функції, що може виражатися середньоквадратичною похибкою з поділом на навчальну та реальну.

Реальна похибка – це та, з якою мережа функціонує в умовах реальних даних, натомість навчальна похибки визначається в процесі роботи з навчальною вибіркою.

Реальна похибка зазвичай є більшою за навчальну, тому оцінка міри коректності роботи мережі вимагає оцінки саме реальної похибки. Один з варіантів оцінки реальної похибки передбачає використання оцінки на незалежній підмножині. Ця підмножина повинна містити діапазон зміни даних, який в використовується в умовах реального функціонування мережі, має бути сформована до початку процедури навчання мережі та не повинна використовуватися в подальшому.

Якщо вхідний масив даних є обмеженим, то можна використати метод багатократної оцінки [136], який передбачає реалізацію об'єднаної процедури навчання мережі та оцінювання реальної похибки.

Множина вхідних даних D є об'єднанням підмножин, які мають нульовий перетин:

$$D = \bigcup_{i=1}^q D_i, \quad \bigcap_{i=1}^q D_i = \emptyset.$$

Процедура виконується q разів так, що одна з вибраних підмножин є тестова, а решту $q - 1$ – навчальні. Після етапу проходження визначаються тестові похибки $E_t^{(i)}$, на основі яких розраховується реальна похибка:

$$E_r = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q E_t^{(i)}.$$

Алгоритм методу багатократної оцінки зображено на рис.3.7. За цим алгоритмом реальна похибка визначається як стандартне відхилення тестових похибок, які обчислюються на вибраних підмножинах.

Мінімізація реальної похибки є подібною до процедури навчання мережі, оскільки використовує методи, які передбачають корегування вагових коефіцієнтів, однак, крім цього, включає можливість трансформації архітектури мережі.

Мінімізація реальної похибки виражається залежністю відхилення і дисперсії [137].

Статистичне відхилення визначає обмеження, обумовлені архітектурою нейронечіткої мережі, які повинні забезпечити точність реалізації заданої цільової функції. Розрахунок статистичного відхилення проводиться на навчальній вибірці та не залежить від роботи мережі з реальними вхідними даними.

Статистична дисперсія визначає діапазон варіації ефективності процесу навчання мережі на різних наборах вхідних даних при використанні незмінної моделі цільової функції.

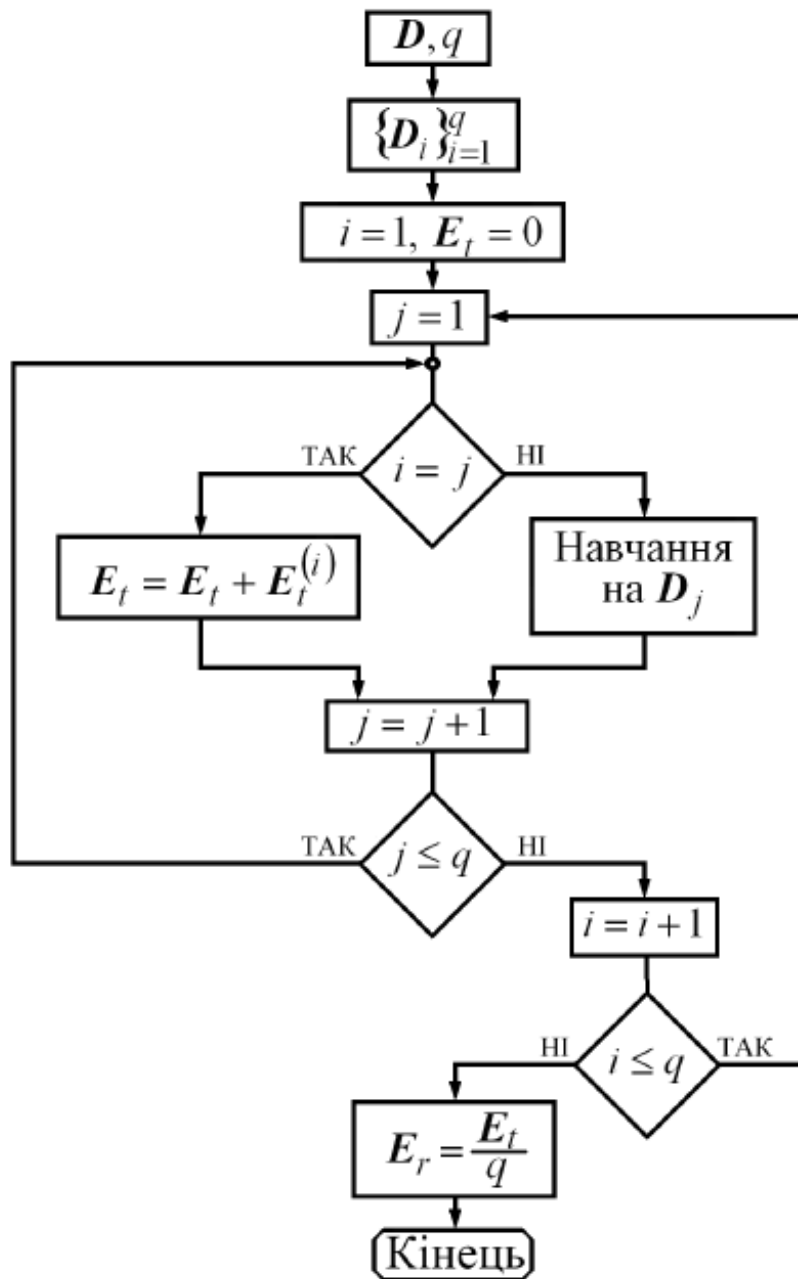


Рис.3.7 – Алгоритм методу багатократної оцінки

Точне налаштування параметрів мережі на навчальній вибірці не гарантує досягнення мінімального значення реальної похибки. Для врахування всіх чинників, що впливають на значення реальної похибки, визначимо на навчальній вибірці $\Omega = \left\{ X^{(i)}, y^{(i)} \right\}_{i=1}^N$ декомпозицію:

$$\begin{aligned}
 E_{\Omega} \left[(f(X) - E[y | X])^2 \right] &= \\
 (E_{\Omega} [f(X) - E[y | X]])^2 + E_{\Omega} \left[(f(X) - E_{\Omega} [f(X)])^2 \right] &= \\
 S^2(f(X)) + V(f(X)), &
 \end{aligned}$$

де $E[y|X]$ – наближене значення функції активації, досягнуте на навчальній вибірці;

$S(f(X))$ – статистичне відхилення;

$V(f(X))$ – статистична дисперсія.

Оптимальний режим функціонування нейронечіткої мережі досягається за умови одночасної мінімізації статистичного відхилення і статистичної дисперсії.

Однак в реальності підгонка параметрів на основі навчальної вибірки призводить до зменшення відхилення та збільшення дисперсії. Намагання зменшити статистичну дисперсію спричинює збільшення величини відхилення. Таким чином виникає дилема відхилення / дисперсія.

Удосконалення архітектури мережі дозволяє зменшити величину статистичного відхилення, натомість застосування методів відсікання дозволяє зменшити дисперсію. Варіанти одночасного зменшення статистичного відхилення та дисперсії ґрунтуються на збільшенні обсягів вхідних даних та навчальних вибірок.

Точна підгонка параметрів мережі на заданій навчальній вибірці може спричинити надто точне налаштування на конкретні дані, що, у свою чергу, призведе до збільшення реальної похибки. В цій ситуації потрібно зупинити процес навчання доти, доки значення реальної похибки не почне зростати через надмірне регулювання [138].

Методи регуляризації передбачають розрахунок реальної похибки як суми середньоквадратичної похибки і деякої функції попереднього стану мережі $R(W)$:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)})^2 + kR(W),$$

де k – коефіцієнт, що визначає міру впливу функції $R(W)$ на реальну похибку.

Мінімізація величини E відповідає розв'язанню дилеми відхилення / дисперсія, так як середньоквадратична похибка виражає відхилення, а функція $R(W)$ – дисперсію. Регуляризаційний коефіцієнт k визначає оптимальне

відношення між статистичним відхиленням і дисперсією і змінюється в інтервалі

$$0 < k < \frac{2\sigma^2}{W^T W}.$$

Зростання регуляризаційного коефіцієнта k спричинює збільшення статистичного відхилення, а його зменшення збільшує вплив середньоквадратичного відхилення, а отже й дисперсії.

Часто реальна похибку представляють у такому вигляді:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)} \right)^2 + k \sum_{i=1}^M w_i^2.$$

Застосування функцій пригнічення обумовлено тим, що здебільшого методи навчання передбачають зменшенням значень вагових коефіцієнтів. Класичний приклад – це метод градієнтного спуску, що працює за такою формулою:

$$w_i(t+1) = (1 - k\eta)w_i(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_k}.$$

Альтернативний варіант передбачає використання функціоналу на основі характеристики гладкості.

Нехай навчальна вибірка $\Omega = \left\{ \left(X^{(i)}, y^{(i)} \right) \right\}_{i=1}^N$ включає множину даних, що характеризується функціональним виразом $y = f(X)$ для $X \in R^d$. Задача оптимізації мережі полягає в налаштуванні параметрів так, щоб відтворити дану функцію f при мінімально можливому значенні реальної похибки. Така постановка задачі є некоректною, оскільки допускає безліч розв'язків. Вихід з такої ситуації полягає у розгляді додаткових знань щодо функції, яку слід моделювати на мережі. Мова йде про властивість гладкості даної функції.

Гладкість функції визначається функціоналом гладкості $R(y)$ так, що менші значення функціонала відповідають більшій гладкості.

Враховуючи те, що критерієм мінімізації реальної похибки є близькість результатів до заданих навчальною вибіркою та ступінь гладкості функції, вираз для обчислення реальної похибки матиме вигляд:

$$E[y] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \tilde{y}^{(n)})^2 + kR(y).$$

Гладкість розглядається як міра «осциляції» функції, тому більш гладка функція в класі диференційованих функцій менше осцилює. Наявність осциляційних характеристик обумовлює зміщення енергії в напрямку високих частот, а міра гладкості функції визначається шириною смуги частот. Зважаючи на це, функціонал гладкості можна записати так:

$$R(y) = \int_{R^d} \frac{|\hat{f}(s)|^2}{\hat{F}(s)},$$

де символ \wedge означає перетворення Фур'є;

$\frac{1}{\hat{F}(s)}$ – фільтр верхніх частот, що задається додатною спадною функцією

$\hat{F}(s)$.

Функцію, що мінімізує наведений функціонал, можна записати як:

$$y = f(X) = \sum_{i=1}^N c_i F(X - X^{(i)}) + \sum_{j=1}^k d_j p_j(X),$$

де $\{p_j(X)\}_{j=1}^k$ – базис у просторі функціонала $R(y)$;

коефіцієнти c_i, d_j визначаються системою лінійних рівнянь:

$$\begin{cases} (F + \lambda I)c + Pd = y, \\ Pc = 0. \end{cases}$$

Розв'язок даної системи безпосередньо пов'язаний з розв'язком відповідної варіаційної задачі.

Зменшення реальної похибки реалізації нейронечіткою мережею певної функції можливе через усереднення результатів на множині моделей. Різні

результати можна отримати шляхом використання різних методик навчання мережі на незмінній навчальній вибірці.

Припустимо, що є K методик навчання, за допомогою яких отримуємо наближення \tilde{y}_k функції y . Природно, що середнє значення матиме меншу похибку порівняно з найгіршим результатом. Тому розрахуємо середнє значення для окремого елемента навчальної вибірки:

$$\bar{y}^{(n)} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \tilde{y}_i^{(n)}.$$

Середньоквадратична похибка для k -го варіанту:

$$E_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2.$$

Усереднена середньоквадратична похибка:

$$E = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K E_k.$$

Середньоквадратичну похибку можна розрахувати на основі середнього вихідного значення:

$$\bar{E} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \bar{y}^{(n)} \right)^2.$$

Для порівняння E і \bar{E} використаємо нерівність:

$$\left(e^T \tilde{y} \right)^2 \leq \|e\|^2 \|\tilde{y}\|^2$$

для таких векторів:

$$e = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{pmatrix}, \tilde{y} = \begin{pmatrix} \tilde{y}_1 \\ \tilde{y}_2 \\ \dots \\ \tilde{y}_K \end{pmatrix}.$$

У покомпонентному вираженні маємо:

$$\left(e^T \tilde{y} \right)^2 = \left(\sum_{i=1}^K \tilde{y}_i \right)^2,$$

$$\|e\|^2 \|\tilde{y}\|^2 = K \sum_{i=1}^K \tilde{y}_i^2.$$

В результаті отримуємо нерівність:

$$\left(\sum_{i=1}^K \tilde{y}_i \right)^2 \leq K \sum_{i=1}^K \tilde{y}_i^2.$$

Усереднена середньоквадратична похибка запишеться:

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{KN} \sum_{i=1}^K \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2 = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} \right)^2 - \\ &= \frac{2}{KN} \sum_{i=1}^K \sum_{n=1}^N y^{(n)} \tilde{y}_i^{(n)} + \frac{1}{KN} \sum_{i=1}^K \sum_{n=1}^N \left(\tilde{y}_i^{(n)} \right)^2. \end{aligned}$$

Для середньоквадратичної похибки маємо:

$$\begin{aligned} \bar{E} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2 = \\ &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} \right)^2 - \\ &= \frac{2}{KN} \sum_{i=1}^K \sum_{n=1}^N y^{(n)} \tilde{y}_i^{(n)} + \frac{1}{K^2 N} \sum_{n=1}^N \left(\sum_{i=1}^K \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2. \end{aligned}$$

Порівняємо останні два вирази:

$$\bar{E} \approx E,$$

$$\left(\sum_{i=1}^K \tilde{y}_i \right)^2 \approx K \sum_{i=1}^K \tilde{y}_i^2.$$

В результаті маємо $\bar{E} \leq E$, а це вказує на те, що використання усередненого вихідного вектора спричинює зменшення середньоквадратичної похибки, яка є частиною реальної похибки мережі.

Усереднення також можна застосовувати при різних типах мереж для реалізації однакових функцій. При цьому усереднене вихідне значення визначається як середньозважене:

$$\bar{y}^{(n)} \leq \sum_{i=1}^K \mu_i \tilde{y}_i^{(n)},$$

де
$$\sum_{i=1}^K \mu_i = 1, \quad \mu_i = \frac{E_i^{-1}}{\sum_{j=1}^K E_j^{-1}}.$$

Для середньоквадратичної похибки маємо:

$$\begin{aligned} \bar{E} &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \bar{y}^{(n)} \right)^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \sum_{i=1}^K \mu_i \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2 = \\ &= \sum_{i=1}^K \mu_i^2 \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2 \right] - \\ &= \sum_{i=1}^K \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^K \mu_j \mu_i \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \tilde{y}_i^{(n)} \right) \left(y^{(n)} - \tilde{y}_j^{(n)} \right) \right]. \end{aligned}$$

За умови відсутності кореляції між моделями мережі отримуємо наближення:

$$\bar{E} \approx \sum_{i=1}^K \mu_i^2 \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(y^{(n)} - \tilde{y}_i^{(n)} \right)^2 \right] = \sum_{i=1}^K \mu_i^2 E_i.$$

Враховуючи значення μ_i , отримуємо нерівність:

$$\bar{E} = \frac{1}{\sum_{i=1}^K E_i^{-1}} < \min_i E_i.$$

Таким чином, за допомогою середньозваженого усереднення можна отримати середньоквадратичну похибку, яка буде меншою за похибку найточнішої моделі при відсутності кореляції між моделями і адекватній оцінці середньоквадратичної похибки.

З узагальнених позицій достатньо ефективним є метод оптимального ушкодження [139], що використовує наближення другого порядку цільової функції, зображеної рядом Тейлора:

$$E = E_0 + \sum_{j=1}^m \frac{\partial E}{\partial w_j} \delta w_j + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \frac{\partial^2 E}{\partial w_j^2} \delta w_j^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^m \frac{\partial^2 E}{\partial w_j \partial w_i} \delta w_j \delta w_i + o(\|\Delta W\|^3),$$

де δw_j – елементи матриці δW , яка визначає кроки зміни вагових коефіцієнтів.

Для достатньо навченої мережі

$$\sum_{j=1}^m \frac{\partial E}{\partial w_j} \delta w_j \approx 0.$$

Також за умови достатньо малих змін можна знехтувати останнім доданком $o(\|\Delta W\|^3)$.

Критерій відсікання виражається коефіцієнтом впливу, для знаходження якого обчислюють похідні другого порядку цільової функції E , що формують наступну матрицю:

$$V = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial w_1^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_1 \partial w_2} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_1 \partial w_3} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial w_1 \partial w_m} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial w_2 \partial w_1} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_2^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_2 \partial w_3} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial w_2 \partial w_m} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial w_3 \partial w_1} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_3 \partial w_2} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_3^2} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial w_3 \partial w_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 E}{\partial w_n \partial w_1} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_n \partial w_2} & \frac{\partial^2 E}{\partial w_n \partial w_3} & \dots & \frac{\partial^2 E}{\partial w_n^2} \end{pmatrix}.$$

Суттєве зростання розмірності даної матриці при збільшенні елементів мережі створює обчислювальні проблеми при використанні даного методу.

Матрицю V можна істотно спростити, якщо не брати до уваги вплив нейрона, що відсікається, на функції решти нейронів. У такому разі матриця буде діагональною.

Нехтуючи членом ряду Тейлора

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^m \frac{\partial^2 E}{\partial w_j \partial w_i} \delta w_j \delta w_i + o(\|\Delta W\|^3),$$

отримаємо формулу для розрахунку значення цільової функції:

$$\delta E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m \frac{\partial^2 E}{\partial w_j^2} \delta w_j^2.$$

Коефіцієнт впливу визначається як похибка, що додається у вихідний сигнал відсіканням j – го нейрона :

$$S_j = \delta E = \frac{v_{jj} \delta w_j^2}{2},$$

де v_{jj} – вектор діагональних елементів матриці.

Для достатньо малих значень коефіцієнта S_j проводять відсікання, тобто вилучають нейрон разом з його зв'язками. Це, зрозуміло, може вплинути на значення похибки. Тому далі повторюють процедуру навчання мережі. Такий процес можна циклічно повторювати, а його обмеженням є тільки значення похибки мережі.

Для аналізу впливу всіх компонентів матриці V використовується метод [140], який ґрунтується на наближенні локальної похибки, що з'являється при зсуві ΔW вагових коефіцієнтів за такою формулою:

$$E(W + \delta W) = E(W) + \frac{1}{2} \delta W^T V \delta W.$$

Істотною умовою реалізації даного методу є незначні зміни вектора вагових коефіцієнтів $w_j = (w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj})$ кожного нейрона j біля локального мінімуму так, щоб задовольнялася умова:

$$w_j + \delta w_j = 0.$$

Це означає зменшення впливу нейрона на вихідний вектор. Визначимо вектор, у якого всі компоненти нулі, за винятком одиниці на j -му місці:

$$e_j^T = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0).$$

Тоді умова корегування вагових коефіцієнтів запишеться у вигляді:

$$\delta W e_j = -w_j.$$

Параметр впливу S_j для w_j визначається як:

$$S_j = \delta E_j = E(W + \delta W) - E(W) = \frac{1}{2} \delta W^T V \delta W.$$

Розраховують S_j за допомогою методу множників Лагранжа, для чого будують функцію:

$$C \delta W = \frac{1}{2} \delta W^T V \delta W + \lambda (\delta W e_j^T + w_j).$$

Знаходимо похідну $\frac{C \delta W}{\delta W}$ і прирівнюємо її до нуля

$$\frac{C \delta W}{\delta W} = \delta W V + \lambda e_j^T = 0.$$

Звідси знаходимо:

$$\delta W = -\lambda V^{-1} e_j^T.$$

Домножимо обидві частини останньої рівності на e_j , знаходимо λ :

$$\begin{cases} e_j \delta W = -e_j V^{-1} e_j^T, \\ e_j \delta W = -w_j, \end{cases} \quad \lambda = \frac{w_j}{e_j V^{-1} e_j^T}.$$

Таким чином знаходимо найменший крок зміни значень вагових коефіцієнтів:

$$\delta W = \frac{-w_j V^{-1} e_j^T}{e_j V^{-1} e_j^T}.$$

Вираз для параметра впливу S_j запишеться тепер в такому вигляді:

$$S_j = \frac{1}{2} \delta W^T V \delta W = \frac{w_j^2}{e_j V^{-1} e_j^T}.$$

Ця формула власне є ядром, що забезпечує ефективне функціонування мережі. Реалізація методу включає стандартну послідовність кроків:

1. Навчання мережі за умови $\delta E = 0$ і найменших можливих значень вагових коефіцієнтів.

2. До досягнення критичного значення середньоквадратичної похибки повторюють наступні дії:

відсікання елементів з мінімальним значенням параметра впливу S_j ;

зміна значень вагових коефіцієнтів з кроком δW ;

навчання модифікованої мережі.

Проблемним моментом реалізації цього методу є знаходження прямої та оберненої матриці V . Як варіант зменшення їх розмірності, можна розглядати метод ітеративних наближених обчислень.

3.4. Нейромережеві ітераційні методи оцінки аномалій даних

У нейронній мережі передавачами та приймачами сигналів є нейрони, які з'єднані синаптичними зв'язками. Для забезпечення ефективною взаємодією необхідна злагодженість послідовності дій всіх її учасників. При цьому одночасна готовність всіх учасників взаємодії виражає синхронну взаємодію. Асинхронна взаємодія вимагає готовності тільки деякої частини учасників процесу.

Ітераційний процес у нейронній мережі починається з надходження на вхід вектора даних $x(0) = (x_1(0), x_2(0), \dots, x_n(0))$. Далі кожен нейрон реалізує свою частину загального оператора, використовуючи свої дані та інформацію, одержану від інших нейронів (рис. 3.8).

Для вектора даних $x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))$, відповідного ітераційному параметру t , дія окремої компоненти загального оператора $O(x(t), W)$ представляється як

$$O_i(x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t), w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{ni}).$$

Формула синхронного ітераційного процесу на окремому нейроні O_i має вигляд:

$$x_i(t+1) = O_i(x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t), w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{ni}), \\ i = 1, \dots, n, \quad t \in N.$$

Синхронний ітераційний процес має дві стадії обробки інформації: обчислювальну та комунікаційну. Ці стадії слідує одна за одною і активуються у всіх нейронах через сигнал керуючого нейрона. На обчислювальній стадії кожним із нейронів обчислюється відповідна компонента оператора, а на комунікаційній здійснюється передача на входи всіх нейронів результатів обчислень відповідних компонент.

В рамках асинхронної взаємодії розглядають одностадійний (за структурою подібний до синхронного) та двостадійний асинхронні ітераційні процеси. У двостадійному асинхронному ітераційному процесі є локальні (внутрішні) та глобальні ітерації.

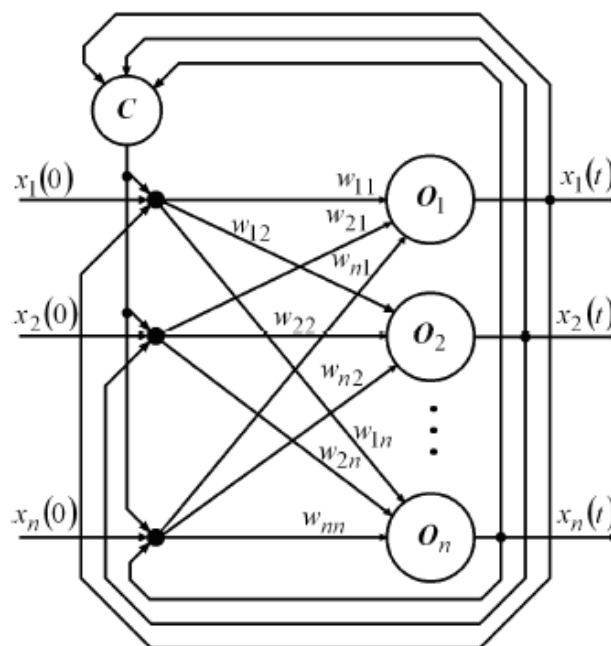


Рис. 3.8 – Синхронна нейронна мережа

Архітектура нейронної мережі з асинхронною взаємодією нейронів зображена на рис. 3.9. Особливість принципу асинхронної взаємодії полягає у відсутності потреби оновлення всіх компонент вхідного вектора перед початком чергової обчислювальної процедури. Це характерно саме для нейронних мереж.

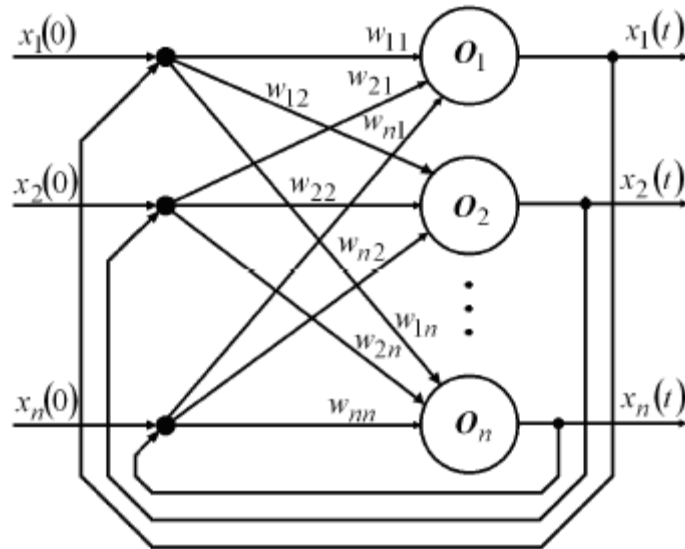


Рис. 3.9 – Асинхронна нейронна мережа

Асинхронний ітераційний процес також включає обчислювальну та комунікаційну стадії обробки інформації. Синхронізація стадій, як і загальна синхронізація мережі через керуючий нейрон не передбачаються.

Асинхронний метод хаотичних ітерацій [141] розглядається як клас послідовностей n - вимірних векторів $x(j) = (x_1(j), x_2(j), \dots, x_n(j))$, $j \in N_0$, які визначаються рекурсивними виразами вигляду:

$$x_i(j+1) = \begin{cases} x_i(j+1), & i \neq k_{n+1}(j), \\ f_i(x_1(j-k_1(j)), x_2(j-k_2(j)), \dots, x_n(j-k_n(j))), & i = k_{n+1}(j), \end{cases}$$

де $x(0)$ — задане початкове значення.

Ітераційний процес включає оператор $F: R^n \rightarrow R^n$, що задається формулою:

$$F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)),$$

і послідовність $J = (k_1(j), k_2(j), \dots, k_{n+1}(j))$, $j \in N_0$, яка містить $(n+1)$ - вимірні вектори. Для деякого цілого $s > 0$ згадані вектори задовольняють наступні умови:

- 1) $0 \leq k_i(j) < s$ для $i, j \in N$;
- 2) $1 \leq k_{n+1}(j) < n$ для $j \in N$;
- 3) $k_{n+1}(j) = i$ як завгодно часто для таких i , що $1 \leq i < n$.

Ітераційна процедура передбачає, що для фіксованого моменту часу j здійснюється трансформація компоненти $k_{n+1}(j)$ вектора $x(j)$, за умови, що інші компоненти залишаються незмінними. Для трансформації складової $x_{k_{n+1}(j)}(j)$ використовуються n складових, значення яких визначено на деякому з s попередніх ітераційних етапів.

Затримка для окремих складових $x_i(j - k_i(j))$ обумовлена часовим зсувом $k_i(j)$. При цьому значення складових, отримані після реалізації s ітераційних кроків, до уваги не беруться. Це означає, що отримання адекватного результату потребує оновлення кожної складової вектора $x(j)$. Процедура такого оновлення є довільною, а це вказує на те, що в даному випадку мова йде про узагальнення ітераційних методів із заданим порядком модифікації складових.

Задаючи конкретну послідовність J і число s , отримуємо конкретну ітераційну процедуру. Зокрема, якщо

$$k_i(j) = 0 \text{ для всіх } i = 1, \dots, n,$$

$$k_{n+1}(j) \equiv j(\bmod n) + 1, s=1,$$

то маємо $k_{n+1}(j) = i$ для $i = 1, \dots, n$. Таким чином, кожна складова вектора ітерацій в процесі n кроків ітерацій змінюється лише одного разу, що характеризує метод Гауса-Зейделя.

Якщо послідовність J задається умовами

$$k_i(j) = k_{n+1}(j) + 1 \text{ для всіх } i = 1, \dots, n,$$

$$k_{n+1}(j) \equiv j(\bmod n) + 1, s=n,$$

то знову маємо $k_{n+1}(j) = i$ для $i = 1, \dots, n$, але при цьому ітераційна процедура відповідає методу Якобі.

Метод хаотичних ітерацій застосовується для релаксації з параметром ω . Ітераційна процедура при цьому має такий вигляд:

$$x = \omega(Bx + C) + (1 - \omega)x$$

або після перетворень

$$x = (I - \omega D^{-1}A)x + \omega Cb.$$

Умови збіжності цього методу наступні:

$$\rho(|B|) < 1, \quad 0 < \omega < \frac{2}{1 + \rho(|B|)}.$$

Загальніший випадок методу хаотичної ітерації передбачає оновлення в кожний момент часу j більше однієї складової вектора $x(j)$ і нелінійність оператора F [142].

Нехай $\{J_j\}_{j \in N}$ – послідовність непорожніх підмножин $J_j \subset \{1, \dots, n\}$. Тоді ітераційну процедуру матиме вигляд:

$$x_i(j+1) = \begin{cases} x_i(j), & i \notin J_j, \\ f_i(x_1(j-k_1(j)), x_2(j-k_2(j)), \dots, x_n(j-k_n(j))), & i \in J_j. \end{cases}$$

Відзначимо наступні особливості.

1) Оператор $F: R^n \rightarrow R^n$, що задається як $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$, взагалі кажучи, є нелінійний;

2) $i \in \{J_j\}_{j \in N}$ необмежену кількість разів;

3) $x_i(j)$ трансформується принаймні один раз протягом s ітераційних кроків.

Описаний метод ітерацій визначає процес, при якому на ітераційному кроці j всі складові вектора $x(j)$ з номерами підмножини J_j , трансформуються, натомість всі інші складові цього даного вектора не змінюються. Трансформація складових $x_i(j)$ з номерами $i \in J_j$ здійснюється

одночасно. При цьому беруть до уваги n складових, значення яких були знайдені на деякому з s попередніх кроків. Затримка для окремих складових $x_i(j - k_i(j))$ обумовлена часовим зсувом $k_i(j)$. Також значення складових, отримані після реалізації s ітераційних кроків, до уваги не беруться.

Асинхронний ітераційний метод в порівнянні з хаотичними ітераціями знімає обмеження на глибину кроків ітерації, що проводяться для обчислення ітераційної послідовності $\{x(j)\}_{j \in N}$.

Якщо $F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$ – оператор, що визначає відображення $F: R^n \rightarrow R^n$, то відповідна йому асинхронна ітераційна послідовність $\{x(j)\}_{j \in N}$ задається наступним чином:

$$x_i(j+1) = \begin{cases} x_i(j), & i \notin J_j, \\ f_i(x_1(s_1(j)), x_2(s_2(j)), \dots, x_n(s_n(j))), & i \in J_j, \end{cases}$$

де $\Psi = \{J_j\}_{j \in N}$ – послідовність непорожніх підмножин $J_j \subset \{1, \dots, n\}$;

$S = \{s_i(j)\}_{j \in N}$, $i = 1, \dots, n$ – послідовність цілих невід'ємних чисел, що

задовольняють умови:

- 1) $0 \leq s_i(j) \leq j$ для $j = 1, 2, \dots$;
- 2) $\lim_{j \rightarrow \infty} s_i(j) = \infty$;
- 3) $i \in \{J_j\}_{j \in N}$ необмежену кількість разів.

Із специфіки хаотичного ітераційного методу впливає існування такого τ , що виконується нерівність $s_i(j) \geq j - \tau \geq 0$ для $j, i = 1, 2, \dots$. Ця умова слідує з того, що $\lim_{j \rightarrow \infty} s_i(j) = \infty$, а це означає, що метод асинхронних ітерацій є узагальненням методу хаотичних ітерацій.

Паралельні асинхронні методи з нерухомими точками є подальшим узагальненням розглянутих ітераційних процедур [143].

Для відображення $F: R^n \rightarrow R^n$ відповідна асинхронна ітераційна послідовність $\{x(t)\}_{t \in N}$ векторів $x(t) \in R^n$ задається рекурсивно наступним чином:

$$x_i(t+1) = \begin{cases} x_i(t), & t \notin T^i, \\ f_i(x_1(s_1^i(t)), x_2(s_2^i(t)), \dots, x_n(s_n^i(t))), & t \in T^i, \end{cases}$$

де $S^i = \{s_k^i(t)\}_{t \in N}$, $i, k = 1, \dots, n$ – послідовність цілих невід’ємних чисел, що задовольняють умови:

$$0 \leq s_k^i(t) \leq t \text{ для всіх } t \geq 0.$$

У даному випадку кожній складовій $f_i(x)$ відповідає окрема множина $S^i = \{s_k^i(t)\}_{t \in N}$. Вибір певної множини $S = S^i$, $i = 1, \dots, n$ і T^i дає ітераційну схему одного з вище розглянутих варіантів, які називають сценаріями.

Ітераційні методи можуть характеризуватися повною або частковою асинхронністю. Ітераційний метод з повною використовує ітераційну послідовність за таких умов:

$$1) t_h \in T^i, \quad i = 1, \dots, n, \quad \lim_{h \rightarrow \infty} t_h = \infty;$$

$$2) \lim_{k \rightarrow \infty} s_k^i(t_h) \rightarrow \infty.$$

Ітераційний метод з частковою асинхронністю використовує ітераційну послідовність, яка визначається параметром τ , за виконання наступних умов:

1) для всіх $t \geq 0$ та $i = 1, \dots, n$ знайдеться принаймні один елемент з множини $\{t, t+1, t+2, \dots, t+\tau-1\}$, який належить T^i ;

2) для всіх $t \in T^i$ виконується нерівність

$$t - \tau < s_k^i(t) \leq t;$$

3) $s_i^i(t) = t$ для всіх $t \in T^i$ та $i = 1, \dots, n$.

Позначимо $X = \prod_{i=1}^n X_i$ і припустимо, що для кожного $i = 1, \dots, n$

знайдеться така послідовність $\{X_i(k)\}$ підмножин множини X_i , що виконуються наступні умови:

- 1) $X(k) = X_1(k) \times X_2(k) \times \dots \times X_n(k)$;
- 2) $X_i(k+1) \subseteq X_i(k)$;
- 3) $F(X(k)) \subseteq X(k+1)$;
- 4) для $x(k) \in X(k)$, $k \in N$, $\lim_{k \rightarrow \infty} x(k) \rightarrow x^*$.

За виконання цих умов маємо збіжність ітераційного методу з повною асинхронністю.

У випадку часткової асинхронності кожне значення вектора $x(t+1)$ визначається на основі попередніх значень $z(t) = \{x(t), x(t-1), \dots, x(t-\tau+1)\}$, кількість яких задається параметром асинхронності τ .

Обчислювальний процес за макроасинхронним двостадійним методом можна організувати на нейронній мережі з повним графом зв'язків між нейронами. Характерною особливістю таких обчислень є можливість реалізації ітераційного процесу у групі блочних нейронів, не чекаючи очікуючи завершення макроітераційного процесу в інших блоках. Результат обчислень $x_i^{(h)} = E y_i$ окремого блоку h формується на основі значень макроітерацій в інших блоках. Для формального представлення макроасинхронного двостадійного методу визначимо множину послідовностей $\{J_i\}_{i \in N}$, $J_i \subseteq \{1, 2, \dots, L\}$.

Особливість процедури макроасинхронності в тому, що обмін інформацією між блоками здійснюється лише перед початком певної макроітерації. Зважаючи на те, що цей момент настає незалежно для блоку, інформація, одержана від інших блоків, відповідає різним номерам ітерацій $r(k, i)$. Реалізація ітераційної схеми передбачає декомпозицію матриці на блочні оператори. Початковий вектор

$$x_0 = (x_0^{(1)}, x_0^{(2)}, \dots, x_0^{(L)})$$

асоціюється з послідовністю

$$x_i^{(l)} = \begin{cases} x_{i-1}^{(l)}, & l \notin J_i, \\ D^{(l)}(i) \left(x_{r(1,i)}^{(1)}, x_{r(2,i)}^{(2)}, \dots, x_{r(l,i)}^{(l)} \right)^T + T^{(l)}(i)b, & l \in J_i, \end{cases}$$

де $D^{(l)}(i)$ і $T^{(l)}(i)$ — декомпозиції відповідних матриць, які задають ітераційну схему.

З урахуванням локальних ітерацій отримуємо наступну форму запису:

$$x_i^{(l)} = \begin{cases} x_{i-1}^{(l)}, & l \notin J_i, \\ E_l \left[R_l^{s(i,l)} x_{r(l,i)}^{(l)} + \sum_{j=0}^{s(i,l)-1} R_l^j B_l^{-1} \left(N_l \sum_{k=1}^L x_{r(l,i)}^{(k)} + b \right) \right], & l \in J_i, \end{cases}$$

де

- 1) $r(l,i) < i$ для $l = 1, 2, \dots, L, i = 1, 2, \dots$;
- 2) $\lim_{i \rightarrow \infty} r(l,i) \rightarrow \infty$ для $l = 1, 2, \dots, L$;
- 3) множина $\{i : l \in J_i\}$ необмежена для $l = 1, 2, \dots, L$.

Позначимо $K(i)$ послідовність операторів, що мають спільну нерухому точку x^* , і виконується нерівність:

$$\|K(i)x - x^*\| \leq \alpha \|x - x^*\| \text{ для } x \in R^n, \alpha \in [0,1) \text{ та } i = 1, 2, \dots$$

Припустимо, що послідовність $r(l,i)$ і множини J_i , $l = 1, 2, \dots, L$, задовольняють наведені вище умови. Тоді послідовність ітерацій:

$$x_i^{(l)} = \begin{cases} x_{i-1}^{(l)}, & l \notin J_i, \\ K^{(l)}(i) \left(x_{r(1,i)}^{(1)}, x_{r(2,i)}^{(2)}, \dots, x_{r(l,i)}^{(l)} \right), & l \in J_i, \end{cases}$$

збігається до x^* при довільному початковому x_0 [144].

У повністю асинхронних двостадійних методах реалізується принцип отримання інформації від різних блоків. Конкретне значення $x_{r(l,i)}^{(l)}$

визначається номером локальної ітерації $j=1,2,\dots,s(i,l)-1$, тому задамо послідовність $r(j,l,i)$, на основі якої побудуємо ітераційну послідовність методу:

$$x_i^{(l)} = \begin{cases} x_{i-1}^{(l)}, & l \notin J_i, \\ E_l \left[R_l^{s(i,l)} x_{r(j,l,i)}^{(l)} + \sum_{j=0}^{s(i,l)-1} R_l^j B_l^{-1} \left(N_l \sum_{k=1}^L x_{r(j,l,i)}^{(l)} + b \right) \right], & l \in J_i, \end{cases}$$

де

- 1) $r(j,l,i) < i$ для $j=0,2,\dots,s(i,l)-1$, $l=1,2,\dots,L$, $i=1,2,\dots$;
- 2) $\lim_{i \rightarrow \infty} \left(\min_{j=0,2,\dots,s(i,l)-1} r(j,l,i) \right) \rightarrow \infty$ для $l=1,2,\dots,L$;
- 3) множина $\{i : l \in J_i\}$ необмежена для $l=1,2,\dots,L$.

За наявності максимальної остачі хаотичної послідовності множин, достатньою умовою збіжності асинхронних ітераційних методів є збіжність оператора переходу між ітераціями. Асинхронність при цьому розуміється як можливість обчислення окремих складових вектора ітерації незалежно від решти складових через дію відповідної складової оператора переходу. Це супроводжується збіжністю послідовності ітерацій до єдиної для всіх складових оператора переходу нерухомої точки.

У гільбертовому просторі H розглянемо операторне рівняння:

$$y = F(y), \quad (3.6)$$

де $F:H \rightarrow H$.

Припустимо, що для F існують такі числа $\gamma_1, \gamma_2 < 0$, що для всіх $y, z \in H$ виконуються нерівності:

$$\langle F(y) - F(z), y - z \rangle \leq \gamma_1 \|y - z\|^2, \quad (3.7)$$

$$\|F(y) - F(z)\|^2 \leq \gamma_2 \langle F(y) - F(z), y - z \rangle \leq \gamma_1 \|y - z\|^2. \quad (3.8)$$

Якщо оператор F неперервний, то операторне рівняння (3.6) має єдиний розв'язок у кулі:

$$\left\{ y : \|y\| \leq \frac{\|F(0) - F(y)\|}{1 - \gamma_1} \right\}.$$

З умови (3.7), маємо:

$$\begin{aligned} \langle y - F(y) - z + F(z), y - z \rangle &\leq \|y - z\|^2 - \langle F(y) - F(z), y - z \rangle \geq \\ &\|y - z\|^2 - \gamma_1 \|y - z\|^2 = (1 - \gamma_1) \|y - z\|^2. \end{aligned}$$

Визначимо оператор $\Phi(y)$ з релаксаційним параметром ω :

$$\Phi(y) = 2\omega F(y) + (1 - \omega)y.$$

Операторне рівняння $y = \Phi(y)$, для якого виконується нерівність (3.7), і крім цього виконується умова:

$$\omega < \frac{2}{2 - \gamma_2}$$

має єдиний розв'язок для довільного оператора F .

Припустимо, що хаотична послідовність $\{J_i\}_{i \in N}$ має максимальну остачу, виконуються наступні умови:

$$\langle F(y) - F(z), y - z \rangle \leq \gamma_1 \|y - z\|^2,$$

$$\|F(y) - F(z)\|^2 \leq \gamma_2 \langle F(y) - F(z), y - z \rangle \leq \gamma_1 \|y - z\|^2,$$

$$\gamma_2 < \gamma_1 < \frac{\gamma_2}{2 - \gamma_2},$$

$$\omega > \frac{1 - \gamma_1 - \sqrt{(1 - \gamma_1)^2 - (1 - n^{-2})(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}}{1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2},$$

$$\omega < \frac{1 - \gamma_1 + \sqrt{(1 - \gamma_1)^2 - (1 - n^{-2})(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}}{1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2}.$$

Тоді для $i = 1, 2, \dots$ асинхронний ітераційний процес

$$y_j^{(i)} = \begin{cases} y_j^{(i-1)}, & j \notin J_i, \\ \Phi_j(y^{(i-1)}), & j \in J_i, \end{cases}$$

збіжний до єдиного розв'язку ϕ операторного рівняння (3.6) за будь-якого початкового значення $y(0)$, так що:

$$\|y(i) - \phi\| \leq \rho^{\lambda(i)}(\omega) \|y(0) - \phi\|,$$

де $\lambda(i)$ – кількість макроітерацій, що включають послідовність $\{y(m)\}_{m=1}^i$.

Припустимо, що кожна складова оператора F залежить від скінченного наборів $y = (y_1, \dots, y_n)$, кількість яких не перевищує β . Тоді маємо локально-асинхронний ітераційний процес. В такому разі можна розширити допустимий діапазон варіації релаксаційного параметра ω , а саме:

$$\omega > \frac{1 - \gamma_1 - \sqrt{(1 - \gamma_1)^2 - (1 - \beta^{-2})(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}}{1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2},$$

$$\omega < \frac{1 - \gamma_1 + \sqrt{(1 - \gamma_1)^2 - (1 - \beta^{-2})(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}}{1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2}.$$

Збіжність методу залишається, а для заданої точності ε слід провести кількість макроітерацій:

$$\lambda(i) \geq \frac{\ln \varepsilon}{\ln \beta \rho(\omega)}.$$

Нижня оцінка необхідної кількості макроітерацій:

$$\lambda_{\min} \geq \frac{\ln \varepsilon}{\ln \beta + \ln \gamma_1(\gamma_2 - \gamma_1) - \ln(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}.$$

Збіжність локально-асинхронного процесу можна покращити, якщо накласти додаткові обмеження на оператор F . Зокрема, якщо для оператора F існує диференціал за Гато в деякій кулі K_r , існують такі числа $\gamma_3, \gamma_4 < 0$, що виконуються нерівності:

$$\|F(z)y\|^2 \leq \gamma_3 \langle F'(z)y, y \rangle,$$

$$\langle F'(z)y, y \rangle \leq \gamma_4 \|y\|^2,$$

хаотична послідовність $\{J_i\}_{i \in \mathbb{N}}$ має максимальну остачу, а для релаксаційного параметра ω виконуються наступні умови:

$$\omega < \frac{2}{2 - \gamma_4},$$

$$\omega > \frac{1 - \gamma_1 - \sqrt{(1 - \gamma_1)^2 - (1 - \beta^{-2})(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}}{1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2},$$

$$\omega < \frac{1 - \gamma_1 + \sqrt{(1 - \gamma_1)^2 - (1 - \beta^{-2})(1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2)}}{1 - 2\gamma_1 + \gamma_1\gamma_2}.$$

Тоді для $i = 1, 2, \dots$ локально-асинхронний ітераційний процес збіжний до єдиного розв'язку ϕ операторного рівняння (3.6), так що:

$$\|y(i) - \phi\| \leq \rho^{\lambda(i)}(\omega) \|y(0) - \phi\|,$$

для $y(i) \in K_r$ і $\rho(\omega) = (1 - \omega)^2 + \omega(2 - 2\omega + \omega\gamma_3)\gamma_4$.

Висновки до третього розділу

1. Досліджено вплив аномалій на процес буріння НГС та відповідно оцінено потенційні методи усунення та компенсації такого впливу, що супроводжується низкою чинників, що істотно ускладнюють застосування класичних методів, зменшуючи при цьому практичну цінність як отриманих на їх основі результатів, так і відповідних рішень. У цьому контексті виправданим для такого оцінювання є застосування нейронечітких технологій, які дозволяють розглядати процеси за доволі «жорстких» в класичному розумінні умов відсутності достовірної інформації (даних), неповної чи нечіткої інформації, складних нелінійних функціональних залежностей, якими характеризується зв'язки між елементами, показниками досліджуваних процесів. Показники процесу буріння НГС є засобами оцінки гіпотез, які складають основу плану дій, використовуються для контролю його реалізації та досягнення планових результатів, будучи інструментами для прийняття рішень. Таким чином показники формують задачу прийняття рішень, яка описується множиною допустимих альтернатив та визначеним відношенням переваги. За умови бінарного відношення порівнюються попарно тільки дві альтернативи із певної множини. Задача прийняття рішень передбачає вибір допустимої альтернативи, яка є найкращою серед усіх альтернатив за даного відношення переваги. При цьому відношення переваги можна представити за допомогою функції корисності або у формі бінарного відношення переваги.

2. Розроблено нейронечітку модель оцінювання впливу аномалій на процес буріння НГС, ключовими елементами якої є нечітка продукційна база знань, що включає в себе набір експертно-лінгвістичних нечітких правил типу «якщо-то», які пов'язують між собою лінгвістичні оцінки режимних параметрів буріння та аномалій, механізм нечіткого логічного висновку і система налаштування моделі відповідно до використовуваної бази знань. Оптимізація моделі оцінки аномалій полягає у пошуку невідомих параметрів функцій належності лінгвістичних термів для всіх змінних, що мінімізують заданий критерій. Методика усунення впливу аномалій на основі реалізації

запропонованої нейронечіткої моделі передбачає налаштування вагових коефіцієнтів моделі в цілях отримання бажаного впливу на вхідні дані, а також процедуру оптимізації архітектури нейронної мережі. Останнє включає оптимізацію топології мережі та узагальнення в цілях ефективного функціонування в суттєво розширеному просторі, який використовувався для навчання мережі.

3. Реалізовано метод оптимізації нейронної мережі в формі градієнтного спуску. Градієнтний спуск є ітераційним процесом, який обчислює градієнт функції за кожним параметром моделі та корегує ці параметри в напрямку, протилежному градієнту. У стохастичному варіанті градієнтного спуску корегування параметрів моделі відбувається на основі випадково вибраної підмножини даних. Регуляризація дозволяє запобігати перенавчанню нейронної мережі та передбачає застосування методів, що штрафують модель за надмірну складність або сильну залежність від окремих ознак чи нейронів. Оптимізація гіперпараметрів є важливим елементом функціонування мережі, оскільки належний вибір гіперпараметрів здатний істотно підвищити продуктивність моделі. Методами пошуку найбільш ефективного набору гіперпараметрів є сітковий та випадковий пошук, байєсівська оптимізація, еволюційні алгоритми. Нейронний архітектурний пошук є інноваційним методом, що має за мету автоматизацію процесу проектування архітектури нейронної мережі та відшукування такої архітектурної конфігурації, яка найкраще відповідає заданій задачі. Ансамблеві методи дозволяють підвищити ефективність і точність роботи мережі за рахунок комбінування декількох моделей.

4. Описано ітераційний процес у нейронній мережі, що починається з надходження на вхід вектора даних. Далі кожен нейрон реалізує свою частину загального оператора, використовуючи свої дані та інформацію, одержану від інших нейронів. Синхронний ітераційний процес має дві стадії обробки інформації: обчислювальну та комунікаційну, що слідує одна за одною і активуються у всіх нейронах через сигнал керуючого нейрона. На обчислювальній стадії кожним із нейронів обчислюється відповідна

компонента оператора, а на комунікаційній здійснюється передача на входи всіх нейронів результатів обчислень відповідних компонент. В рамках асинхронної взаємодії розглядають одностадійний (за структурою подібний до синхронного) та двостадійний асинхронні ітераційні процеси. У двостадійному асинхронному ітераційному процесі є локальні (внутрішні) та глобальні ітерації. Особливість принципу асинхронної взаємодії полягає у відсутності потреби оновлення всіх компонент вхідного вектора перед початком чергової обчислювальної процедури.

РОЗДІЛ 4

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ДАНИХ РЕЖИМНИХ ПАРАМЕТРІВ ПРОЦЕСУ БУРІННЯ НАФТОГАЗОВИХ СВЕРДЛОВИН

4.1. Аналіз статистичних підходів до оцінки режимних параметрів процесу буріння та підходів до побудови прогностичних моделей

В процесі буріння нафтогазових свердловин використовується цілий ряд давачів для моніторингу різних параметрів. Зібрані сенсорні дані можуть бути використані в різних експертних системах для підтримки процесів прийняття рішень або для прогнозування динаміки процесу буріння. Бездротові давачі застосовуються через їх низьке енергоспоживання, низьку вартість та стандартизацію протоколів. Зазвичай експертні системи, які працюють з такими даними, стають у нагоді, коли досліджувані події швидко змінюються і їх неможливо передбачити заздалегідь. Таким чином, технології сенсорних мереж можуть бути використані для збору великих обсягів даних, особливо в контексті цифрового родовища, і в кінцевому підсумку вони подаються в системи підтримки прийняття рішень для генерації різних сценаріїв рішень і прогнозування. Однак, точне і відповідне генерування сценаріїв цими системами є ненадійним через потенційно помилкову природу сенсорних даних. Причиною цього є те, що сенсорні дані можуть містити відсутні дані, дубльовані дані або суперечливі дані через обмеження ресурсів, таких як заряд батареї, обчислювальна потужність чи пропускна здатність каналу зв'язку. Таким чином, дані, що генеруються сенсорними вузлами, стають ненадійними і неточними. Також в суворих умовах, де давачі розміщені незахищеним чином, вони можуть виходити з ладу, що може теж призводити до пошкодження даних. Наявність відсутнього значення, дублікатів або неузгодженості з даними давачів призводять до створення різних типів невизначеностей, таких як неповнота, незнання, розпливчастість, неточність і неоднозначність. Наявність

невизначеності в даних з давачів, спричиненої вищезгаданими факторами, може спричинити аномалії в даних з давачів. Таким чином, дані стають ненадійними, і якщо вони не будуть відфільтровані перед подачею в експертні системи, результати, отримані такими системами, можуть виявитися неточними. Тому необхідно використовувати відповідні методи для обробки аномальних даних з можливістю обробки різних типів невизначеності в інтегрованій структурі. Для забезпечення надійності та точності сенсорних даних у будь-якій експертній системі необхідно використовувати методи виявлення аномалій. Аномалії – це патерни в даних, які відхиляються від чітко визначеної нормальної поведінки. Різні методи виявлення аномалій включають параметричні (статистичні) та непараметричні методи. У параметричних методах дані аналізуються з використанням розподілу щільності, де дані з низькою релевантністю порівнюються з розподілом, і ті, що не вписуються, вважаються аномаліями. Прикладом параметричного методу є багатовимірний метод Гаусса, який використовує статистичні моделі. Непараметричні методи, з іншого боку, базуються на правилах, які генеруються на основі даних. Кожному правилу надається вагове значення залежно від частоти його використання, а аномальні дані визначаються за допомогою певних порогових значень. Прикладами непараметричних методів є асоціативний та нечіткий видобуток правил на основі асоціативної бази правил. Важливо враховувати, що ці методи не завжди включають явища невизначеності сенсорних даних, тому необхідно уважно вибирати підхід в залежності від конкретної задачі та характеру даних.

Отже, задача дослідження полягає в побудові нового алгоритму виявлення аномалій на основі правил, який здатний обробляти згадані види невизначеності в інтегрованій структурі, що дозволить точно виявляти аномальні дані та фільтрувати їх перед подачею на вхід системи для точного прогнозування подій, а також оцінки ризиків, пов'язаних з ними.

Дослідження з виявлення аномалій в даних [145-155] тривають вже давно, особливо в галузі статистики. Основний принцип цього методу полягає в тому, що аномальні дані слід виявляти за допомогою параметричного або

гаусівського розподілу [156, 157], а також за допомогою функції щільності ймовірності [158, 159]. У цьому методі остання використовується для обчислення оцінки аномальності даних. Потім використовується порогове значення для визначення аномальних даних на основі оцінки аномалії. У методі виявлення аномалій на основі Гаусса припускається, що набір даних підпорядковується розподілу Гаусса. Набір даних, який є одномодальним, симетричним, асимптотичним за своєю природою, зазвичай має нормальний розподіл. Якщо набір даних не може повністю слідувати розподілу, то можна помітити неточність у виявленні аномалій. Ця неточність спричиняє невизначеність у виявленні аномалій. Тому статистичні алгоритми виявлення аномалій, такі як гаусівський розподіл, не враховують невизначеність. Крім того, всі набори даних не можуть бути змодельовані за допомогою гаусівського розподілу, якщо точки даних не згруповані навколо середнього значення набору даних. Крім того, пороговий параметр може бути важко визначити, оскільки різниця між аномальними та нормальними даними може бути дуже близькою. Більше того, якщо набір даних є асиметричним і бімодальним, то належне виявлення аномальних даних важко отримати за допомогою гаусівського розподілу. Однак природа сенсорних даних [160, 161] є асиметричною або бімодальною. Тому статистичний підхід до виявлення аномалій не буде ефективним для виявлення аномалій. Натомість, підхід, заснований на знаннях, що базується на частоті точок даних у наборах даних, забезпечує краще виявлення аномальних даних. Оскільки дані з давачів є асиметричними за своєю природою, визначення частоти даних може бути використано для розробки правил. Це, в свою чергу, може сформувати базу знань і, таким чином, може бути використано для виявлення аномалій у даних давачів за допомогою різних підходів, що базуються на знаннях.

Як правило, при виявленні аномалій на основі правил або знань, детектор аномалій використовує заздалегідь визначені правила для класифікації точок даних як аномалій або нормальних даних.

Правило асоціації [162-164] – це підхід, що базується на правилах для

видобування даних. Метод виявлення аномалій на основі асоціативних правил заснований на виявленні частих шаблонів у наборі даних. У цьому методі кожна точка даних у наборі даних розглядається як транзакція. Таким чином, транзакції, які містять менш часті шаблони, визначаються як аномалія. Для виявлення аномальних транзакцій цей метод визначає міру, яка називається FPOF (Frequent Pattern Outlier Factor). Однак цей метод може добре працювати з точними даними, а отже, він не дуже добре підходить там, де природа даних містить нечіткість. Крім того, дані з давачів містять різні типи невизначеності, такі як незнання, неповнота, неоднозначність, розпливчастість і неточність з причин, описаних у попередньому розділі. Таким чином, за допомогою цього методу не можна видобути відповідні правила, а отже, виявлення аномалії виходить з даних давачів.

Сенсорні дані можна розглядати як великий обсяг реальних даних, зібраних з сенсорних вузлів [165, 166]. Характеристики цих даних залежать від атрибутів даних, а також від кореляції між даними у просторі та часі. Кожен сенсорний вузол може мати один або декілька давачів. Наприклад, вузол давачів з одним датчиком, можна вважати таким, що надає одномірно атрибутовані дані. З іншого боку, сенсорний вузол, що складається з двох датчиків можна вважати багатовимірними атрибутивними даними. Порівняно легше виявити відхилення з одновимірних атрибутивних даних, оскільки потрібно розглядати один тип даних. Однак для виявлення аномалії в багатовимірних атрибутивних даних необхідно розглядати декілька типів даних разом. Крім того, на виявлення аномалій у даних давачів також впливає спеціальна та часова кореляція із зібраними даними. Тимчасова кореляція означає, що зчитування даних з давачів в один момент часу пов'язане з попереднім моментом часу. Спеціальна кореляція, навпаки, передбачає, що існує кореляція між даними, зібраними з географічно близько розташованих давачів.

У правилах нечіткої асоціації точки даних перетворюються на нечіткі значення за допомогою функції належності. Потім генеруються правила нечіткої асоціації на основі частих точок даних або рідкісних даних. За

допомогою згенерованих правил виявляються аномальні дані з даних давачів. Нечіткі множини долають проблему переоцінки або недооцінки граничних значень за допомогою функції належності. Нечітка логіка [167, 168] здатна впоратися з невизначеністю, зумовленою неточністю, неоднозначністю та розмитістю, але не з іншими.

Однак метод Гауса, який є статистичним підходом, не здатний впоратися з невизначеністю через випадковість, та нечіткість. З іншого боку, підхід, що базується на правилах, наприклад, правилі асоціацій, використовує знання, які можуть бути оцінені як істинні або хибні. Таким чином, цей підхід теж не може впоратися з невизначеністю через нечіткість, незнання або неповноту. Нечітка логіка може впоратися з невизначеністю через нечіткість, але не може впоратися з незнанням і неповнотою. Вона також не здатна впоратися з невизначеністю через незнання в нечіткості. Отже, жоден зі згаданих методів не може впоратися з усіма типами невизначеності в інтегрованій структурі.

Таким чином, алгоритм виявлення аномалій на основі Гауса надає механізм для виявлення аномалій з багатовимірних даних давачів без будь-яких попередніх знань про ці дані. Алгоритм припускає, що дані з давачів підпорядковуються нормальному або гаусівському розподілу. Однак це не так для всіх даних давачів, і в такому випадку алгоритм виявлення аномалій на основі гаусівського розподілу не може ефективно виявляти аномальні дані. Крім того, алгоритм не має механізму для виявлення та усунення невизначеності через незнання, неповноту, двозначність, нечіткість та неточність. Виявлення аномалій на основі асоціативних правил не залежить від розподілу даних. Однак, йому також не вистачає роботи з невизначеністю. Нечіткі асоціативні правила надають механізм для вирішення проблеми переоцінки або недооцінки граничних значень за допомогою функцій належності. Ці методи здатні впоратися з невизначеністю, зумовленою неточністю, неоднозначністю та розмитістю, але не з іншими характеристиками, оскільки використовуються нечіткі множини. Тому потрібен новий алгоритм для вирішення всіх типів невизначеності, які існують у даних з

давачів, за допомогою інтегрованого фреймворку для виявлення аномальних даних з можливістю обробки різних типів невизначеності, таких як незнання, неповнота, неоднозначність, розпливчастість і неточність для виявлення аномальних сенсорних даних [169-171].

Точне прогнозування з використанням реальних даних вважається складним завданням для різних методів машинного навчання. Варто зазначити, що на сьогодні в різних наукових і промислових галузях по всьому світу безперервно генерується велика кількість даних завдяки Інтернету речей (IoT) і хмарним сервісам. Ці великі обсяги даних неминуче містять різні невизначеності, такі як: неповнота, незнання, розпливчастість, неточність і неоднозначність. Ці невизначеності становлять значну проблему для точного прогнозування на основі даних. Для подолання згаданих вище невизначеностей широко використовуються підходи нечіткого навчання [172, 173]. Ці підходи використовуються в обробці зображень, управлінні портфоліо, управлінні двигунами, де невизначеність є регулярним явищем. Системи нечіткого навчання автоматично вивчають нечіткі функції належності і, відповідно, виводять нечіткі правила з великої кількості навчальних даних [174, 175]. Використовуючи механізм виведення, нечіткі значення генеруються з нечітких правил. Потім нечіткі значення перетворюються на чіткі за допомогою різних методів дефазифікації, таких як метод центру ваги, метод середнього максимуму та метод середнього значення по центру. Однак системи нечіткого навчання можуть вирішувати проблеми невизначеності, пов'язані з неточністю, неоднозначністю та розмитістю, але не з неповнотою та незнанням.

Експертні системи, засновані на правилах (Rule-Based Expert Systems) [176, 177], являють собою вдосконалену версію систем нечіткого навчання. Вони сприяють кращому представленню невизначених знань завдяки включенню структури переконань. Зазвичай, експертна система складається з двох основних компонентів: бази знань та механізму виведення. У традиційній базі знань в якості схеми представлення знань використовуються правила

"ЯКЩО-ТО" (IF-THEN), наприклад, "ЯКЩО умова 1, ТО висновок 1". Семантика цього правила полягає в тому, що "висновок 1" є на 100% визначеним, оскільки "умова 1" є правдивою. Однак це правило не охоплює сценарій, коли впевненість у тому, що "висновок 1" зумовлений "умовою 1", становить менше ніж 100%.

Загалом, такі системи можуть бути двох різних типів. Один з них – кон'юнктивні БЗ, де кожен попередній атрибут правила з'єднується за допомогою логічного оператора. Інший тип – диз'юнктивні БЗ, де в попередній частині правила використовується логічний оператор OR. Кон'юнктивна БЗ потребує більше обчислювального часу, оскільки є прикладом комбінаторної вибухової задачі, що виникає внаслідок з'єднання попередніх атрибутів правила логічним оператором AND. Отже, база правил кон'юнктивного типу складається з великої кількості правил. Диз'юнктивна БЗ, навпаки, потребує менше обчислювального часу, оскільки в ній використовується логічний оператор OR в антецедентній частині правила, а отже, і менша кількість правил загалом.

Останнім часом глибоке навчання стає ефективним методом для розв'язання різних типів задач зокрема регресійним методом завдяки своїй здатності обробляти сирі дані безпосередньо. Однак Deep Learning не має можливості вирішувати різні типи невизначеності, оскільки воно базується на нейронних мережах, які за своєю природою обмежені в роботі з невизначеністю [178, 179]. З іншого боку, система на основі правил здатна вирішувати різні типи невизначеності, такі як незнання, неповнота, масштабність, розпливчастість і неточність в інтегрованій роботі. Однак такі системи не мають можливості інтегрувати асоціативну пам'ять у процедуру виведення, оскільки більшість операцій базуються на множенні, підсумовуванні та діленні. Оскільки ці оператори не мають можливості запам'ятовування, вони не здатні виявляти повні патерни з часткової інформації. Наприклад, використання ступенів відповідності при обчисленні ваги активації правила за допомогою операторів множення та ділення не дозволяє отримати точні значення активації

кожного правила в системі виведення. Ці неповні значення впливатимуть на процедуру агрегації правил, яка використовується для побудови прогнозу. Тому в цьому дослідженні розглядаються методи, засновані на глибокому навчанні, зокрема, глибока нейронна мережа (DNN), для розрахунку ваги активації правила з урахуванням ступенів збігу, що дозволяє обчислювати більш точні значення активованого правила. Причиною використання методу глибокого навчання на основі DNN є те, що він базується на штучних нейронних мережах (ШНМ). ШНМ – це системи асоціативної пам'яті, а отже, здатність відновлювати цілісні ситуації з часткової інформації, а також здатність співвідносити вхідні дані з інформацією, що зберігається в пам'яті. Таким чином, запропонований нами метод базується на асоціативній пам'яті, що дозволяє отримати повне значення ваги активації правил з урахуванням ступенів співпадіння. Це відіграватиме важливу роль при побудові системи виведення для дуже точної обробки особливо великих обсягів даних про процес буріння НГС.

Глибоке (глибинне) навчання [180-184] використовується для вирішення різних проблем прогнозування на основі даних. Однак, для підвищення точності прогнозування використовуються різні алгоритми, які покращують точність прогнозування. Зокрема метод «випадкового лісу» [185, 186] використовується як техніка глибокого навчання для покращення задач класифікації. У запропонованому дослідженні глибинне навчання було використано для вилучення високорівневих ознак режимних параметрів процесу буріння і передачі їх алгоритму випадкового лісу для виконання завдань класифікації.

У задачах прогнозування транспортних потоків [187] можна спостерігати поєднання теорії нечітких обчислень та глибокої залишкової мережі для вирішення проблеми невизначеності. Такі системи, як правило, містять ряд модулів, а саме: вхідні дані, глибоку згорткову мережу, нечітку мережу, модуль злиття та предиктор. На початку вхідні дані передаються одночасно до нечіткої мережі і глибокої згорткової мережі. Після обробки даних вони об'єднуються в

модулі злиття і надсилаються до модуля предиктора. Модуль злиття використовує цільові функції або функції втрат для навчання параметрів модулів нечіткої мережі і глибокої згорткової мережі. Під час фази навчання відповідні параметри модифікуються таким чином, щоб мінімізувати значення цільової функції. Після завершення фази навчання можна згенерувати прогнозовані значення, ввівши дані в модель. Модуль глибокої згорткової мережі використовується для виявлення закономірностей даних, тоді як сама нечітка мережа використовується для усунення невизначеності.

Однак нечіткі системи не можуть врахувати невизначеність через неповноту та незнання, що заважатиме точності прогнозування. Крім того, бізнес-логіка задачі, як правило, включає складні дані, оскільки складається з просторової та часової інформації. Таким чином, ці дані спричинятимуть неповноту через відсутність інформації та незнання через невідповідність даних. Оскільки такі типи невизначеностей не можуть бути вирішені за допомогою нечітких систем, вони впливатимуть на точність прогнозування.

Ієрархічна злита нечітка глибинна нейронна мережа [188] використовується як основний інструмент класифікації даних. Дані передаються до нечіткої системи та модуля глибинної нейронної мережі одночасно, а потім вихідні дані цих двох модулів об'єднуються для передачі до шару, керованого завданням, для отримання результату класифікації. Фазифікація нечіткого модуля відповідно допомагає впоратися з невизначеністю, а глибоке навчання знижує рівень шуму в даних. Однак такі мережі страждають від притаманного нечітким системам обмеження, яке полягає у відсутності вирішення проблеми невизначеності через неповноту та незнання.

4.2. Моделі виявлення аномалій для сенсорних даних процесу буріння нафтогазових свердловин в умовах невизначеності

Керування буровою установкою під час процесу буріння нафтогазових

свердловин є складною задачею через багатовимірність об'єкта, неоднорідність умов та вплив зовнішніх факторів. Бурова установка взаємодіє з навколишнім середовищем, враховуючи апріорну та поточну невизначеність. Керування включає регулювання кількох параметрів для забезпечення ефективності.

Перша група параметрів – це ті, які можна регулювати на вході у об'єкт: напрямна сила на долото, швидкість обертання долота, об'єм і характеристики промивальної рідини. Друга група параметрів – це ті, які не можна регулювати і їх значення залежить від умов буріння: тип і діаметр бурового долота, глибина свердловини, параметри бурильної колони, геометрія долота. Ці параметри визначають умови процесу. До цієї групи також відносяться зовнішні впливи, такі як опір статичного тиску, тертя колони бурильних труб, властивості гірських порід тощо. Третя група параметрів – це ті, що залежать від інших входних параметрів: механічна швидкість буріння, просування долота, зношення оснащення та інше. Аналіз цих параметрів цими параметрами вимагає точного контролю та аналізу у реальному часі для досягнення оптимальних результатів у бурінні.

Важливою складовою дослідження є опис практичних випадків застосування розглянутих алгоритмів у реальних умовах буріння нафтогазових свердловин. Це може включати аналіз даних з метою виявлення потенційно небезпечних умов або аварійних ситуацій, а також вдосконалення систем моніторингу та контролю процесу буріння.

Нехай $TP_{set} = \{tp_1, tp_2, \dots, tp_l\}_l \in N$ є множиною з l -літералів, які будемо розглядати як режимні параметри буріння $DB_{drill} = \{db_{tr}^1, db_{tr}^2, \dots, db_{tr}^m\}_{m+N}$ множини з m -транзакцій, кожна з яких складається множини режимних параметрів TP_{set} . Розглянемо набір елементів в формі режимних параметрів X , що є не підмножиною для TP_{set} . Відповідно довжина набору даних X визначається відповідно щільності елементів режимних параметрів в X . Тоді набір елементів довжини n будемо називати n -набором режимних параметрів. В такому випадку транзакція $db_{tr} \in DB_{drill}$ вважатиметься такою,

що містить набір X , якщо $db_{tr} \supseteq X$. Підтримка набору даних X визначається як відповідна метрика:

$$supp_{set}^{item}(x) = \frac{\|db_{tr} \in DB_{drill} \mid X \subseteq db_{tr}\|}{\|db_{tr} \in DB_{drill}\|} \quad (4.1)$$

Бінарне правило асоціації створюється на основі частих наборів елементів транзакцій, що відбуваються в базі даних. Набори елементів – це колекція елементів, доступних у базі даних. Існує два основних параметри, а саме підтримка та достовірність. Підтримка може бути визначена як частота наборів елементів у всій базі даних, поділена на кількість транзакцій. Довіру можна визначити як частоту наборів елементів у правилі, поділену на частоту наборів елементів у попередній частині правила.

Метрика підтримки для асоціативного правила задаватиметься через:

$$supp_{set}^{item}(RC \Rightarrow SC) = supp_{set}^{item}(RC \cup SC) \quad (4.2)$$

де $RC(relevancy\ condition)$ – умова релевантності,

$SC(satisfaction\ condition)$ – умова задоволення.

Метрика впевненості асоціативного правила задаватиметься відповідно як:

$$conf.metr(RC \Rightarrow SC) = supp_{set}^{item}(RC \cup SC) / supp_{set}^{item}(RC) \quad (4.3)$$

Тоді бінарне асоціативне правило матиме вигляд:

$$RC \Rightarrow SC \quad (4.4)$$

де RC і SC позначають відповідні набори даних щодо значень релевантності режимних параметрів та умов задоволення накладених обмежень.

$$FPOF(db_{tr}) = \frac{\sum_x [supp_{set}^{item}(X)]}{\|FPS(DB_{drill}, [supp_{set}^{item}]_{min})\|} \quad (4.5)$$

де $X \subseteq db_{tr}$; $X \in \mathcal{M}(DB_{drill}, [supp_{set}^{item}]_{min})$;

$FPS(frequently\ pattern\ set)$ – набір частих патернів $FPS(DB_{drill}, [supp_{set}^{item}]_{min})$.

У бінарних асоціативних правилах підтримка обчислюється шляхом обчислення частоти елементів. Правило асоціації оцінюється як істинне або хибне, а отже, не дає можливості врахувати будь-які типи невизначеності. Однак, сенсорні дані містять різні типи невизначеності, і, таким чином, просте правило асоціації не підходить для виявлення аномалії в сенсорних даних. Крім того, знаходження правил зв'язку за даними давачів з кількісними атрибутами є проблематичним через поганий семантичний зміст для визначення сенсорних даних, що створює нечіткість. Нечіткі асоціативні правила створюються на основі кількісних даних, в яких кожен кількісний елемент перетворюється на нечітку множину, а нечіткі операції використовуються для знаходження нечітких асоціативних правил.

$$(x_i \text{ is } [rc_1]) \text{ AND } (x_i \text{ is } [rc_2]) \Rightarrow (y_i \text{ is } [sc_k]) \quad (4.6)$$

Кількісні значення з сенсорних даних представляються за допомогою лінгвістичних міток або еталонних значень нечіткими множинами в процесі видобування нечітких правил асоціації з сенсорних даних. Наприклад, значення атрибуту сенсорних даних, такого як *швидкість обертання долота*, можуть бути представлені за допомогою різних лінгвістичних міток, таких як *дуже висока*, *висока*, *середня* та *низька* у нечіткій множині. Це допомагає представити семантичний зміст сенсорних даних більш ефективно, ніж бінарне правило асоціації, надаючи значущі лінгвістичні мітки сенсорних даних. Більше того, використовуючи нечіткі функції приналежності нечітких множин, можна вирішити проблему переоцінки або недооцінки граничних значень бінарного

правила асоціації, дозволивши часткову приналежність до різних нечітких множин.

Розглянемо базу даних DB_{drill} , що складається з множини транзакцій RC_{tr} .

$$Rank_{DB_{drill}}(SC) = \frac{\sum_{trid=0}^{|DB_{drill}|} rank(RC_{trid}, SC)}{|DB_{drill} \cdot SC|} \quad (4.7)$$

де $DB_{drill} \cdot SC$ – це підмножина транзакцій, що покривається нечітким правилом для SC у базі даних DB_{drill} .

Метрика підтримки визначається виразом:

$$supp_{DB_{drill}}(SC) = \frac{\sum_{trid=0}^{|DB_{drill}|} sup(RC_{trid}, SC)}{|DB_{drill}|} \quad (4.8)$$

де $|DB_{drill}|$ – загальна кількість транзакцій.

Крім того, бінарні правила асоціації чутливі до невеликих змін значень, що є регулярним явищем у сенсорних даних. Правило асоціації також має тенденцію переоцінювати або недооцінювати граничне значення під час процесу перетворення бази даних транзакцій у бінарну базу даних шляхом розбиття значень атрибутів. Алгоритми виявлення аномалій для сенсорних даних в умовах невизначеності розглядають лише один атрибут за раз. Тому він не може врахувати всі типи невизначеності в даних з давачів, а також це призводить до генерації більшої кількості правил. Механізм виведення нечітких асоціативних правил не має жодних можливостей для запобігання невизначеності в даних давачів, таких як неповнота. Однак не виключено, що датчик не може надіслати дані через обмеженість мережевих ресурсів або зловмисну атаку, що спричиняє невизначеність, таку як неповнота. Тому правило нечіткої асоціації не повністю підходить для виявлення аномалій. База правил впевненостей є розширенням традиційної бази правил IF-THEN. Правило впевненостей має антецедентну частину та консеквент. Атрибут

антецедент приймає референтні значення, та можливі ступені вірогідності пов'язані з наслідком правила вірогідності. Вага правила, вага попереднього атрибуту та ступінь вірогідності – це параметри представлення знань, які використовуються в БЗ для відображення невизначеності. Правило є повним, якщо сума ступенів вірогідності, пов'язаних з кожним референтним значенням консеквентного атрибуту, дорівнює одиниці. Якщо сума менше одиниці, то правило вважається неповним, що може бути пов'язано з неповною інформацією або незнанням. Зв'язок між попередніми атрибутами та наступним атрибутом є нелінійним, тоді як у випадку правила IF- THEN він є лінійним.

Правило переконання можна визначити так:

IF [Drill.Bitload] is High AND

[Drill.BitRotationalSpeed] is Medium THEN

[Drill.Mode] is {(Rational, 0.1), (Optimal, 0.3), (Forced, 0.7)}

(4.9)

Загалом, сенсорні дані, які збираються з навколишнього середовища, є нелінійними за своєю природою. Таким чином призначені для представлення у короткочасній пам'яті, тоді як база правил знаходиться у довготривалій пам'яті. Загальний ступінь або комбінований ступінь відповідності до якого вхідні дані відповідають всій прецедентній частині k -го правила, можна обчислити за допомогою відповідного виразу. Слід відзначити, що кожне правило не має однакової ваги при обчисленні референтних значень атрибуту послідовності. Ця вага активації дорівнює нулю, якщо k -те правило не активоване. Коли вхідні дані для будь-якого з антецедентів ігноруються або відсутні, то ступінь правдоподібності, пов'язаний з кожним правилом в базі правил, повинен бути оновлений. Тому в процедурі оновлення впевненостей ступінь впевненостей кожного правила оновлюється. Механізм виведення використовується для генерації правил довіри на основі даних з давачів.

У процесі роботи над моделлю було виконано кілька кроків, включаючи перетворення вхідних даних, обчислення ваги активації правила, оновлення впевненостей та агрегування правил з використанням методу доказових

міркувань. Завдання перетворення вхідних даних полягає в розподілі вхідних даних за еталонними значеннями атрибуту правила, який називається ступенем відповідності. Після того, як ступінь відповідності визначено, правила стають антецедентами пакетів.

$$rc_k = aggr((CF_{k1}, rc_1^k), \dots, (CF_{k\ tr_k}, rc_{tr_k}^k)) \quad (4.10)$$

$$rc_k = \prod_{i=1}^{tr_k} (rc_i^k)^{\overline{CF}_{k_i}} \quad (4.11)$$

де $\overline{CF}_{k_i} = \frac{CF_{k_i}}{\max_{i=1, \dots, tr_k} \{CF_{k_i}\}}$ при умові що $0 \leq \overline{CF}_{k_i} \leq 1$;

tr_k – щільність антецедентних атрибутів у k -му правилі.

Вага активації $weight_k$ для k -го правила буде:

$$weight_k = \frac{[RuleWeight]_k rc_k}{\sum_{i=1}^k [RuleWeight]_i rc_i} \quad (4.12)$$

де $[RuleWeight]_k$ представляє вагу правила, а rc_k об'єднує ступінь релевантності для k -го правила.

$$sc_{i_k} = \overline{sc}_{i_k} \frac{\sum_{tr=1}^{tr_k} (\Delta(tr, k)) \sum_{j=1}^{tr} ([rc_{tr}]_j)}{\sum_{t=1}^{tr_k} (\Delta(tr, k))} \quad (4.13)$$

де

$$\Delta(tr, k) = \begin{cases} 1 & \text{якщо } tr_{def}(Rule_k(tr = 1, \dots, tr_k)) \\ 0, & \text{інші} \end{cases}$$

де \overline{sc}_{i_k} – представляє початковий ступінь довіри, в той час як sc_{i_k} є оновленим ступенем довіри для k -го правила, rc_{tr_j} – представляє ступінь довіри, що вхідне значення належить атрибуту.

$$rc_j = \frac{\theta \times [\prod_{k=1}^L (weight_k \theta_{jk} + 1 - weight_k \sum_{j=1}^N \theta_{jk}) - \prod_{k=1}^L (1 - weight_k \sum_{j=1}^N \theta_{jk})]}{1 - \theta \times [\prod_{k=1}^L (1 - weight_k)]} \quad (4.14)$$

де

$$\theta = \left[\sum_{j=1}^N \prod_{k=1}^L \left(weight_k rc_{jk} + 1 - weight_k \sum_{j=1}^N rc_{jk} \right) - (N - 1) \right. \\ \left. \times \prod_{k=1}^L \left(1 - weight_k \sum_{j=1}^N rc_{jk} \right) \right]^{-1}$$

Кінцеві значення можуть бути перетворені в чіткі значення за допомогою оцінки корисності, пов'язаної з кожним референтним значенням, для отримання кінцевого результату. Отже, підсумовуючи, ступені вірогідності еталонних значень виразів мають дорівнювати одиниці, якщо наявні всі дані давачів для прецедентної частини правил, які враховують невизначеність через неповноту. Вираз враховує невизначеність, пов'язану з незнанням або відсутністю значень від давачів, шляхом оновлення ступеня вірогідності кожного з правил під час процедури оновлення вірогідності. Крім того, невизначеність, пов'язана з нечіткістю, неточністю та неоднозначністю, враховується у виразі під час процесу агрегування правил. Дані з давачів, в свою чергу, будуть виступати в якості початкових правил впевненостей для представлення бази знань експертної системи. Отже, необхідно дослідити відповідні методи виведення. Однак, у світлі процедур виведення на основі правил впевненостей охоплюють початкові правила впевненостей. Задача перетворення вхідних даних може бути виконана шляхом розробки бази даних вхідних транзакцій у вигляді перетворення бази даних транзакцій впевненостей у базу даних транзакцій ступенів довіри. Оскільки в цьому випадку використовуються як бінарні, так і нечіткі правила, необхідно розробити процедуру для обчислення підтримки бази даних транзакцій впевненостей.

Однак, типові процедури виведення, які складаються з перетворення вхідних даних, обчислення ваги активації правил, оновлення впевненостей та агрегації правил бази правил впевненостей, не можуть бути безпосередньо застосовані для виявлення правил впевненостей на основі даних з давачів. Причиною цього є те, що у випадку сенсорних даних немає необхідності мати початкову базу правил, *оскільки метою інтелектуального аналізу сенсорних даних є виявлення наборів правил впевненостей розрахунок ступенів довіри до бази даних транзакцій впевненостей, що може бути досягнуто шляхом розробки матриці впевненостей та розрахунку відстані Хеммінга. Це дозволить обчислити достовірність кожної транзакції бази даних впевненостей. Зрештою, для даних з давачів можна знайти правила асоціації впевненостей, які виступатимуть в якості початкової бази правил впевненостей для експертної системи. Можна продемонструвати, що за допомогою правил асоціації впевненостей можна усунути аномалії значень достовірності з сенсорних даних.*

На першому кроці дані з давачів, серед яких ми хочемо знайти аномалію, в кожній точці даних присвоюється ідентифікатор. Відтепер кожна транзакція заноситься до бази даних транзакцій. Потім база даних транзакцій перетворюється в базу даних транзакцій впевненостей за допомогою вхідного перетворення. На наступному кроці, який називається обчислення підтримки, розраховується підтримка даних з давачів. Згодом створюється матриця впевненостей. Потім обчислюється відстань Хеммінга, щоб знайти відмінності між транзакціями. Обчислюється довіра до кожної операції. Використовуючи матрицю впевненостей, а також на основі значень довіри, визначаються правила асоціації на основі правил впевненостей, які не містять аномальних даних з давачів і, таким чином, можуть бути використані як початкові правила впевненостей в базі правил. Це демонструє новий спосіб вилучення правил впевненостей з сенсорних даних.

Таблиця 4.1 Приклад бази даних транзакцій

Номер транзакції	Глибина	Навантаження на долото	Кількість обертів долота	Швидкість буріння
<i>t1</i>	3305.0	26217.8639999999	1.3147203	0.0040880540
<i>t2</i>	3310.0	83492.2930000000	1.3286739	0.0051593830
<i>t3</i>	3315.0	97087.8820000000	1.4201163	0.0059714693
<i>t4</i>	3320.0	54793.2060000000	1.5939307	0.0054191089
<i>t5</i>	3325.0	50301.5790000000	1.6532620	0.0054352483
<i>t6</i>	3330.0	56835.1940000000	1.6574500	0.0047382740
<i>t7</i>	3335.0	37638.0280000000	2.1392383	0.0088117672
<i>t8</i>	3340.0	37638.0280000000	2.1392383	0.0088117672
<i>t9</i>	3345.0	44564.5830000000	1.9748064	0.0084562083
<i>t10</i>	3350.0	60928.6029999999	1.7357419	0.0073915492

Таблиця 4.2 Орієнтовні значення навантаження на долото

Навантаження на долото	Низький рівень	Середній рівень	Високий рівень	Надвисокий рівень
Орієнтовне значення	10 000	40 000	70 000	100 000

Таблиця 4.3 Орієнтовні значення кількості обертів долота

Кількість обертів долота	Низький рівень	Середній рівень	Високий рівень	Надвисокий рівень
Орієнтовне значення	1.2	1.7	2.2	2.7

Крім того, для підтримки видобування сенсорних даних необхідно розробити новий спосіб для обчислення підтримки та достовірності, як обговорювалося під час попереднього формування бінарних та нечітких правил асоціації. Однак ці методи обчислення підтримки та довіри не можуть враховувати різні типи невизначеності. Отже, необхідно розробити нові методи,

які б враховували різні типи невизначеності при обчисленні підтримки та достовірності. Таким чином, це дослідження демонструє нові методи розрахунку підтримки та довірчої ймовірності шляхом включення різних типів невизначеності, як буде продемонстровано нижче.

Вхідна база даних транзакцій буде містити всі дані з давачів. Щоб ідентифікувати дані з давачів, кожному рядку даних присвоюється унікальний ідентифікаційний номер, який називається ідентифікатором транзакції. Однак, дані з давачів мають кількісну природу. Тому ці дані містять невизначеність, таку як неточність, розмитість. Більше того, ці дані також є семантично бідними. Тому, щоб усунути вищезазначені невизначеності та вирішити проблему поганого семантичного наповнення вводяться еталонні значення та лінгвістичні мітки. Дані з бази вхідних транзакцій будуть використані для отримання бази транзакцій впевненостей, яка міститиме дані сенсорів з референтними значеннями. В якості лінгвістичних міток та референтних значень на вхід беруться транзакційні бази даних, а потім формується сенсibilізована база даних.

$$NormValue(x_i + 1) = \frac{|x_i - rc|}{|x_i - x_{i+1}|} \quad (4.15)$$

$$NormValue(x_i) = 1 - NormValue(x_i + 1) \quad (4.16)$$

де $x_i < rc < x_{i+1}$

$$\theta_{j_k} \geq 0, \sum_{j=1}^N \theta \leq 1 \quad (4.17)$$

Отримані дані перетворюються в еталонні значення за допомогою функції корисності. Це полегшує обчислювальну процедуру розрахунку підтримки. Цей крок дозволяє врахувати невизначеність, пов'язану з неоднозначністю, нечіткістю та неточністю сенсорних даних, шляхом розподілу ступеня вірогідності на еталонні значення. Перетворення вхідної бази

даних транзакцій у базу даних транзакцій впевненостей нагадує вхідне перетворення механізму виведення бази правил впевненостей. Згодом еталонні значення використовуються для обчислення опорних значень сенсорних даних, що є важливим кроком для видобутку аномалій.

База даних транзакцій впевненостей може бути визначена як сукупність еталонних значень сенсорних даних. Дані показано в таблицях 4.4 та 4.5 відповідно. У стовпчику 1 таблиць 4.4 і 4.5 вказано ідентифікатор транзакції. Назва атрибуту та значення датчика наведені у стовпчику 2 таблиць 4.4 та 4.5.

Таблиця 4.4 Приклад бази даних транзакцій
на основі впевненостей експерта для навантаження на долото

Номер транзакції	Атрибут	Низький рівень	Середній рівень	Високий рівень	Надвисокий рівень
<i>t1</i>	<i>atr1</i> → 26217	0.459404533	0.540595467	0	0
<i>t2</i>	<i>atr1</i> → 83492	0	0	0.5502569	0.4497431
<i>t3</i>	<i>atr1</i> → 97087	0	0	0.097071	0.902929
<i>t4</i>	<i>atr1</i> → 54793	0	0.506893	0.493107	0
<i>t5</i>	<i>atr1</i> → 50301	0	0.656614	0.343386	0
<i>t6</i>	<i>atr1</i> → 56835	0	0.438827	0.561173	0
<i>t7</i>	<i>atr1</i> → 37638	0.078732	0.921268	0	0
<i>t8</i>	<i>atr1</i> → 37638	0.078732	0.921268	0	0
<i>t9</i>	<i>atr1</i> → 44564	0	0.847847	0.152153	0
<i>t10</i>	<i>atr1</i> → 60928	0	0.30238	0.69762	0

Таблиця 4.5 Приклад бази даних транзакцій
на основі впевненостей експерта для кількості обертів долота

Номер транзакції	Атрибут	Низький рівень	Середній рівень	Високий рівень	Надвисокий рівень
<i>t1</i>	<i>atr2</i> → 1.3147203	0.770559	0.229441	0	0
<i>t2</i>	<i>atr2</i> → 1.3286739	0.742652	0.257348	0	0
<i>t3</i>	<i>atr2</i> → 1.4201163	0.559767	0.440233	0	0
<i>t4</i>	<i>atr2</i> → 1.5939307	0.212139	0.787861	0	0
<i>t5</i>	<i>atr2</i> → 1.6532620	0.093476	0.906524	0	0
<i>t6</i>	<i>atr2</i> → 1.6574500	0.0851	0.9149	0	0
<i>t7</i>	<i>atr2</i> → 2.1392383	0	0.121523	0.878477	0
<i>t8</i>	<i>atr2</i> → 2.1392383	0	0.121523	0.878477	0
<i>t9</i>	<i>atr2</i> → 1.9748064	0	0.450387	0.549613	0
<i>t10</i>	<i>atr2</i> → 1.7357419	0.071484	0.928516	0	0

Розрахунок підтримки визначається як функція даних давачів і референтних значень щодо бази даних транзакцій впевненостей. Дані з давачів та референтні значення беруться як вхідні дані для розрахунку підтримки, а частота даних з давачів по відношенню до бази даних транзакцій впевненостей надається послідовно. Алгоритми виявлення аномалій на основі бінарних та нечітких асоціативних правил використовують функцію підтримки для знаходження ймовірності набору елементів у бази даних. У випадку **DrillWiselfPro** еталонні значення сенсорних даних також включаються в розрахунок підтримки.

$$supp_{set}^{item}(X_i) = \frac{\sum_{i,j}^n X_i * X_i.value_j}{|ID.Number|} \quad (4.18)$$

Таблиця 4.6 Обчислення значення підтримки
для навантаження на долото та кількості обертів долота

Навантаження на долото		Кількість обертів долота	
Значення	Підтримка	Значення	Підтримка
26217.8639999999	2621.786	1.3147203	0.131472
83492.2930000000	8349.229	1.3286739	0.132867
97087.8820000000	9708.788	1.4201163	0.142012
54793.2060000000	5479.321	1.5939307	0.159393
50301.5790000000	5030.158	1.6532620	0.165326
56835.1940000000	5683.519	1.6574500	0.165745
37638.0280000000	3763.803	2.1392383	0.213924
37638.0280000000	3763.803	2.1392383	0.213924
44564.5830000000	4456.458	1.9748064	0.197481
60928.6029999999	6092.86	1.7357419	0.173574

Таким чином, підтримка може враховувати такі невизначеності, як неповнота, незнання, розпливчастість, неточність і неоднозначність. Крім того, правило нечіткої асоціації враховує лише одне з референтних значень як показано в таблицях 4.4 і 4.5, і цей атрибут пов'язаний зі ступенем вірогідності. Включення цього явища до правил асоціації впевненостей дає змогу

вирішувати проблеми незнання та неповноти даних з давачів. Розрахунок підтримки допомагає врахувати невизначеність сенсорних даних, таких як неточність, неоднозначність і розпливчастість, оскільки шуканий вираз використовує еталонні значення.

Матрицю довіри можна визначити як комбінацію ступенів довіри до еталонних значень та допоміжних значень сенсорних даних. База даних транзакцій довіри та опорні значення сенсорних даних використовуються як вхідні дані для цієї процедури. Результатом цієї процедури є значення комірок матриці довіри, отримані шляхом множення відповідних ступенів довіри та опорних значень атрибутів у сенсорних даних, який використовується як вхідні дані для обчислення довіри. Оскільки значення сенсорних даних, які є кількісними за своєю природою, розподіляються між різними еталонними значеннями для подолання семантичної розрідженості сенсорних даних. Ступені достовірності, прикріплені до еталонних значень, що відповідають сенсорним даним, враховують невизначеність через неоднозначність, неточність і розпливчастість. Однак це не може усунути невизначеність через неповноту, а отже, ступені довіри, пов'язані з еталонними значеннями, необхідно помножити на відповідні опорні значення даних давачів, щоб усунути невизначеність через неповноту. Таким чином, за допомогою такого виразу можна сформуванати матрицю впевненостей.

$$CF_Matrix_Item_{i,j} = \text{supp}(rc_{k_i}) \times CF.DB_{drill_{k_j,x}} \quad (4.19)$$

Впевненість – це оцінка ступеня достовірності виявленого зв'язку між антецедентом і консеквентом правила. Активація правила, механізму виведення на основі правил впевненостей дуже схожа на обчислення впевненості. Однак, комбінований ступінь відповідності, для активації правила обчислюється за допомогою мультиплікативної функції агрегування. Оскільки вона не підходить для сенсорних даних через свою природу, її можна замінити популярною мірою схожості, яка називається відстанню Хеммінга. Крім того, відстань Хеммінга

підходить для роботи з сенсорними даними, оскільки вона призначена для роботи з кількісними даними, що є характерною особливістю сенсорних даних. Таким чином, достовірність правила асоціації на основі правил впевненостей можна визначити як функцію відстані Хеммінга транзакцій та загальної суми відстаней Хеммінга всіх транзакцій матриці впевненостей.

Таблиця 4.7 Матриця впевненостей експерта
для навантаження на долото та кількості обертів долота

<i>t1</i>	<i>t2</i>	<i>t3</i>	<i>t4</i>	<i>t5</i>	<i>t6</i>	<i>t7</i>	<i>t8</i>	<i>t9</i>	<i>t10</i>
1204.461	0	0	0	0	0	296.3332	296.3332	0	0
1417.326	0	0	2777.43	3302.872	2494.081	3467.47	3467.47	3778.396	1842.358
0	4594.221	942.4379	2701.891	1727.286	3189.438	0	0	678.0625	4250.502
0	3755.008	8766.35	0	0	0	0	0	0	0
0.101307	0.098674	0.079493	0.033813	0.015454	0.014105	0	0	0	0.012408
0.030165	0.034193	0.062518	0.12558	0.149872	0.15164	0.025997	0.025997	0.088943	0.161166
0	0	0	0	0	0	0.187927	0.187927	0.108538	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$rc_{t_j,k} = \sum_{j=1}^n hd(tr_j) \quad (4.20)$$

$$\eta_k = \sum_{i=1}^n rc_{t_i,k} \quad (4.21)$$

$$CF(tr_i) = \frac{\sum_{k=1}^n rc_{t_i,k}}{\sum_{k=1}^n \eta_k} \quad (4.22)$$

Процедура виявлення правил асоціації складається на основі еталонних значень з бази даних транзакцій впевненостей та значень довіри, виявлених у попередній процедурі. Традиційні правила ступенів впевненостей в наступних частинах правил даних пропонують нову процедуру виявлення через недоступність ступеня впевненостей аномалій. Система здатна враховувати різні типи невизначеності, такі як неповнота, незнання, розпливчастість, неточність і неоднозначність, які є загальними характеристиками сенсорних даних. Запропоновано нову процедуру розрахунку підтримки, яка враховує невизначеності, пов'язані з неповнотою. Крім того, запропоновано

вдосконалений до сенсорних даних метод обчислення впевненості за допомогою відстані Хеммінга замість використання функції мультиплікативного агрегування. Крім того, запропоновано робастне правило асоціації впевненостей шляхом вбудовування ступенів впевненостей з еталонними значеннями в передню частину правил, які будуть використовуватися як початкова база правил для експертної системи.

Таблиця 4.8 Кінцеві результати обчислення

Номер транзакції	Впевненість	Навантаження на долото	Кількість обертів долота
<i>t1</i>	0,131465	26217.8639999999900	1.314720300000
<i>t2</i>	0,132865	83492.2930000000000	1.328673900000
<i>t3</i>	0,14201	97087.8820000000000	1.420116300000
<i>t4</i>	0,159388	54793.2060000000000	1.593930700000
<i>t5</i>	0,165321	50301.5790000000000	1.653262000000
<i>t6</i>	0,16574	56835.1940000000000	1.657450000000
<i>t7</i>	0,213912	37638.0280000000000	2.139238300000
<i>t8</i>	0,213912	37638.0280000000000	2.139238300000
<i>t9</i>	0,197472	44564.5830000000000	1.974806400000
<i>t10</i>	0,173569	60928.6029999999900	1.735741900000

Веб-експертна система на основі правил впевненостей експертів буріння щодо значень його режимних параметрів здатна обробляти дані з давачів, а також виконувати прогнозування значень режимних параметрів.

Це означає, що виявлення аномалій за даними давачів за допомогою DRILLWISEIFPRO є кращим за інші методи завдяки врахуванню різних типів невизначеності, таких як неповнота, незнання, нечіткість, неточність та неоднозначність.

Метод виявлення гауссових аномалій припускає, що дані вибірки підпорядковуються нормальному розподілу. Тому він погано працює для даних про режимні параметри буріння НГС, оскільки більшість з таких даних є дані з давачів, що не підпорядковуються нормальному розподілу. Крім того, такий метод не враховує жодного типу невизначеності, що також впливає на ефективність виявлення аномалій. Навпаки, правило асоціації не залежить від

розподілу даних. Тому воно працює краще, ніж гаусові алгоритми для обох наборів даних (з давачів і регламентних). Однак, через те, що бінарне правило асоціації не враховує жодного типу невизначеності, воно не працює краще, ніж нечіткі випадки. Нечітке правило асоціації обробляє невизначеності, пов'язані з неточністю, неоднозначністю та розмитістю, що допомагає йому працювати краще, ніж бінарне правило асоціації. Таким чином, враховуючи невизначеності, пов'язані з неточністю, неоднозначністю та розпливчастістю, нечітке правило асоціації працює краще, ніж бінарне правило асоціації в досліджуваній предметній області.

$$[rc_1 \rightarrow sc_1]: \begin{cases} [Drill.Bitload]\{(Низький, 0.46), (Середній, 0.54), \\ (Високий, 0), (Надвисокий, 0)\} \\ [Drill.BitRotationalSpeed]\{(Низький, 0.77), (Середній, 0.23), \\ (Високий, 0), (Надвисокий, 0)\} \end{cases} \quad (4.23)$$

$$[rc_2 \rightarrow sc_2]: \begin{cases} [Drill.Bitload]\{(Низький, 0), (Середній, 0), \\ (Високий, 0.55), (Надвисокий, 0.45)\} \\ \Rightarrow [Drill.BitRotationalSpeed]\{(Низький, 0.74), (Середній, 0.256), \\ (Високий, 0), (Надвисокий, 0)\} \end{cases} \quad (4.24)$$

де $[Drill.Bitload]$ – навантаження на долото, $[Drill.BitRotationalSpeed]$ – кількість обертів долота.

Нарешті, система враховує всі типи невизначеності в інтегрованій структурі, що призводить до кращої продуктивності, ніж у гаусівських, бінарних та нечітких правил асоціації. З наведеного вище можна побачити, що виявлення аномалій з сенсорних даних за допомогою **DrillWiseIfPro** працює краще, ніж інші методи, завдяки врахуванню різних типів невизначеності, таких як неповнота, незнання, розпливчастість, неточність і неоднозначність. Більше того, пропонована система не залежить від навчального набору даних для виявлення аномалій, як це відбувається в класичних алгоритмах машинного навчання.

4.3. Побудова інтелектуальної системи на основі правил з функціями глибокого навчання для проблем буріння нафтогазових свердловин

Існує певна залежність між наборами параметрів процесу буріння. У загальному випадку правило представлене стрілкою матиме вигляд:

$$\{\{tcp_i\}^i, \{ucp_j\}^j\} \rightarrow \{\{tp_k\}^k\} \quad (4.25)$$

де $\{tcp_i\}, \{ucp_j\}$ – антецедентні регульовані і нерегульовані атрибути відповідно; $\{tp_k\}$ – наслідкові (консеквентні) атрибути.

$$Rule_L: \begin{cases} IF \{\{tcp_i = v_{tcp}^i\}\} , \\ THEN (\{tp_1\}^1; weight^1), (\{tp_2\}^2; weight^2), \dots, (\{tp_k\}^k; weight^k) \end{cases} \quad (4.26)$$

де $Rule_L$ – правила з набору; $weight^k$ – ваги.

Зазвичай, набір правил називається базою правил (RulesBase). Логічні зв'язки атрибутів антецедента у правилі можуть бути або AND, або OR. Правило вважається кон'юнктивним, якщо попередні атрибути з'єднані за допомогою AND. Аналогічно, якщо попередні атрибути правила з'єднані за допомогою OR, то воно називається диз'юнктивним. На основі логічної зв'язності таку конструкцію можна назвати кон'юнктивною або диз'юнктивною.

Обчислення ваг для кон'юнктивної конструкції відбувається за формулою:

$$weight_k = \frac{weight(Rule_L) \times \prod_{i=1} rd_{ki}}{\sum_{i=1} [weight(Rule_L) \times \prod_{i=1} rd_{Li}]} \quad (4.27)$$

Обчислення ваг для диз'юнктивної конструкції відбувається за формулою:

$$weight_k = \frac{weight(Rule_L) \times \prod_{i=1} rd_{ki}}{\sum_{i=1} [weight(Rule_L) \times \sum_{i=1} rd_{Li}]} \quad (4.28)$$

Процедура виведення складається з різних кроків, які проілюстровано на рисунку 4.1. До них відносяться перетворення вхідних даних, активація правил, обчислення ваг, оновлення ступеня зважування та агрегація правил. Вхідні дані розподіляються за еталонними значеннями попередніх атрибутів, що

називається ступенем відповідності, що досягається за допомогою процесу перетворення вхідних даних. Тоді правила називаються пакетом антецедентів. Згодом обчислюються ваги активації правил з використанням ступенів відповідності.

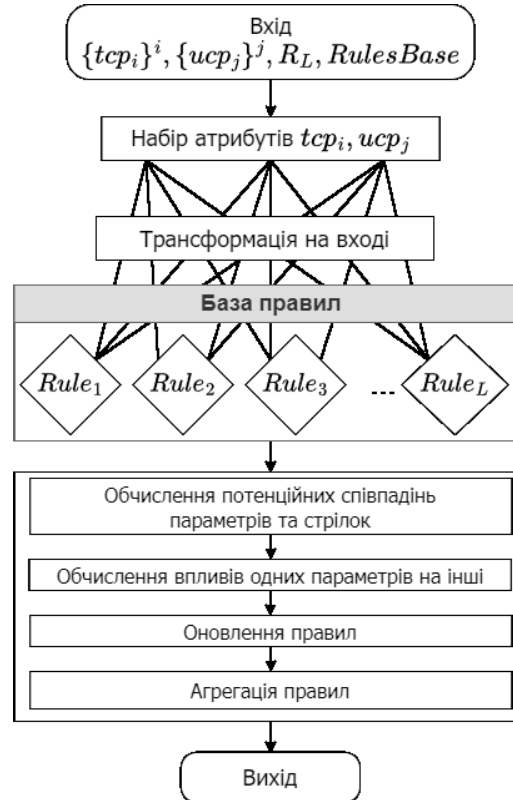


Рисунок 4.1 – Схема роботи системи на основі правил

Оновлення впевненостей відбувається за формулою:

$$CF_k = \overline{CF_k} \frac{\sum_{t=1} \lambda_i \times \sum_{i=1} rd_{ki}}{\sum_{t=1} \lambda_i} \quad (4.29)$$

де $\lambda_i = \begin{cases} 1, & \text{якщо атрибут використовується при визначенні правила } Rule_L; \\ 0, & \text{якщо атрибут НЕ використовується} \end{cases}$

$\overline{CF_k}$ – початковий ступінь впевненості.

Нечітке вихідне значення процедури агрегації правил конвертується у чітке значення з використанням коефіцієнтів релевантності, як показано у рівнянні (6). Це значення вважається кінцевим результатом.

$$cf_k = \sum_{i=1} [CF_k \times uf_L] \quad (4.30)$$

де cf_k – очікуване числове значення; uf_L – коефіцієнт релевантності.

Глибоке навчання – це метод, який автоматично виявляє необхідне представлення з даних для розрахунку прогнозування або класифікації. Найпростіша форма глибокого навчання складається з вхідного, прихованого та вихідного шарів. Зазвичай дані подаються на вхідний шар і передаються на прихований шар. Прихований шар може містити декілька шарів. Кілька прихованих шарів позначаються словом "Deep". Кожен шар має декілька нейронів. Кожен нейрон має функцію активації, яка створює нелінійне представлення даних. Нейрон допомагає представити особливості цих даних.

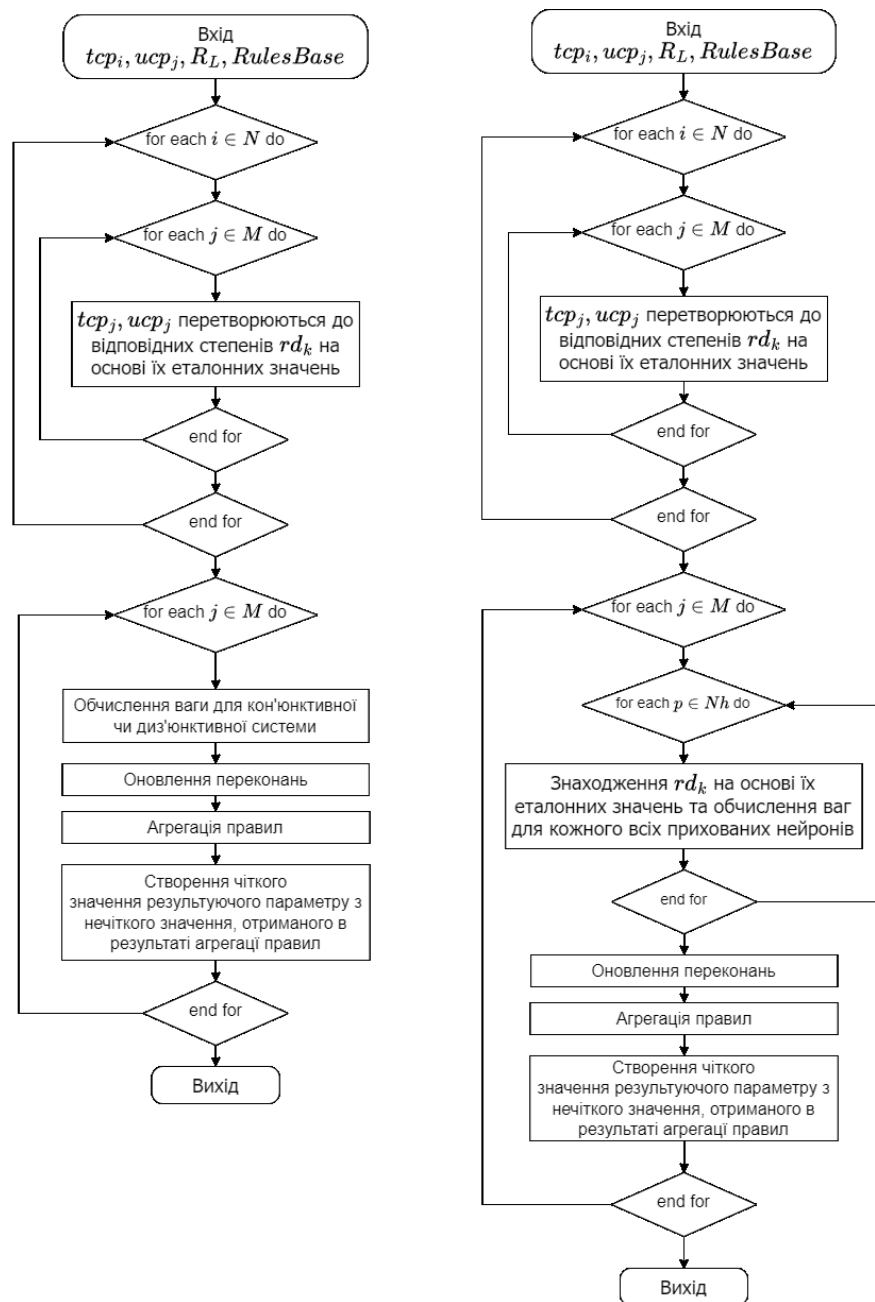


Рисунок 4.2 – Порівняння алгоритмів представлення та трансформації системи на основі правил до і після впровадження прихованих нейронних шарів

Спочатку вхідні дані зіставляються з відповідними ступенями еталонних значень попередніх атрибутів під час ініціалізаційного перетворення вхідних даних. Другим кроком є обробка вхідних даних засобами глибокого навчання. На цьому кроці застосовуються різні методи глибокого навчання такі як DNN(Deep Learning Network), LSTM (довга короткочасна пам'ять) та CNN (згорткові нейронні мережі). На цьому етапі будується багатошаровий нейрон, який має один вхідний шар, декілька прихованих шарів і один вихідний шар. Ступінь відповідності з кроку перетворення вхідних даних передається до вхідного шару. Кількість нейронів у вхідному шарі зазвичай дорівнює загальній кількості еталонних значень. Всі нейрони повністю з'єднані між собою. Вихідний шар містить таку саму кількість нейронів, що і кількість правил. Вихідний шар виробляє вагу активації для метаправил, які активують базові правила. Ваги нейронів ініціалізуються випадковими значеннями, а зміщення нейронів ініціалізуються нулем.

Третім кроком є оновлення впевненостей експертів, яке допомагає врахувати невизначеність, пов'язану з відсутністю попередньої ознаки. Четвертий крок – агрегація правил. Цей крок генерує нечітке значення. Нечітке значення пізніше перетворюється в чітке значення, яке є прогнозованим результатом. Схема вірогідності, оновлення ступеня впевненості, висновок на основі доказових міркувань враховують невизначеність, пов'язану з нечіткістю, неточністю та розмитістю значень режимних параметрів процесу буріння.

ВИСНОВКИ

1. Представлено аналіз існуючих типів давачів процесу буріння НГС, їх функціональних можливостей та характеристик, а також дані, які вони генерують під час буріння. Основна увага приділяється важливості оперативної оцінки даних для контролю та оптимізації процесу буріння. Розглядаються різні типи давачів за принципом дії, такі як давачі активного опору, реактивного опору та генеративні давачі. Також обговорюються методи структуризації даних, моніторинг процесу буріння, використання систем автоматичного контролю та передачі даних за допомогою стандартів WITSML. Побудована оцінка ефективності та точності вимірювань включає аналіз можливих похибок та впливу умов буріння на надійність отриманих даних.
2. Представлена загальна модель системи управління процесами буріння НГС, яка описує динамічні процеси буріння як просторово-часову систему з відповідними координатами. Введено змінні стану процесу буріння, фактори аномалій та керуючі дії для компенсації впливу аномалій. Модель передбачає інтегральний підхід до управління, враховуючи як локальні, так і глобальні аспекти. Визначені математичні вирази для аналізу та компенсації впливу аномалій, враховуючи стохастичні процеси, такі як "білий шум". Оцінено вплив аномалій на функції стану процесу буріння НГС на основі просторово-часової щільності. Введено модель процесу з урахуванням аномалій, яка описує стохастичну систему і керуючі впливи для компенсації аномалій. Досліджено методи знаходження формуючого фільтра для процесів з дробово-раціональною спектральною щільністю. Представлено умови і алгоритми компенсації аномалій типу "білий шум" з використанням принципів статистичного оптимуму.
3. Представлений метод оптимізації управління процесом буріння НГС передбачає мінімізацію впливу аномалій на виробничий процес, зменшення дисперсії вихідних параметрів та інтегрального показника. Якість управління обумовлюється витратами в системі управління і обмежується наявними

ресурсами. Задача оптимальної компенсації аномалій вирішується шляхом параметричної оптимізації, визначаючи оптимальні значення параметрів системи управління, що дозволяє сформулювати алгоритм управління і необхідні ресурси. Побудований метод часткової компенсації аномалій за обмежених ресурсів мінімізує статистичний критерій оптимальності, задовольняючи обмеження на ресурси. Компенсація пов'язана зі створенням резервних ресурсів та управління запасами. Розроблено комбінований спосіб компенсації, що дозволяє ефективно керувати виробничим процесом з урахуванням флуктуацій параметрів. Оптимізація включає техніко-економічне планування і оперативне управління, забезпечуючи компенсацію аномалій на тривалих інтервалах управління.

4. Розглянуто застосування теорії нечітких множин і нечіткої логіки для прийняття рішень за умов невизначеності при бурінні НГС. Використано нечіткі та лінгвістичні змінні для формалізації суб'єктивної інформації. Представляється механізм нечіткої імплікації та процедури дефазифікації, які перетворюють нечіткі висновки на числові значення. Задача прийняття рішень формулюється як вибір найкращої альтернативи за допомогою нечіткої логіки, що враховує переваги та критерії оцінки альтернатив. Представлено метод поєднання нечіткої логіки та нейронних мереж для створення нейронечітких систем для оцінки аномалій у даних процесу буріння нафтогазових свердловин. Розробка нейронечітких моделей включала створення нечітких нейронів, які обробляють нечіткі сигнали та функції активації. Представляється структура нейронечіткої системи, яка базується на розпізнаванні біологічних нейронних морфологій та використовує методи градієнтного спуску для налаштування параметрів. Описуються методи отримання нечітких правил із числових даних і процеси фазифікації та дефазифікації.

5. Представлено методи оптимізації нейронечіткої системи для покращення її продуктивності та точності. Основні аспекти включають налаштування вагових коефіцієнтів для досягнення бажаного впливу на вхідні дані та оптимізацію архітектури мережі. Аналізується тривіальний підхід, який

базується на використанні всіх доступних даних на етапі побудови та навчання мережі. Проте такий підхід оцінено проблематичним через відсутність повноти знань та великий обсяг оброблюваних даних. Внаслідок цього пропонується використання компромісних варіантів процедур навчання та ефективного узагальнення. Критерій оптимізації виражається через мінімізацію середньоквадратичної похибки з поділом на навчальну та реальну похибки. Реальна похибка оцінюється за даними, з якими мережа працює в реальних умовах, тоді як навчальна - під час роботи з навчальною вибіркою. Обґрунтовано використання ітераційних методів у нейронних мережах для оцінки аномалій даних. Описуються синхронні та асинхронні ітераційні процеси, що забезпечують обробку та передачу інформації між нейронами. У синхронних процесах всі нейрони одночасно виконують обчислювальні та комунікаційні завдання, тоді як асинхронні процеси допускають обробку даних без необхідності синхронізації всіх нейронів. Виділено тип хаотичних ітерацій, які дозволяють оновлювати компоненти векторів у довільному порядку, забезпечуючи ефективність розв'язання задач з невизначеністю. Обґрунтовано умови збіжності ітераційних методів, які включають використання релаксаційних параметрів та аналіз максимальних остач хаотичних послідовностей.

6. Побудовано та реалізовано алгоритмічні моделі для ефективного виявлення аномалій у сенсорних даних процесу буріння нафтогазових свердловин в умовах невизначеності. Імплементовано використання методів машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу сенсорних даних. Основні застосування включають обробку даних режимних параметрів, де аномалії можуть впливати на точність прийняття рішень. Запропоновані підходи враховують різні типи невизначеності, такі як неповнота, незнання, розмитість, неточність і неоднозначність. Запропоновано новий алгоритм виявлення аномалій на основі правил з коефіцієнтами впевненості, що дозволяє підвищити точність моніторингу і управління бурінням, зменшити ризики аварій та покращити захист персоналу і навколишнього середовища.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ НА ДЖЕРЕЛА

1. Чесановський М.С., Шекета В.І. Особливості контролю параметрів процесу буріння в контексті підтримки прийняття релевантних рішень. Всеукраїнський щоквартальний науково-технічний журнал “Розвідка та розробка нафтових і газових родовищ”. 2018. №1(66). С. 92-100.
<https://rrngr.nung.edu.ua/index.php/rrngr/article/view/250>
2. Mykola Chesanovskyu, Kostiantyn Kravtsiv, Liudmyla Poteraiilo. Software outlines for decisions making support in oil and gas engineering. Scientific papers of silesian university of technology 2021 organization and management series NO. 151.
http://managementpapers.polsl.pl/wp-content/uploads/2021/03/151_Chesanovskyu-Kravtsiv-Protsiuk-Poteraiilo.pdf
3. К.І. Кравців, Х.І. Думка, С.О. Дмитренко, В.Д. Мельник, В.І. Шекета. Перспективи інтелектуалізації технології цифрового родовища у вуглеводневій енергетиці. Міжнародна конференція "Нафтогазова енергетика", Івано-Франківськ, 21-24 вересня 2021р.
<https://nung.edu.ua/content/mntk-naftohazova-enerhetyka-2021>
4. A new generation, multi-sensor MLWD device for optimized drilling performance and reservoir insight: a case study, offshore abu dhabi / W. Fares et al. Adipex, Abu Dhabi, UAE, 31 October – 3 November 2022. 2022. URL: <https://doi.org/10.2118/211609-ms> (date of access: 04.06.2024).
5. Desbrandes R., Clayton R. Chapter 9 Measurement While Drilling. Developments in Petroleum Science. 1994. P. 251–279. URL: [https://doi.org/10.1016/s0376-7361\(09\)70233-x](https://doi.org/10.1016/s0376-7361(09)70233-x) (date of access: 07.06.2024).
6. Drilling-Data Acquisition / I. Dowell et al. Drilling Engineering. 2006. P. 647–685. URL: <https://doi.org/10.2118/9781555631147-ch15> (date of access: 07.06.2024).
7. Honeywell. Measurement while drilling (MWD) for oil rigs.
https://www.mouser.com/pdfDocs/app-note_wing-union-mwd_008925-1-en.pdf.

8. Booth J. E. Real-Time drilling operations centers: a history of functionality and organizational purpose - the second generation. SPE intelligent energy conference and exhibition, Utrecht, The Netherlands. 2010. URL: <https://doi.org/10.2118/126017-ms> (date of access: 04.06.2024).
9. Laurens M., Kales M. Moving beyond realtime operations centres. International petroleum technology conference, Doha, Qatar. 2014. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-17583-ms> (date of access: 04.06.2024).
10. Machine learning-based drilling system recommender: towards optimal BHA and fluid technology selection / G. Skoff et al. SPE/IADC international drilling conference and exhibition, Stavanger, Norway, 7–9 March 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/212559-ms> (date of access: 07.06.2024).
11. Using bayesian network to develop drilling expert systems / A. S. Al-Yami et al. SPE heavy oil conference and exhibition, Kuwait City, Kuwait. 2016. URL: <https://doi.org/10.2118/184168-ms> (date of access: 07.06.2024).
12. WITSML real time inter-operability testing / J. G. Pickering et al. SPE digital energy conference and exhibition, Houston, Texas, USA. 2009. URL: <https://doi.org/10.2118/123208-ms> (date of access: 04.06.2024).
13. A novel x-ray based high pressure mass flow rate sensor for MPD operations / V. Singhal et al. SPE annual technical conference and exhibition, Dallas, Texas, USA. 2018. URL: <https://doi.org/10.2118/191595-ms> (date of access: 04.06.2024).
14. Autonomous viscosity/density sensing system for drilling edge-computing system / M. Gonzalez et al. International petroleum technology conference, Riyadh, Saudi Arabia, 21–23 February 2022. 2022. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-21968-ms> (date of access: 04.06.2024).
15. First LWD NMR acquisition in 8.5-inch extended reach well / A. M. Soma et al. International petroleum technology conference, Dhahran, Saudi Arabia, 12 February 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-23806-ea> (date of access: 04.06.2024).

16. Ledroz A., Weston J., Moisan J. Gyro wellbore placement using advanced solid-state sensor technology. IADC/SPE international drilling conference and exhibition, Galveston, Texas, USA. 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/199585-ms> (date of access: 04.06.2024).
17. Liu H., Shor R., Park S. Intelligent wellbore path estimation using multiple integrated MEMS sensors. SPE/IADC international drilling conference and exhibition, The Hague, The Netherlands. 2019. URL: <https://doi.org/10.2118/194127-ms> (date of access: 04.06.2024).
18. Macpherson J. D., Jogi P. N., Vos B. E. Measurement of mud motor rotation rates using drilling dynamics. SPE/IADC drilling conference, Amsterdam, Netherlands. 2001. URL: <https://doi.org/10.2118/67719-ms> (date of access: 06.06.2024).
19. Field validation of scalable condition-based maintenance (CBM) of mud pumps / D. Yoon et al. SPE/IADC international drilling conference and exhibition, Stavanger, Norway, 7–9 March 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/212564-ms> (date of access: 04.06.2024).
20. Gravdal J. E. Real-Time evaluation of kick during managed pressure drilling based on wired drill pipe telemetry. International petroleum technology conference, Doha, Qatar. 2009. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-13959-ms> (date of access: 04.06.2024).
21. Lessons learned from in-bit weight and torque measurement / C. Vempati et al. SPE annual technical conference and exhibition, Virtual. 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/201360-ms> (date of access: 04.06.2024).
22. Managing losses with controlled mud level drilling / G. Smaaskjar et al. IADC/SPE asia pacific drilling technology conference and exhibition, Bangkok, Thailand. 2018. URL: <https://doi.org/10.2118/191037-ms> (date of access: 04.06.2024).
23. Real time advanced flow analysis for early kick/loss detection & identification of open fractures. / R. Al-Muraikhi et al. SPE kuwait oil and gas show

and conference, Kuwait City, Kuwait. 2013. URL: <https://doi.org/10.2118/167335-ms> (date of access: 04.06.2024).

24. Taher A., Fouda M. Unlocking reservoir potential with logging-while-drilling technologies in mature fields. SPE conference at oman petroleum & energy show, Muscat, Oman, 22–24 April 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2118/218561-ms> (date of access: 04.06.2024).

25. Abdelaal A., Elkatatny S., Ibrahim A. Viscometer readings prediction of flat rheology drilling fluids using adaptive neuro-fuzzy inference system. Middle east oil, gas and geosciences show, Manama, Bahrain, 19–21 February 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.2118/213648-ms> (date of access: 07.06.2024).

26. Abu Alsaud S., Katterbaue K., Alshehri A. Optimizing underbalanced coiled tubing drilling monitoring via advanced in-line sensing AI framework. SPE conference at oman petroleum & energy show, Muscat, Oman, 22–24 April 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2118/218798-ms> (date of access: 04.06.2024).

27. Al-Marzouqi A. M. ADMA-OPCO rtoc quality & excellence assurance for well deilevery. Abu Dhabi international petroleum exhibition and conference, Abu Dhabi, UAE. 2010. URL: <https://doi.org/10.2118/138755-ms> (date of access: 04.06.2024).

28. Al-yami A. S., Schubert J. Drilling fluids consultation system: development and field applications. SPE western regional meeting, Bakersfield, California, USA. 2012. URL: <https://doi.org/10.2118/152098-ms> (date of access: 07.06.2024).

29. A new condition monitoring system improves the reliability of the RCD element during the MPD jobs / K. K. Machocki et al. IADC/SPE managed pressure drilling & underbalanced operations conference & exhibition, Virtual, 14–16 September 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2118/206386-ms> (date of access: 04.06.2024).

30. First wired drill pipe deployment in adriatic sea / A. Salomone et al. Abu Dhabi international petroleum exhibition & conference, Abu Dhabi, UAE. 2019. URL: <https://doi.org/10.2118/197833-ms> (date of access: 04.06.2024).

31. Gjerstad K., Bergerud R., Thorsen S. T. Exploiting the full potential in automated drilling control by increased data exchange and multi disciplinary collaboration. SPE annual technical conference and exhibition, Virtual. 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/201763-ms> (date of access: 04.06.2024).

32. Intelligent drilling system: expanding the envelope of wired drill pipe / O. Sehsah et al. Abu Dhabi international petroleum exhibition & conference, Abu Dhabi, UAE. 2017. URL: <https://doi.org/10.2118/188321-ms> (date of access: 06.06.2024).

33. Mansour A., Zerpa L., Sampaio J. Evaluation of image-matching analysis to compute downhole drilling distance for directional drilling automation. SPE annual technical conference and exhibition, Houston, Texas, USA, 3–5 October 2022. 2022. URL: <https://doi.org/10.2118/210263-ms> (date of access: 04.06.2024).

34. Non-Newtonian fluid flow measurement in open venturi channel using shallow neural network time series and non-contact level measurement radar sensors / N. S. Noori et al. SPE Norway subsurface conference, Virtual. 2020. URL: <https://doi.org/10.2118/200741-ms> (date of access: 04.06.2024).

35. Orellano Y., Vargas M., Benitez J. J. Solution for anomaly detection in oil & gas well drilling sensors based on recurrent neural networks: a big data approach. 2023 Latin America Unconventional Resources Technology Conference, Buenos Aires, Argentina, 4–6 December 2023. Tulsa, OK, USA, 2023. URL: <https://doi.org/10.15530/urtec-2023-4016280> (date of access: 04.06.2024).

36. Ramakrishnan G., Demirer N., Tilley J. Robust dynamic toolface calculation for automatic steering control with rotary steerable systems under extreme conditions. International Petroleum Technology Conference, Virtual, 23 March – 1 April 2021. 2021. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-21366-ms> (date of access: 04.06.2024).

37. Real-Time applications for geological operations: repeatable AI use cases / A. Malossi et al. Asia Pacific Unconventional Resources Technology Conference 2021, Online, 16–18 November 2021. Tulsa, OK, USA, 2021. URL: <https://doi.org/10.15530/ap-urtec-2021-208367> (date of access: 04.06.2024).

38. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Використання СВР при реалізації інженерних рішень систем класу “Бурові тренажери”. VI міжнародна науково-технічна конференція “Комп’ютерне моделювання та оптимізація складних систем”. Дніпро. ДВНЗ УДХТУ 4-6 листопада 2020.

39. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Моделювання імітаційної моделі керування процесами буріння на основі прецедентів. Всеукраїнська науково-практична конференція молодих учених і студентів “Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості”. 2020.

40. Vasyl Sheketa, Roman Vovk, Volodymyr Pikh, Yulia Romanyshyn, Kostiantyn Kravtsiv, Liudmyla Poteriailo, Mykola Pasyeka. Solutions Outlining on the Set of Structured Technological Problems with Imposed Constraints. 10th International Conference on “Mathematics. Information Technologies. Education”, MoMLeT&DS Workshop 2021. Volume I: Main Conference. Lviv-Shatsk. June 5-6, 2021. <http://ceur-ws.org/Vol-2917/>

41. Real-Time mud motor stall detection using downhole and surface data for improved performance management and failure mitigation / M. Alameer et al. SPE annual technical conference and exhibition, Houston, Texas, USA, 3–5 October 2022. 2022. URL: <https://doi.org/10.2118/210105-ms> (date of access: 04.06.2024).

42. Understanding multiphase flow modeling for N2 concentric nitrogen injection through downhole pressure sensor data measurements while drilling MPD wells. / J. C. Beltran Paredes et al. SPE/IADC managed pressure drilling and underbalanced operations conference and exhibition, Kuala Lumpur, Malaysia. 2010. URL: <https://doi.org/10.2118/130324-ms> (date of access: 04.06.2024).

43. Omarova, Amina, Vernon Ireland, and Alex Gorod. "An alternative approach to identifying and appraising adaptive loops in complex organizations." *Procedia computer science* 12 (2012): 56-62.

44. Kussanov, Ilyas, Ernesto Puche, and Kyle Yung. "Utilizing Agile Approach for Well Construction Planning." *SPE Annual Caspian Technical Conference*. SPE, 2020.

45. Desbrandes R., Clayton R. Chapter 9 Measurement While Drilling. *Developments in Petroleum Science*. 1994. P. 251–279. URL: [https://doi.org/10.1016/s0376-7361\(09\)70233-x](https://doi.org/10.1016/s0376-7361(09)70233-x) (date of access: 07.06.2024).
46. *Drilling-Data Acquisition* / I. Dowell et al. *Drilling Engineering*. 2006. P. 647–685. URL: <https://doi.org/10.2118/9781555631147-ch15> (date of access: 07.06.2024).
47. First LWD NMR acquisition in 8.5-inch extended reach well / A. M. Soma et al. *International petroleum technology conference, Dhahran, Saudi Arabia*, 12 February 2024. 2024. URL: <https://doi.org/10.2523/iptc-23806-ea> (date of access: 04.06.2024).
48. Honeywell. Measurement while drilling (MWD) for oil rigs. https://www.mouser.com/pdfDocs/app-note_wing-union-mwd_008925-1-en.pdf.
49. Kocijan J. *Modelling and Control of Dynamic Systems Using Gaussian Process Models*. Springer Cham, 2016. – 267 p.;
50. William J. Palm III. *Modeling, Analysis, and Control of Dynamic Systems*, 2nd Edition. Wiley, 1999. – 869 p.;
51. Yang B., Abramova I. *Dynamic Systems Modeling, Simulation, and Analysis*. Cambridge University Press, 2022. – 800 p.;
52. Macia N.F., Thaler G.J. *Modeling and Control of Dynamic Systems*. 1st Edition. Cengage Learning, 2004. – 608 p.;
53. Ahmed N. U. *Dynamic Systems And Control With Applications*. World Scientific Publishing Company, 2006. – 468 p.
54. Soares C, Daigle H, Gray K (2016) Evaluation of PDC bit ROP models and the effect of rock strength on model coefficients. *J Nat Gas SciEng* 34:1225–1236. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.08.012>
55. Perrin V, Mensa-Wilmot G, Alexander W (1997) Drilling index—a new approach to bit performance evaluation. In: *SPE/IADC Drilling Conference*, 4–6 March, Amsterdam, Netherlands. Doi: <https://doi.org/10.2523/37595-MS>
56. Payette GS, Pais D, Spivey B, Wang L, Bailey J, Pastusek P, Michael (2015) Mitigating drilling dysfunction using a drilling advisory system: results from

recent field applications. In: The International Petroleum Technology Conference, 6–9 December, Doha, Qatar. Doi: <https://doi.org/10.2523/IPTC-18333-MS>

57. Mantha B, Samuel R (2016) ROP optimization using artificial intelligence techniques with statistical regression coupling. In: SPE annual technical conference and exhibition, 26–28 September, Dubai, UAE. Doi: <https://doi.org/10.2118/181382-MS>

58. Kahraman S, Bilgin N, Feridunoglu C (2003) Dominant rock properties affecting the penetration rate of percussive drills. *Int J Rock Mech Min Sci* 40(5):711–723. [https://doi.org/10.1016/s1365-1609\(03\)00063-7](https://doi.org/10.1016/s1365-1609(03)00063-7)

59. Dupriest F, Koederitz W (2005) Maximizing drill rates with real-time surveillance of mechanical specific energy. In: SPE/IADC Drilling Conference, 23–25 February, Amsterdam, Netherlands. Doi: <https://doi.org/10.2523/92194-MS>

60. Eskandarian S, Bahrami P, Kazemi P (2017) A comprehensive data mining approach to estimate the rate of penetration: application of neural network, rule based models and feature ranking. *J Pet SciEng* 156:605–615. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2017.06.039>

61. Mitchell, R., Bjorset, A., and Grindhaug, G., 2015, “Drillstring Analysis with a Discrete Torque/Drag Model,” *SPE Drill. Compl.*, 30(01), pp. 5–16.

62. Christine, I., and Jerome, J., 2018, “The Role of Machine Learning in Drilling Operation: A Review,” *Proceeding of the SPE Eastern Regional Meeting Held in Pittsburgh, Pennsylvania, Oct. 7–11, SPE-191823-18ERM-MS.*

63. Balaji, K., Rabiei, K., Suicmez, V., Canbaz, C., Agharzeyva, Z., Tek, S., Bulut, U., and Temizel, C., 2018, “Status of Data-Driven Methods and Their Applications in Oil and Gas Industry,” *Proceeding of the SPE Europec Featured at 80th EAGE Conference and Exhibition Held in Copenhagen, Denmark, June 11–14, SPE-190812-MS.*

64. Holdaway, K. R., 2014, *Harnessing Oil and Gas Big Data with Analytics*, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ.

65. Gurina, E., Klyuchnikov, N., Zaytsev, A., Romanenkova, E., Antipova, K., Simon, I., Makarov, V., and Koroteev, D., 2020, “Application of Machine

Learning to Accidents Detection at Directional Drilling,” *J. Pet. Sci. Eng.*, 184, p. 106519.

66. Abbas, A., Rushdi, S., Alsaba, M., and Al Dushaishi, M., 2019, “Drilling Rate of Penetration Prediction of High-Angled Wells Using Artificial Neural Networks,” *ASME J. Energy Resour. Technol.*, 141(11), p. 112904.

67. Elkatatny, S., 2018, “Application of Artificial Intelligence Techniques to Estimate the Static Poisson’s Ratio Based on Wireline Log Data,” *ASME J. Energy Resour. Technol.*, 140(7), p. 072905.

68. Hedge, C., Wallace, S., and Gray, K., 2015, “Using Trees, Bagging, and Random Forest to Predict Rate of Penetration During Drilling,” *Proceeding of the SPE Middle East Intelligence Oil and Gas Conference and Exhibition Held in Dubai, UAE, Sept. 15–16*, SPE-176792-MS.

69. McCormick, J. E., Liu, G., and Vertex, P., 2012, “Torque and Drag Modeling Advanced Techniques and Troubleshooting,” *Proceeding of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, TX, Oct. 8–10*, SPE-156945. pp. 1–16.

70. McCormick, J. E., Frilot, M., and TzuFang, C., 2011, “Torque and Drag Software Model Comparison: Impact on Application and Calibration of Field Data,” *Proceeding of the Brazil Offshore Conference and Exhibition, Macae, Brazil, June 14–17*, SPE-143623-MS.

71. Vos, B. E., and Reiber, F., 2000, “The Benefits of Monitoring Torque & Drag in Real Time,” *Proceeding of the 2000 SPE/IADC Asia Pacific Drilling Technology Held in Kuala Lumpur, Malaysia, Sept. 11–13*, SPE/IADC 62784.

72. Reiber, F., Vos, B. E., and Eide, S. E., 1999, “On-Line Torque & Drag: A Real-Time Drilling Performance Optimization Tool,” *Proceeding of the SPE/IADC Drilling Conference, Amsterdam, Holland, March*, SPE/IADC 52836.

73. Johancsik, C. A., Friesen, D. B., and Dawson, R., 1984, “Torque and Drag in Directional Wells-Prediction and Measurement,” *J. Pet. Technol.*, 36(6), pp. 987–992.

74. Fazaelizadeh, M., 2013, “Real Time Torque and Drag Analysis During Directional Drilling,” *Doctoral Dissertation, University of Calgary, Alberta, Canada.*

75. Shahri, M., Wilson, T., Thetford, T., Nelson, B., Behounek, M., Ambrus, A., D'Angelo, J., and Ashok, P., 2018, "Implementation of a Fully Automated Real-Time Torque and Drag Model for Improving Drilling Performance: Case Study," Proceeding of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Dallas, TX, Sept. 24–26, SPE-191426.
76. Mirhaj, S. A., Fazelizadeh, M., Kaarstad, E., and Aadnoy, B., 2010, "New Aspects of Torque-and-Drag Modeling in Extended-Reach Wells," Proceeding of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Florence, Italy, Sept. 19–22, SPE-135719.
77. Sheppard, M. C., Wick, C., and Burgess, T. M., 1986, "Designing Well Paths to Reduce Drag and Torque," SPE Drill. Compl., 2(4), pp. 344–350. SPE-15463-PA.
78. Abbas AK, Alqatrani G, Al Saba M, Mohammed HQ, Al-Bazzaz W (2020) Application of statistical analysis to optimize rate of penetration. In: international petroleum technology conference, 13–15 January, Dhahran, Kingdom of Saudi Arabia. DOI: <https://doi.org/10.2523/iptc-19825-MS>
79. Al-Betairi EA, Moussa MM, Al-Otaibi S (1988) Multiple regression approach to optimize drilling operations in the Arabian Gulf Area. SPE Drill Eng 3(01):83–88. <https://doi.org/10.2118/13694-PA>
80. Arabjamaloei R, Shadizadeh S (2011) Modeling and optimizing rate of penetration using intelligent systems in an Iranian Southern Oil Field (Ahwaz Oil Field). Pet Sci Technol 29(16):1637–1648. <https://doi.org/10.1080/10916460902882818>
81. Arabjamaloei R, Edalatkhah S, Jamshidi E (2011) A new approach to well trajectory optimization based on rate of penetration and wellbore stability. Pet Sci Technol 29(6):588–600. <https://doi.org/10.1080/10916460903419172>
82. Bataee M, Mohseni S (2011) Application of artificial intelligent systems in ROP optimization: a case study. In: SPE middle east unconventional gas conference and exhibition, 31 January-2 February, Muscat, Oman. DOI: <https://doi.org/10.2118/140029-MS>

83. Bodaghi A, Ansari HR, Gholami M (2015) Optimized support vector regression for drilling rate of penetration estimation. *Open Geosci* 7(1):870–879. <https://doi.org/10.1515/geo-2015-0054>
84. Bourgoyne A, Young F (1974) A multiple regression approach to optimal drilling and abnormal pressure detection. *Soc Pet Eng J* 14(04):371–384. <https://doi.org/10.2118/4238-PA>
85. Chen X, Gao D, Guo B, Feng Y (2016) Real-time optimization of drilling parameters based on mechanical specific energy for rotating drilling with positive displacement motor in the hard formation. *J Nat Gas Sci Eng* 35:686–694. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.09.019>
86. Edalatkhah S, Rasoul R, Hashemi A (2010) Bit selection optimization using artificial intelligence systems. *Pet Sci Technol* 28(18):1946–1956. <https://doi.org/10.1080/10916460903160818>
87. Hankins D, Salehi S, Karbalaei Saleh F (2015) An integrated approach for drilling optimization using advanced drilling optimizer. *J PetEng* 15:1–12. <https://doi.org/10.1155/2015/281276>
88. Keshavarz Moraveji M, Naderi M (2016) Drilling rate of penetration prediction and optimization using response surface methodology and bat algorithm. *J Nat Gas Sci Eng* 31:829–841. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2016.03.057>
89. Lashari SE, Takbiri-Borujeni A, Fathi E, Sun T, Rahmani R, Khazaeli M (2019) Drilling performance monitoring and optimization: a data-driven approach. *J Pet Explor Prod Technol* 9(4):2747–2756. <https://doi.org/10.1007/s13202-019-0657-2>
90. Wallace SP, Hegde CM, Gray KE (2015) A system for real-time drilling performance optimization and automation based on statistical learning methods. In: SPE middle East intelligent oil and gas conference and exhibition, 15–16 September, Abu Dhabi, UAE. Doi: <https://doi.org/10.2118/176804-MS>
91. Yi P, Kumar A, Samuel R (2015) Realtime rate of penetration optimization using the shuffled frog leaping algorithm. *J Energy Resour Technol* 137(3):032902. <https://doi.org/10.1115/1.4028696>

92. AHMED, F. & KILIC, K. 2018. Fuzzy Analytic Hierarchy Process: A performance analysis of various algorithms. *Fuzzy Sets and Systems*, In press.
93. ATANASSOV, K. T. 2012. *On Intuitionistic Fuzzy Sets Theory*, Berlin, Germany, Springer-Verlag.
94. AYDIN, S. & KAHRAMAN, C. 2010. Multiattribute supplier selection using fuzzy Analytic Hierarchy Process. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 3, 553-565.
95. BARZILAI, J. 1997. Deriving weights from pairwise comparison matrices. *Journal of the Operational Research Society*, 48, 1226-1232.
96. BUDAK, A. & USTUNDAG, A. 2015. Fuzzy decision making model for selection of real time location systems. *Applied Soft Computing*, 36, 177-184.
97. CALABRESE, A., COSTA, R., LEVIALDI, N. & MENICHINI, T. 2019. Integrating sustainability into strategic decision-making: A fuzzy AHP method for the selection of relevant sustainability issues. *Technological Forecasting and Social Change*, 139, 155-168.
98. CHEN, S. J. & CHEN, S. M. 2001. A new method to measure the similarity between fuzzy numbers.
99. CSUTORA, R. & BUCKLEY, J. J. 2001. Fuzzy hierarchical analysis: the Lambda-Max method. *Fuzzy Sets & Systems*, 120, 181-195.
100. EFE, B. 2016. An integrated fuzzy multi criteria group decision making approach for ERP system selection. *Applied Soft Computing*, 38 106-117.
101. KAHRAMAN, C., SARI, İ. U. & TURANOĞLU, E. 2014. Fuzzy analytic hierarchy process with type-2 fuzzy sets. *Knowledge-Based Systems*, 59, 48-57.
102. Zimmermann H.-J. *Fuzzy Set Theory - and Its Applications.- Allied Publishers, 1996.-435 p.*
103. Schneider M., Kandel A., Langholz G., Chew G. *Fuzzy Expert System Tools.- John Willey & Sons.- 1996.- 198 p.*]
104. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Знання орієнтовані методи прийняття рішень в моделюванні тренажерів технологічних процесів. *Науково-технічний*

журнал. «Методи та прилади контролю». 2020. №2(45).С. 132-145.
<https://mpky.nung.edu.ua/index.php/mpky/article/view/535>

105. Потеряйло Л.О., Кравців К.І. Забезпечення якості та об'єму геолого-технологічних даних для застосування методів машинного навчання знання-орієнтованої системи. Науково-технічний журнал. «Методи та прилади контролю». 2021. № (46) С. 75-92.

106. К.І. Кравців, Х.І. Думка, С.О. Дмитренко, В.Д. Мельник, В.І. Шекета. Структуризація процесів обробки даних в контексті цифрового родовища. Всеукраїнська науково-практична конференція молодих вчених і студентів "Інформаційні технології в освіті, техніці та промисловості", Івано-Франківськ, 7 жовтня 2021р.

107. Кравців К.І., Думка Х.І., Дмитренко С.О., Мельник В.Д., Шекета В.І. Класифікація процесів прийняття рішень в цифровому родовищі. VII Міжнародна науково-технічна конференція "Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем", Дніпро, 3-5 листопада 2021р.

108. Abraham A (2001) Neuro fuzzy systems: state-of-the-art modeling techniques. In: Paper presented at the connectionist models of neurons, learning processes, and artificial intelligence, Berlin, Heidelberg

109. Almuammar M, Fasli M (2019) Deep learning for non-stationary multivariate time series forecasting. In: 2019 IEEE international conference on big data (Big Data), pp 2097–2106. <https://doi.org/10.1109/BigData47090.2019.9006192>

110. Bonanno D, Nock K, Smith L, Elmore P, Petry F (2017) An approach to explainable deep learning using fuzzy inference, vol 10207. SPIE, Washington

111. Czabanski R, Jezewski M, Leski J (2017) Introduction to fuzzy systems. In: Prokopowicz P, Czerniak J, Mikołajewski D, Apiecionek Ł, Ślęzak D (eds) Theory and applications of ordered fuzzy numbers: a tribute to Professor Witold Kosiński. Springer International Publishing, Cham, pp 23–43

112. Dabare R, Wong KW, Shiratuddin MF, Koutsakis P (2019) Fuzzy deep neural network for classification of overlapped data. In: Gedeon T, Wong K, Lee M

(eds) Neural information processing. ICONIP 2019. Lecture notes in computer science, vol 11953. Springer, Cham

113. Das R, Sen S, Maulik U (2020) A Survey on Fuzzy Deep Neural Networks. *ACM Comput Surv* 53:1–25. <https://doi.org/10.1145/3369798>

114. de Campos Souza PV (2020) Fuzzy neural networks and neuro-fuzzy networks: a review the main techniques and applications used in the literature. *Appl Soft Comput* 92:106275. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106275>

115. Deng Y, Ren Z, Kong Y, Bao F, Dai Q (2017) A hierarchical fused fuzzy deep neural network for data classification. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 25(4):1006–1012. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2016.2574915>

116. Dorzhigulov A, James AP (2020) Deep neuro-fuzzy architectures. In: James AP (ed) *Deep learning classifiers with memristive networks: theory and applications*. Springer International Publishing, Cham, pp 195–213

117. Nauck D., Klawonn F., Kruse R. *Foundation of Neuro-Fuzzy Systems*.- John Willey & Sons.- 1997.- 305 p.

118. C. Von Altrock. *Fuzzy logic and neurofuzzy applications explained*.- New Jersey:Prentice Hall PTR.- 1995.-350 p.

119. Tabakov, M., Chlopowiec, A. B., & Chlopowiec, A. R. (2023). A novel classification method using the takagi–sugeno model and a type-2 fuzzy rule induction approach. *Applied Sciences*, 13(9), 5279.

120. Wang, J., Chang, Q., Gao, T., Zhang, K., & Pal, N. R. (2022). Sensitivity analysis of Takagi–Sugeno fuzzy neural network. *Information Sciences*, 582, 725–749.

121. Faramarzi A, Heidarinejad M, Stephens B, Mirjalili S (2020) Equilibrium optimizer: a novel optimization algorithm. *Knowl-Based Syst* 191:105190. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.105190>

122. Akay B, Karaboga D, Akay R (2021) A comprehensive survey on optimizing deep learning models by metaheuristics. *Artif Intell Rev*. <https://doi.org/10.1007/s10462-021-09992-0>

123. Guha D, Roy PK, & Banerjee S (2018) Robust Optimization Algorithms for Solving Automatic Generation Control of Multi-Constrained Power System: Robustness Study of AGC Problem in Power System. In Handbook of research on power and energy system optimization (pp. 75–114): IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-3935-3.CH003>
124. Sun R-Y (2020) Optimization for deep learning: an overview. J Oper Res Soc China 8(2):249–294. <https://doi.org/10.1007/s40305-020-00309-6>
125. Yang X-S, & Deb S (2015) Cuckoo search for optimization and computational intelligence. In Encyclopedia of Information Science and Technology, Third Edition (pp. 133–142): IGIglobal. <http://doi.org/https://doi.org/10.4018/978-1-4666-5888-2.ch014>
126. Jiawei Z (2019) Gradient Descent based Optimization Algorithms for Deep Learning Models Training. ArXiv, abs/1903.03614
127. Sun S, Cao Z, Zhu H, Zhao J (2020) A survey of optimization methods from a machine learning perspective. IEEE Trans Cybernetics 50(8):3668–3681. <https://doi.org/10.1109/TCYB.2019.2950779>
128. Hare W (2020) A discussion on variational analysis in derivative-free optimization. Set-Valued Variational Anal. <https://doi.org/10.1007/s11228-020-00556-y>
129. Abd Elaziz M, Dahou A, Abualigah L, Yu L, Alshinwan M, Khasawneh AM, Lu S (2021) Advanced metaheuristic optimization techniques in applications of deep neural networks: a review. Neural Comput Appl. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05960-5>
130. Eberhart R, & Kennedy J (1995) A new optimizer using particle swarm theory. MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 39–43. <https://doi.org/10.1109/MHS.1995.494215>
131. Dorigo M, Birattari M, Stutzle T (2006) Ant colony optimization. IEEE Comput Intell Mag 1(4):28–39. <https://doi.org/10.1109/MCI.2006.329691>

132. Rao R (2016) Jaya: a simple and new optimization algorithm for solving constrained and unconstrained optimization problems. *Int J Ind Eng Comput* 7(1):19–34. <https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2015.8.004>
133. Pandey HM (2016) Jaya a novel optimization algorithm: What, how and why? 2016 6th International Conference-Cloud System and Big Data Engineering (Confluence), 728–730. <https://doi.org/10.1109/CONFLUENCE.2016.7508215>
134. Rao RV, Saroj A (2017) A self-adaptive multi-population based Jaya algorithm for engineering optimization. *Swarm Evol Comput* 37:1–26. <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2017.04.008>
135. Barakat AF, El-Sehiemy RA, Elsayd MI, Osman E (2019) An enhanced Jaya optimization algorithm (EJOA) for solving multiobjective ORPD problem. *Int Conf Innovative Trends Comput Eng (ITCE)* 2019:479–484. <https://doi.org/10.1109/ITCE.2019.8646363>
136. Stone F. Cross - validatory choice and assessment of statistical prediction // *Journal of the Royal Statistical Society*, 1974.– Vol.34.–P.111-147
137. Geman S., Bienenstock E., Doursat R. Neural Networks and the Bias/Variance Dilemma // *Neural Computation*, 1992. – Vol.4, №1.–P.1-58.].
138. Prechelt L. Early stopping – but when? // *Neural Networks: Tricks of the Trade*, Springer-Verlag, Berlin, 1998.–P.55-70
139. Le Cun Y., Denker J., Solla S. Optimal brain damage // *Advances in Neural Network Information Processing Systems*, 1990. – Vol. 2.–P.598-605
140. Stahlberger A., Riedmiller M. Fast Network Pruning and Feature Extraction using unit-OBS Algorithm // *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1997. – Vol.9. – P.655–661.
141. Chazan D., Miranker W. Chaotic relaxation // *Linear Algebra and Applications*, 1969. – Vol. 2.–P.199-222.
142. Miellou J.C. Algorithmes de relaxation chaotique a retards // *RAIRO-R1*, 1975.–P.55-82.
143. Bertsekas D.P., Tsitsiklis J.N. *Parallel and Distributed Computation: Numerical Methods*. // Athena Scientific, 1997.–718 p.

144. Frommer A., Szyld D.B. Asynchronous two-stage iterative methods // *Numerische Mathematik*, 1994. – Vol. 69.–P.141-153.
145. Foorthuis, Ralph. "On the nature and types of anomalies: a review of deviations in data." *International journal of data science and analytics* 12.4 (2021): 297-331.
146. Foorthuis, Ralph. "A typology of data anomalies." *International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*. Cham: Springer International Publishing, 2018.
147. Agrawal, Shikha, and Jitendra Agrawal. "Survey on anomaly detection using data mining techniques." *Procedia Computer Science* 60 (2015): 708-713.
148. Bakumenko, Alexander, and Ahmed Elragal. "Detecting anomalies in financial data using machine learning algorithms." *Systems* 10.5 (2022): 130.
149. Xu, Dong, et al. "An improved data anomaly detection method based on isolation forest." *2017 10th international symposium on computational intelligence and design (ISCID)*. Vol. 2. IEEE, 2017.
150. Taha, Ayman, and Ali S. Hadi. "Anomaly detection methods for categorical data: A review." *ACM Computing Surveys (CSUR)* 52.2 (2019): 1-35.
151. Shukla, Amit K., et al. "Explaining data regularities and anomalies." *2020 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*. IEEE, 2020.
152. Zhang, Aoqian, et al. "Time series data cleaning: From anomaly detection to anomaly repairing." *Proceedings of the VLDB Endowment* 10.10 (2017): 1046-1057.
153. Astrid, Marcella, et al. "Learning not to reconstruct anomalies." *arXiv preprint arXiv:2110.09742* (2021).
154. Goldstein, Markus, and Seiichi Uchida. "A comparative evaluation of unsupervised anomaly detection algorithms for multivariate data." *PloS one* 11.4 (2016): e0152173.
155. Togbe, Maurras Ulbricht, et al. "Anomalies detection using isolation in concept-drifting data streams." *Computers* 10.1 (2021): 13.

156. Rippel, Oliver, et al. "Gaussian anomaly detection by modeling the distribution of normal data in pretrained deep features." *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 70 (2021): 1-13.
157. Wu, Di, et al. "LSTM learning with Bayesian and Gaussian processing for anomaly detection in industrial IoT." *IEEE Transactions on Industrial Informatics* 16.8 (2019): 5244-5253.
158. Cha, Sung-Hyuk. "Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions." *City* 1.2 (2007)
159. Ren, Mifeng, Qichun Zhang, and Jianhua Zhang. "An introductory survey of probability density function control." *Systems Science & Control Engineering* 7.1 (2019): 158-170.
160. Krishnamurthi, Rajalakshmi, et al. "An overview of IoT sensor data processing, fusion, and analysis techniques." *Sensors* 20.21 (2020): 6076.
161. Patni, Harshal, Cory Henson, and Amit Sheth. "Linked sensor data." 2010 International Symposium on Collaborative Technologies and Systems. IEEE, 2010.
162. Kotsiantis, Sotiris, and Dimitris Kanellopoulos. "Association rules mining: A recent overview." *GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering* 32.1 (2006): 71-82.
163. Agrawal, Rakesh, et al. "Fast discovery of association rules." *Advances in knowledge discovery and data mining* 12.1 (1996): 307-328.
164. Srikant, Ramakrishnan, and Rakesh Agrawal. "Mining generalized association rules." (1995).
165. Tubaishat, Malik, and Sanjay Madria. "Sensor networks: an overview." *IEEE potentials* 22.2 (2003): 20-23.
166. Glaser, Steven D. "Some real-world applications of wireless sensor nodes." *Smart Structures and Materials 2004: Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems*. Vol. 5391. SPIE, 2004.

167. Stubberud, Stephen C., and Kathleen A. Kramer. "Data association for multiple sensor types using fuzzy logic." *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 55.6 (2006): 2292-2303.
168. Maksimović, Mirjana, Vladimir Vujović, and Vladimir Milošević. "Fuzzy logic and wireless sensor networks—a survey." *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 27.2 (2014): 877-890.
169. Gaddam, Anuroop, et al. "Detecting sensor faults, anomalies and outliers in the internet of things: A survey on the challenges and solutions." *Electronics* 9.3 (2020): 511.
170. Hill, David J., and Barbara S. Minsker. "Anomaly detection in streaming environmental sensor data: A data-driven modeling approach." *Environmental Modelling & Software* 25.9 (2010): 1014-1022.
171. Hayes, Michael A., and Miriam AM Capretz. "Contextual anomaly detection in big sensor data." 2014 IEEE International Congress on Big Data. IEEE, 2014.
172. CUI, Junbiao; LIANG, Jiye. Fuzzy Learning Machine. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 36693-36705.
173. Mi Y, Shi Y, Li J, Liu W, Yan M. Fuzzy-based concept learning method: Exploiting data with fuzzy conceptual clustering. *IEEE transactions on cybernetics*. 2020 Apr 7;52(1):582-93.
174. PAULLADA, Amandalynne, et al. Data and its (dis) contents: A survey of dataset development and use in machine learning research. *Patterns*, 2021, 2.11.
175. Lu S, Guo D, Ren S, Huang J, Svyatkovskiy A, Blanco A, Clement C, Drain D, Jiang D, Tang D, Li G. Codexglue: A machine learning benchmark dataset for code understanding and generation. *arXiv preprint arXiv:2102.04664*. 2021 Feb 9.
176. REDDY, Bharath; FIELDS, Richard. From past to present: a comprehensive technical review of rule-based expert systems from 1980--2021. In: *Proceedings of the 2022 ACM Southeast Conference*. 2022. p. 167-172.

177. Dattachaudhuri A, Biswas SK, Chakraborty M, Sarkar S. A transparent rule-based expert system using neural network. *Soft Computing*. 2021 Jun;25:7731-44.
178. BEGHETTO, Ronald A. Uncertainty. In: *The Palgrave Encyclopedia of the possible*. Cham: Springer International Publishing, 2023. p. 1691-1697.
179. GAWLIKOWSKI, Jakob, et al. A survey of uncertainty in deep neural networks. *arXiv preprint arXiv:2107.03342*, 2021.
180. BUDUMA, Nithin; BUDUMA, Nikhil; PAPA, Joe. *Fundamentals of deep learning*. " O'Reilly Media, Inc.", 2022.
181. WANG, Xizhao; ZHAO, Yanxia; POURPANAH, Farhad. Recent advances in deep learning. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2020, 11: 747-750.
182. DONG, Shi; WANG, Ping; ABBAS, Khushnood. A survey on deep learning and its applications. *Computer Science Review*, 2021, 40: 100379.
183. MATHEW, Amitha; AMUDHA, P.; SIVAKUMARI, S. Deep learning techniques: an overview. *Advanced Machine Learning Technologies and Applications: Proceedings of AMLTA 2020*, 2021, 599-608.
184. BARANIUK, Richard; DONOHO, David; GAVISH, Matan. The science of deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2020, 117.48: 30029-30032.
185. NGUYEN, Jean-Michel, et al. Random forest of perfect trees: concept, performance, applications and perspectives. *Bioinformatics*, 2021, 37.15: 2165-2174.
186. BORUP, Daniel, et al. Targeting predictors in random forest regression. *International Journal of Forecasting*, 2023, 39.2: 841-868.
187. GEORGE, Shiju; SANTRA, Ajit Kumar. Fuzzy inspired deep belief network for the traffic flow prediction in intelligent transportation system using flow strength indicators. *Big Data*, 2020, 8.4: 291-307.
188. PHAM, Phu, et al. A hierarchical fused fuzzy deep neural network with heterogeneous network embedding for recommendation. *Information Sciences*, 2023, 620: 105-124.

ДОДАТКИ

Результати роботи нейрончїткої мережі оцїнки аномалїї даних для параметра Навантаження на долото (RGD)

SANN - Results: Режимні параметри буріння

Active neural networks

Net. ID	Net. name	Training perf.	Test perf.	Algorithm	Error funct.	Hidden act.
1	RBF 1-38-1	0,902942	0,948022	RBFT	SOS	Gaussian
2	RBF 1-37-1	0,847806	0,926269	RBFT	SOS	Gaussian
3	RBF 1-38-1	0,916808	0,923974	RBFT	SOS	Gaussian
4	RBF 1-33-1	0,897725	0,952651	RBFT	SOS	Gaussian
5	RBF 1-33-1	0,881190	0,946667	RBFT	SOS	Gaussian

Select\Deselect active networks Delete networks

Build more models with CNN Build more models with ANS

Predictions (MLP\RBF) Graphs (MLP\RBF) Details Time series

Include case names (2 and 3 dimensional graphs only)

Target variable: Навантаження на долото (RGD)

X-axis: Target, Output, Residual, Std. Res., Abs. Res., Sqd. Res.

Y-axis: Target, Output, Residual, Std. Res., Abs. Res., Sqd. Res.

Z-axis: Target, Output, Residual, Std. Res., Abs. Res., Sqd. Res.

Histograms of X X and Y X, Y and Z

Summary

Save networks

Cancel

Options

Sample

Train

Test

Validation

Missing

Predictions spreadsheet for Навантаження на долото (RGD) (Режимні параметри буріння)

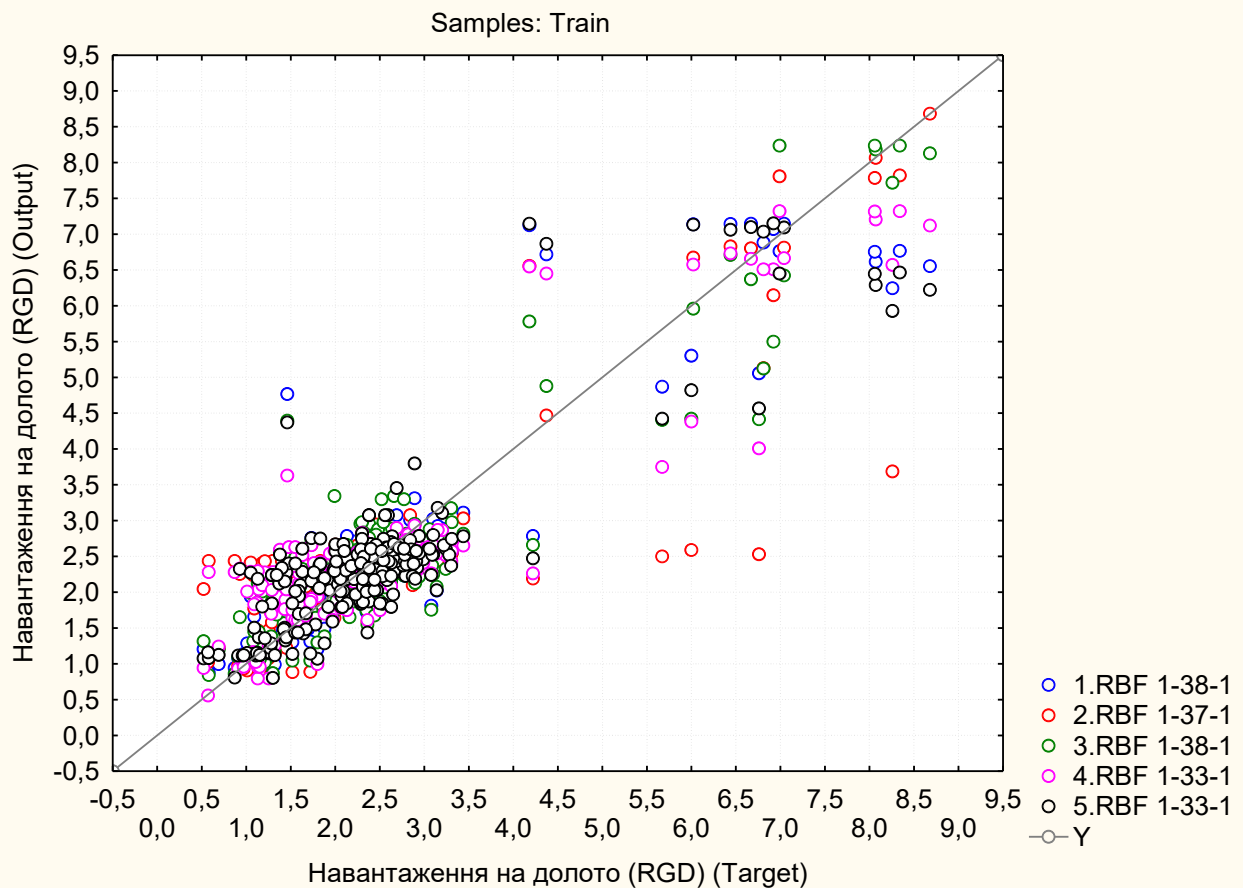
Samples: Train

Case name	Навантаження на долото (RGD) - Output 1. RBF 1-38-1	Навантаження на долото (RGD) - Output 2. RBF 1-37-1	Навантаження на долото (RGD) - Output 3. RBF 1-38-1	Навантаження на долото (RGD) - Output 4. RBF 1-33-1	Навантаження на долото (RGD) - Output 5. RBF 1-33-1
2	1,092652	1,468544	1,280283	0,792504	1,146944
4	1,490885	1,710230	1,386713	1,699705	1,284615
5	2,065948	2,397364	2,957340	2,050449	1,871075
6	2,563271	2,403853	2,603934	2,465635	2,397222
8	2,744978	2,441885	2,784029	2,833698	2,822118
9	2,250605	2,265770	2,380424	2,290877	2,170400
10	2,306386	2,259877	2,644612	2,313483	2,275089
11	2,277885	2,410036	2,333052	2,309919	2,344250
12	2,609138	2,543214	2,708307	2,616940	2,554892
13	2,395402	2,535441	2,274814	2,412918	2,459665
14	2,456323	2,438503	2,325942	2,517744	2,607905
15	2,679931	2,441524	2,798843	2,810798	2,690841
16	2,612356	2,420864	2,430214	2,607876	2,339683
18	2,499901	2,484664	2,068029	2,482269	3,073825
19	2,563271	2,403853	2,603934	2,465635	2,397222
20	2,434180	2,267791	2,687877	2,382116	2,390263
22	2,499901	2,484664	2,068029	2,482269	3,073825
24	2,563544	2,554393	3,301080	2,572224	2,609065
26	2,480243	2,526147	2,643145	2,652725	2,657586
27	2,579820	2,638037	2,403641	2,566645	2,620855
28	2,420747	2,437769	2,434012	2,496959	2,675709
30	2,216384	2,097402	2,349316	2,297138	2,224992
32	2,567586	2,597586	2,887653	2,565736	2,783116
33	2,501881	2,512404	2,424570	2,423200	2,384227

Predictions spreadsheet for Навантаження на долото (RGD) (Реж...

Продовження додатку А1

		Predictions statistics (Режимні параметри буріння)				
		Target: Навантаження на долото (RGD)				
Statistics		1.RBF 1-38-1	2.RBF 1-37-1	3.RBF 1-38-1	4.RBF 1-33-1	5.RBF 1-33-1
Minimum prediction (Train)		0,87985	0,88171	0,84565	0,56005	0,80552
Maximum prediction (Train)		7,14855	8,68360	8,23862	7,32391	7,15015
Minimum prediction (Test)		1,02902	0,88736	1,04422	1,02502	1,09756
Maximum prediction (Test)		7,14776	7,40224	8,21708	7,31571	7,15015
Minimum prediction (Validation)						
Maximum prediction (Validation)						
Minimum residual (Train)		-2,12745	-4,56995	-2,34466	-2,75177	-2,45654
Maximum residual (Train)		3,31041	2,37782	2,93907	2,36781	2,96679
Minimum residual (Test)		-1,31563	-3,11302	-3,08491	-1,68392	-1,48095
Maximum residual (Test)		1,24297	1,26269	1,49802	1,17779	1,02947
Minimum residual (Validation)						
Maximum residual (Validation)						
Minimum standard residual (Train)		-3,57385	-6,22145	-4,23891	-4,47230	-3,75134
Maximum standard residual (Train)		5,56108	3,23712	5,31355	3,84827	4,53054
Minimum standard residual (Test)		-2,34574	-4,30316	-4,47619	-3,08260	-2,61045
Maximum standard residual (Test)		2,21618	1,74543	2,17362	2,15608	1,81464
Minimum standard residual (Validation)						
Maximum standard residual (Validation)						



Результати роботи нейрончїткої мережі оцїнки аномалїй даних для параметра Обороти ротора (NR)

SANN - Results: Режимні параметри бурїння

Active neural networks

Net. ID	Net. name	Training perf.	Test perf.	Algorithm	Error funct.	Hidden act.
1	RBF 1-38-1	0,588271	0,436643	RBFT	SOS	Gaussian
2	RBF 1-41-1	0,857250	0,925404	RBFT	SOS	Gaussian
3	RBF 1-34-1	0,847158	0,939224	RBFT	SOS	Gaussian
4	RBF 1-34-1	0,850352	0,932694	RBFT	SOS	Gaussian
5	RBF 1-45-1	0,856630	0,919341	RBFT	SOS	Gaussian

Select\Deselect active networks Delete networks

Build more models with CNN Build more models with ANS

Predictions (MLP\RBF) Graphs (MLP\RBF) Details Time series

Include case names (2 and 3 dimensional graphs only)

Target variable: Обороти ротора (NR)

X-axis: Target, Output, Residual, Std. Res., Abs. Res., Sqd. Res.

Y-axis: Target, Output, Residual, Std. Res., Abs. Res., Sqd. Res.

Z-axis: Target, Output, Residual, Std. Res., Abs. Res., Sqd. Res.

Histograms of X X and Y X, Y and Z

Summary
Save networks
Cancel
Options
Sample
 Train
 Test
 Validation
 Missing

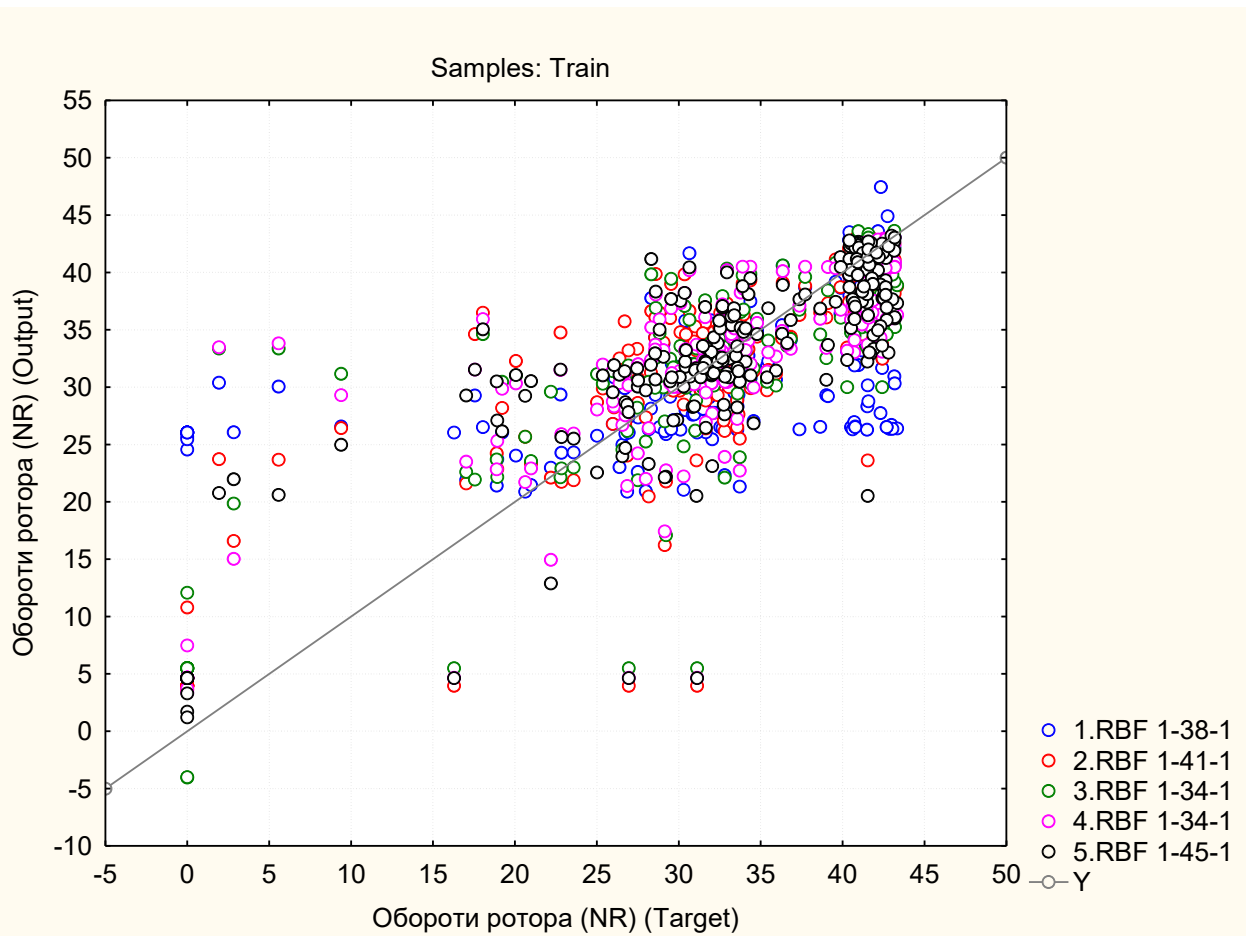
Predictions spreadsheet for Обороти ротора (NR) (Режимні параметри бурїння)
Samples: Train

Case name	Обороти ротора (NR) - Output	Обороти ротора (NR) - Output	Обороти ротора (NR) - Output	Обороти ротора (NR) - Output	Обороти ротора (NR) - Output
	1. RBF 1-38-1	2. RBF 1-41-1	3. RBF 1-34-1	4. RBF 1-34-1	5. RBF 1-45-1
2	21,40856	24,24216	23,71202	22,84225	30,50325
4	25,47040	30,89850	30,75514	27,72421	23,12616
5	32,68218	33,12298	31,15600	30,43623	31,22589
6	27,66708	36,58592	33,57134	34,37848	35,41188
8	28,85084	34,78400	31,50819	31,20734	31,77400
9	24,04840	32,29451	31,01348	30,34756	31,07193
10	21,93618	21,60687	22,61498	23,50003	29,27508
11	20,89874	25,67216	25,69023	21,73355	29,26117
12	22,33448	26,17607	22,10853	23,93259	27,64467
13	30,13015	32,26675	33,92292	32,44730	32,60232
14	32,96902	35,86770	32,89146	32,54013	32,48542
15	27,70728	36,05386	33,18325	34,61515	36,16948
16	28,73106	30,08426	33,25088	32,15000	32,15000
18	31,50789	35,67888	32,30868	32,21653	32,31132
19	34,00646	34,16761	32,92920	32,98501	33,41413
20	32,27169	30,00920	30,59029	30,99176	30,85381
22	32,03352	31,17207	30,82595	30,46931	30,92913
24	30,16488	23,62367	33,36657	33,71397	20,51174
26	32,76065	33,30584	34,57694	34,06818	38,11735
27	35,12873	33,31018	33,75645	33,10098	36,95336
28	34,28249	34,44432	33,61438	33,70091	33,83934
30	35,82193	31,89872	33,19959	33,32674	32,73494
32	35,54387	34,79154	33,32312	33,91017	34,35688
33	29,11924	34,07028	31,33972	30,75561	31,48475

Predictions spreadsheet for Обороти ротора (NR) (Режимні пара...

Продовження додатку А2

		Predictions statistics (Режимні параметри буріння)				
		Target: Обороти ротора (NR)				
Statistics		1.RBF 1-38-1	2.RBF 1-41-1	3.RBF 1-34-1	4.RBF 1-34-1	5.RBF 1-45-1
Minimum prediction (Train)		20,8847	3,6447	-4,0364	3,3912	1,2186
Maximum prediction (Train)		47,4394	43,2478	43,6368	42,9582	43,1949
Minimum prediction (Test)		21,3196	3,9779	5,4253	4,6488	4,6189
Maximum prediction (Test)		47,9133	42,8399	42,7070	43,0214	42,6735
Minimum prediction (Validation)						
Maximum prediction (Validation)						
Minimum residual (Train)		-16,9206	-27,1219	-25,6140	-26,4475	-26,4705
Maximum residual (Train)		28,4382	21,7858	31,4360	31,5575	19,1345
Minimum residual (Test)		-16,2500	-11,6749	-11,4032	-10,1348	-12,2795
Maximum residual (Test)		26,0406	12,0265	7,9360	8,3651	12,3137
Minimum residual (Validation)						
Maximum residual (Validation)						
Minimum standard residual (Train)		-1,9060	-4,7981	-4,3911	-4,5782	-4,6729
Maximum standard residual (Train)		3,2034	3,8541	5,3893	5,4628	3,3779
Minimum standard residual (Test)		-1,6297	-2,7662	-2,8367	-2,4750	-2,8742
Maximum standard residual (Test)		2,6116	2,8495	1,9742	2,0429	2,8822
Minimum standard residual (Validation)						
Maximum standard residual (Validation)						



Результати роботи нейрончїткої мережі оцїнки аномалїї даних для параметра Механїчна швидкїсть (VM)

SANN - Results: Режимні параметри бурїння

Active neural networks

Net. ID	Net. name	Training perf.	Test perf.	Algorithm	Error funct.	Hidden act.
1	RBF 1-38-1	0,666908	0,759927	RBFT	SOS	Gaussian
2	RBF 1-36-1	0,607178	0,792219	RBFT	SOS	Gaussian
3	RBF 1-38-1	0,687202	0,736971	RBFT	SOS	Gaussian
4	RBF 1-39-1	0,685248	0,822662	RBFT	SOS	Gaussian
5	RBF 1-41-1	0,728841	0,798104	RBFT	SOS	Gaussian

Select/Deselect active networks Delete networks

Build more models with CNN Build more models with ANS

Predictions (MLP\RBF) Graphs (MLP\RBF) Details Time series

Include case names (2 and 3 dimensional graphs only)

Target variable: Механїчна швидкїсть (VM)

X-axis Y-axis Z-axis

Target
Output
Residual
Std. Res.
Abs. Res.
Sqd. Res.

Target
Output
Residual
Std. Res.
Abs. Res.
Sqd. Res.

Target
Output
Residual
Std. Res.
Abs. Res.
Sqd. Res.

Histograms of X X and Y X, Y and Z

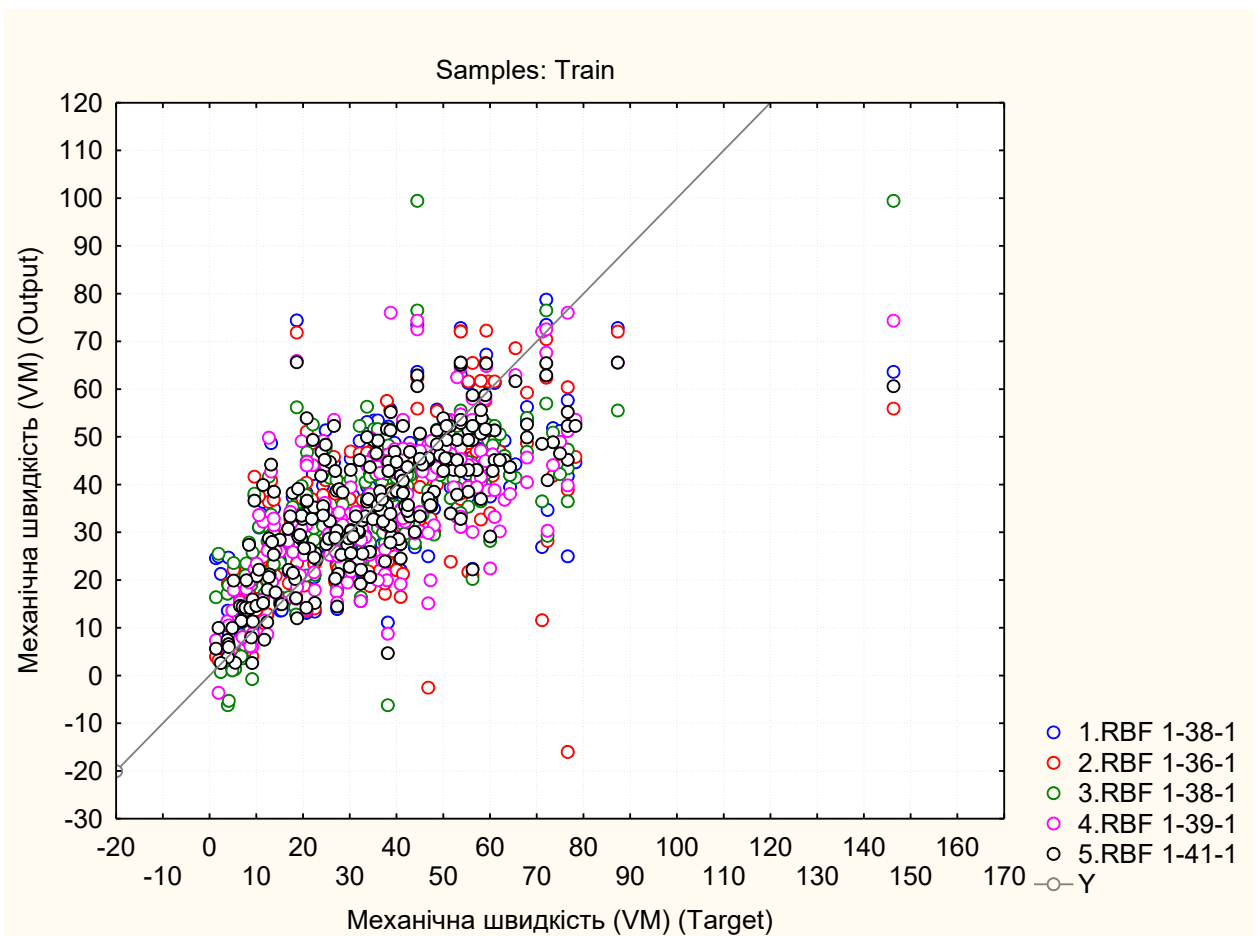
Summary
Save networks
Cancel
Options
Sample
 Train
 Test
 Validation
 Missing

Predictions spreadsheet for Механїчна швидкїсть (VM) (Режимні параметри бурїння)
Samples: Train

Case name	Механїчна швидкїсть (VM) - Output 1. RBF 1-38-1	Механїчна швидкїсть (VM) - Output 2. RBF 1-36-1	Механїчна швидкїсть (VM) - Output 3. RBF 1-38-1	Механїчна швидкїсть (VM) - Output 4. RBF 1-39-1	Механїчна швидкїсть (VM) - Output 5. RBF 1-41-1
2	20,46924	23,5148	28,35002	20,90175	21,19660
4	12,71378	12,8512	20,04797	8,63413	11,20271
5	20,75330	18,2196	14,23848	21,71988	20,22845
6	27,39626	22,9338	27,80665	26,06214	30,33750
8	63,62537	55,9107	99,45338	74,36024	60,63459
9	25,00180	-2,5265	36,52076	15,13139	45,07256
10	43,03325	41,8562	41,45686	44,11752	44,72485
11	49,85617	51,1283	44,89884	44,00624	53,88402
12	51,81824	41,8690	50,91537	44,05090	48,87742
13	78,79122	70,4647	56,98754	67,66920	65,40789
14	72,79393	72,0315	55,49699	65,56116	65,60750
15	26,95192	11,5736	36,52188	72,05257	48,54310
16	67,25712	72,2452	52,74784	64,82747	65,38788
18	61,31021	61,6008	49,29429	38,83251	51,36446
19	53,48922	48,6703	53,96982	45,65494	49,93064
20	44,27147	68,5908	41,45484	62,98422	61,67496
22	39,71669	65,4809	39,90710	57,99389	58,76287
24	39,11518	61,7129	40,36751	50,62986	55,57327
26	63,09599	72,1094	50,54732	64,60445	65,09702
27	44,68825	45,8178	52,84238	53,60369	52,32420
28	56,23275	59,2942	46,87655	40,49724	52,64684
30	25,00539	-16,0116	36,52076	51,25405	45,22770
32	41,81117	38,9017	43,38530	76,01834	55,18473
33	73,44715	62,3875	76,48493	72,51127	62,85395

Продовження додатку А3

		Predictions statistics (Режимні параметри буріння)				
		Target: Механічна швидкість (VM)				
Statistics		1.RBF 1-38-1	2.RBF 1-36-1	3.RBF 1-38-1	4.RBF 1-39-1	5.RBF 1-41-1
Minimum prediction (Train)		5,2387	-16,0116	-6,2320	-3,6351	2,6007
Maximum prediction (Train)		78,7912	72,2452	99,4534	76,0183	65,6248
Minimum prediction (Test)		5,2340	1,0531	-5,4395	2,0132	2,6017
Maximum prediction (Test)		79,0747	68,5908	99,4534	74,3602	64,4847
Minimum prediction (Validation)						
Maximum prediction (Validation)						
Minimum residual (Train)		-82,7146	-92,6116	-46,8866	-71,9798	-85,7054
Maximum residual (Train)		55,7300	53,1922	55,0134	47,2610	46,9748
Minimum residual (Test)		-53,0285	-42,6824	-55,8452	-45,8918	-50,6456
Maximum residual (Test)		27,3275	24,6739	30,4645	27,3811	23,2952
Minimum residual (Validation)						
Maximum residual (Validation)						
Minimum standard residual (Train)		-5,5402	-5,6683	-3,2216	-4,9060	-6,2619
Maximum standard residual (Train)		3,7328	3,2556	3,7800	3,2212	3,4321
Minimum standard residual (Test)		-3,5140	-2,9410	-3,5313	-3,3393	-3,5194
Maximum standard residual (Test)		1,8109	1,7002	1,9264	1,9924	1,6188
Minimum standard residual (Validation)						
Maximum standard residual (Validation)						



Результати роботи нейронечіткої мережі оцінки аномалій даних для параметра Час буріння 1 м (ТВ1М)

SANN - Results: Режимні параметри буріння

Active neural networks

Net. ID	Net. name	Training perf.	Test perf.	Algorithm	Error funct.	Hidden act.
1	RBF 1-38-1	0,840151	0,903818	RBFT	SOS	Gaussian
2	RBF 1-32-1	0,716384	0,734139	RBFT	SOS	Gaussian
3	RBF 1-43-1	0,859911	0,910938	RBFT	SOS	Gaussian
4	RBF 1-39-1	0,784011	0,804839	RBFT	SOS	Gaussian
5	RBF 1-38-1	0,664300	0,672027	RBFT	SOS	Gaussian

Select\Deselect active networks Delete networks

Build more models with CNN Build more models with ANS

Predictions (MLP\RBF) Graphs (MLP\RBF) Details Time series

Include case names (2 and 3 dimensional graphs only)

Target variable: Час буріння 1 м (ТВ1М)

X-axis Y-axis Z-axis

Target
Output
Residual
Std. Res.
Abs. Res.
Sqd. Res.

Target
Output
Residual
Std. Res.
Abs. Res.
Sqd. Res.

Target
Output
Residual
Std. Res.
Abs. Res.
Sqd. Res.

Histograms of X X and Y X, Y and Z

Summary
Save networks
Cancel
Options
Sample
 Train
 Test
 Validation
 Missing

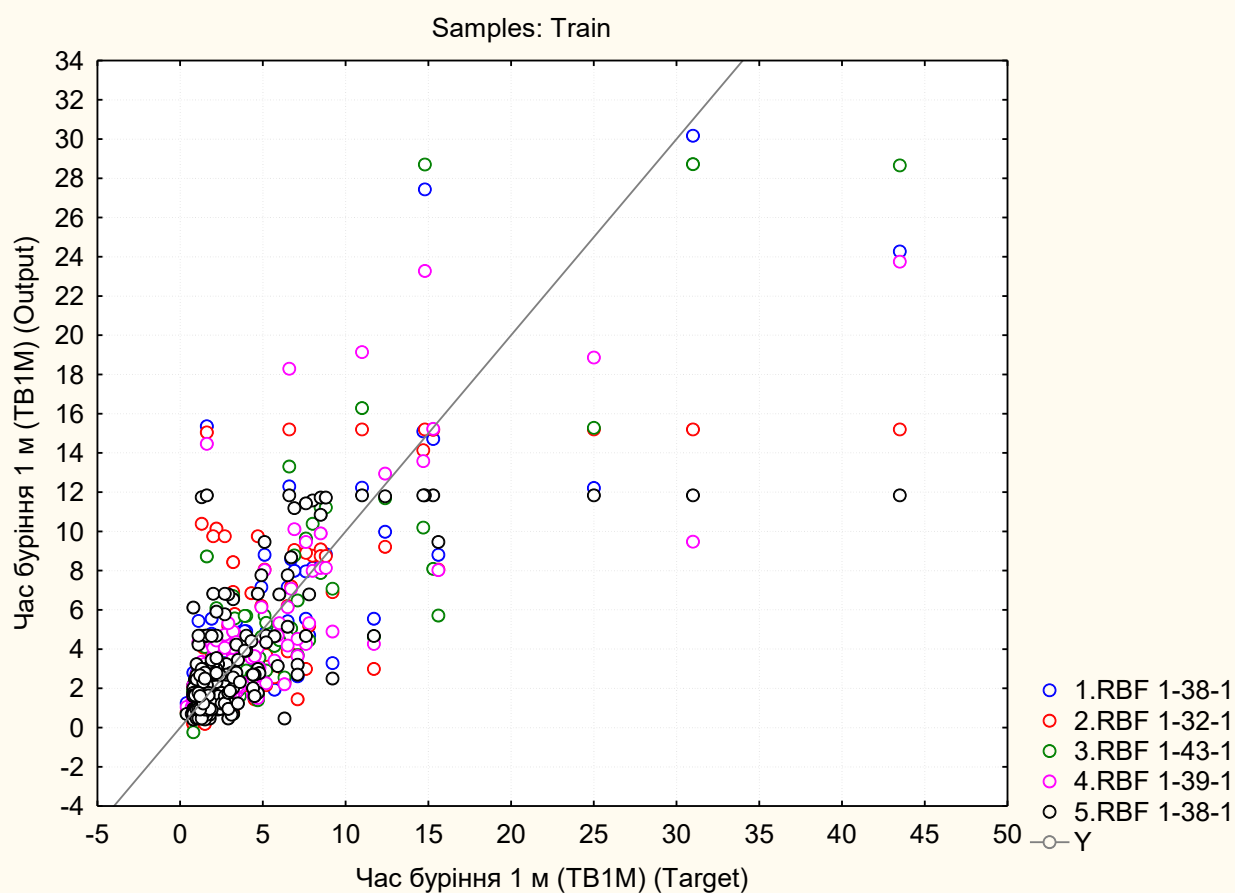
Predictions spreadsheet for Час буріння 1 м (ТВ1М) (Режимні параметри буріння)

Samples: Train

Case name	Час буріння 1 м (ТВ1М) - Output 1. RBF 1-38-1	Час буріння 1 м (ТВ1М) - Output 2. RBF 1-32-1	Час буріння 1 м (ТВ1М) - Output 3. RBF 1-43-1	Час буріння 1 м (ТВ1М) - Output 4. RBF 1-39-1	Час буріння 1 м (ТВ1М) - Output 5. RBF 1-38-1
2	3,29038	9,75424	3,24132	4,06350	6,82604
4	7,17127	6,20242	4,62850	6,13954	7,77011
5	3,95672	5,78744	5,56676	4,79784	2,88583
6	2,10273	3,78458	1,76419	2,04267	2,03344
8	1,25116	0,78990	0,71217	1,06126	0,70095
9	1,00753	10,38380	1,48298	3,34603	11,75222
10	1,55915	1,31580	1,73319	1,60216	0,92977
11	1,56913	1,64455	1,40229	1,50571	1,76739
12	1,57014	1,34902	1,12102	1,35341	0,95756
13	1,25116	0,78990	0,71217	1,06126	0,70095
14	1,25116	0,78990	0,71217	1,06126	0,70095
15	0,81271	0,18207	1,87863	0,89282	0,42131
16	1,25116	0,78990	0,71217	1,06126	0,70095
18	1,56913	1,64455	1,40229	1,50571	1,76739
19	1,57014	1,34902	1,12102	1,35341	0,95756
20	1,05867	1,65101	1,94812	1,47763	2,45365
22	1,05867	1,65101	1,94812	1,47763	2,45365
24	1,05867	1,65101	1,94812	1,47763	2,45365
26	1,05867	1,65101	1,94812	1,47763	2,45365
27	1,51535	1,54651	1,68861	1,59422	1,61228
28	1,56913	1,64455	1,40229	1,50571	1,76739
30	1,49765	2,11149	-0,23304	2,15599	6,13215
32	0,81271	0,18207	1,87863	0,89282	0,42131
33	1,25116	0,78990	0,71217	1,06126	0,70095

Продовження додатку А4

		Predictions statistics (Режимні параметри буріння)				
		Target: Час буріння 1 м (ТВ1М)				
Statistics		1.RBF 1-38-1	2.RBF 1-32-1	3.RBF 1-43-1	4.RBF 1-39-1	5.RBF 1-38-1
Minimum prediction (Train)		0,8127	0,1821	-0,2330	0,8928	0,4213
Maximum prediction (Train)		30,1752	15,1898	28,7149	23,7498	11,8466
Minimum prediction (Test)		1,0587	0,7899	0,7122	1,0613	0,4711
Maximum prediction (Test)		29,2051	15,1898	28,7148	21,7756	11,8466
Minimum prediction (Validation)						
Maximum prediction (Validation)						
Minimum residual (Train)		-19,2218	-28,3102	-14,8437	-21,5171	-31,6534
Maximum residual (Train)		13,7682	13,4566	13,9110	12,8687	10,4522
Minimum residual (Test)		-3,8862	-12,7102	-4,2896	-6,1244	-16,0534
Maximum residual (Test)		9,4987	9,2893	9,4717	11,7461	9,5341
Minimum residual (Validation)						
Maximum residual (Validation)						
Minimum standard residual (Train)		-8,1601	-9,3422	-6,6954	-7,9808	-9,7501
Maximum standard residual (Train)		5,8449	4,4406	6,2747	4,7731	3,2196
Minimum standard residual (Test)		-2,0194	-4,6203	-2,3327	-2,2614	-5,3181
Maximum standard residual (Test)		4,9357	3,3768	5,1507	4,3372	3,1584
Minimum standard residual (Validation)						
Maximum standard residual (Validation)						



Додаток Б

Розрахункові значення функцій належності режимних параметрів буріння

Глибина по інструменту (DEPT)	Навантаження на долото (RGD)	Обороти ротора (NR)	Механічна швидкість (VM)	Час буріння 1 м (ТВ1М)
300,0	0,295437	0,109619	0,128849	0,218996
301,0	0,298539	0,105618	0,124776	0,230540
302,0	0,300105	0,341052	0,118833	0,263214
303,0	0,353329	0,582190	0,123987	0,233554
304,0	0,405828	0,450563	0,133883	0,210849
305,0	0,439194	0,413890	0,151003	0,196955
306,0	0,521143	0,551702	0,341115	0,181035
307,0	0,396835	0,595434	0,993549	0,176815
308,0	0,400180	0,130988	0,200679	0,186509
309,0	0,440441	0,077861	0,213417	0,185396
310,0	0,472918	0,146291	0,241007	0,183197
311,0	0,493613	0,468888	0,312882	0,181035
312,0	0,482462	0,519657	0,304815	0,181035
313,0	0,518176	0,434243	0,404069	0,179967
314,0	0,459627	0,416227	0,300271	0,181035
315,0	0,439194	0,564370	0,244853	0,183197
316,0	0,419762	0,527126	0,218440	0,185396
317,0	0,405828	0,485225	0,246440	0,183197
318,0	0,403558	0,640000	0,283783	0,182112
319,0	0,413890	0,436710	0,271961	0,182112
320,0	0,419762	0,614016	0,277718	0,182112
321,0	0,405828	0,826250	0,244086	0,183197
322,0	0,424527	0,399061	0,271961	0,182112
323,0	0,422137	0,751063	0,240255	0,183197
324,0	0,463572	0,374324	0,297326	0,182112
325,0	0,426933	0,314690	0,223948	0,184292
326,0	0,411568	0,486613	0,215891	0,185396
327,0	0,408113	0,530142	0,283783	0,182112
328,0	0,451846	0,330187	0,488313	0,178907
329,0	0,413890	0,590440	0,330981	0,181035
330,0	0,425728	0,497862	0,364172	0,179967
331,0	0,436710	0,565971	0,330981	0,181035

332,0	0,419762	0,614016	0,193709	0,187631
333,0	0,430571	0,467553	0,195368	0,186509
334,0	0,417402	0,592101	0,252332	0,183197
335,0	0,363143	0,627786	0,176737	0,189904
336,0	0,345711	0,030614	0,145119	0,200617
337,0	0,395728	0,205828	0,204594	0,186509
338,0	0,349494	0,106364	0,136370	0,208225
339,0	0,372261	0,361154	0,174679	0,189904
340,0	0,360165	0,356239	0,146465	0,199386
341,0	0,373291	0,339211	0,161332	0,193385
342,0	0,353329	0,328418	0,119815	0,256207
343,0	0,394624	0,328418	0,141603	0,203110
344,0	0,464895	0,330187	0,138887	0,205646
345,0	0,339211	0,386997	0,135119	0,209531
346,0	0,335565	0,475624	0,147465	0,199386
347,0	0,385921	0,588783	0,142423	0,201858
348,0	0,435475	0,588783	0,139591	0,204372
349,0	0,471571	0,588783	0,135796	0,208225
350,0	0,489400	0,588783	0,141869	0,203110
351,0	0,372261	0,588783	0,147889	0,198166
352,0	0,308913	0,203469	0,147969	0,213518
353,0	0,503584	0,921009	0,156922	0,194565
354,0	0,401302	0,112004	0,132976	0,212178
355,0	0,274853	0,157497	0,166752	0,192215
356,0	0,345711	0,831601	0,124570	0,230540
357,0	0,423330	0,110604	0,131648	0,213518
358,0	0,439194	0,085522	0,124144	0,232040
359,0	0,422137	0,079679	0,120582	0,249446
360,0	0,424527	0,075757	0,128534	0,220396
361,0	0,429354	0,076333	0,133883	0,210849
362,0	0,392427	0,072646	0,150671	0,196955
363,0	0,416227	0,072971	0,139536	0,204372
364,0	0,287119	0,214637	0,130424	0,216234
365,0	0,320605	0,073626	0,151524	0,196955
366,0	0,313025	0,081306	0,178250	0,188763
367,0	0,330187	0,067441	0,171805	0,191055
368,0	0,337382	0,081179	0,160445	0,193385

369,0	0,363143	0,062504	0,165208	0,192215
370,0	0,328418	0,087326	0,175678	0,189904
371,0	0,308098	0,059663	0,189133	0,187631
372,0	0,326661	0,077980	0,200679	0,186509
373,0	0,301682	0,095122	0,147889	0,198166
374,0	0,282710	0,495025	0,172731	0,189904
375,0	0,298539	0,190068	0,183689	0,188763
376,0	0,300105	0,084305	0,180047	0,188763
377,0	0,300892	0,061563	0,183689	0,188763
378,0	0,313856	0,086765	0,189133	0,187631
379,0	0,308098	0,059341	0,200679	0,186509
380,0	0,375361	0,083375	0,176737	0,189904
381,0	0,455719	0,065179	0,170911	0,191055
382,0	0,475624	0,086905	0,176737	0,189904
383,0	0,308913	0,082851	0,141337	0,203110
384,0	0,359178	0,070024	0,161081	0,193385
385,0	0,339211	0,069315	0,138224	0,205646
386,0	0,313856	0,071265	0,155852	0,194565
387,0	0,314690	0,073956	0,165965	0,192215
388,0	0,301682	0,062331	0,174679	0,189904
389,0	0,290108	0,073736	0,183689	0,188763
390,0	0,273456	0,080299	0,144433	0,200617
391,0	0,247981	0,981160	0,306385	0,181035
392,0	0,251689	0,376402	0,134552	0,209531
393,0	0,302475	0,064269	0,157472	0,194565
394,0	0,331075	0,087326	0,172179	0,189904
395,0	0,324916	0,064630	0,154319	0,195755
396,0	0,362147	0,075987	0,172731	0,189904
397,0	0,313025	0,072324	0,144180	0,200617
398,0	0,349494	0,058548	0,167543	0,191055
399,0	0,357215	0,085659	0,182436	0,188763
400,0	0,347596	0,058157	0,208844	0,185396
411,0	0,283439	0,187954	0,150340	0,196955
412,0	0,251066	0,151438	0,163080	0,192215
413,0	0,270688	0,056856	0,173133	0,189904
414,0	0,285640	0,073406	0,151964	0,196955
415,0	0,280538	0,064449	0,157472	0,194565

416,0	0,288609	0,066865	0,181223	0,188763
417,0	0,290862	0,063554	0,166752	0,192215
418,0	0,276967	0,063201	0,156375	0,194565
419,0	0,290862	0,067441	0,190593	0,187631
420,0	0,292377	0,065455	0,190593	0,187631
421,0	0,304068	0,070744	0,145651	0,199386
422,0	0,343838	0,057847	0,186314	0,187631
423,0	0,354296	0,086905	0,204594	0,186509
424,0	0,366152	0,058863	0,218440	0,185396
425,0	0,372261	0,059582	0,229980	0,184292
426,0	0,378493	0,086905	0,221135	0,184292
427,0	0,358195	0,057770	0,229980	0,184292
428,0	0,368175	0,058002	0,233250	0,184292
429,0	0,326661	0,141108	0,157252	0,194565
430,0	0,378493	0,655914	0,229980	0,184292
431,0	0,413890	0,708501	0,213417	0,185396
432,0	0,423330	0,206782	0,211080	0,185396
433,0	0,422137	0,087892	0,277718	0,182112
434,0	0,396835	0,082331	0,233250	0,184292
435,0	0,394624	0,073846	0,218440	0,185396
436,0	0,396835	0,058235	0,252332	0,183197
437,0	0,429354	0,073626	0,211080	0,185396
438,0	0,365146	0,071161	0,195368	0,186509
439,0	0,303270	0,399061	0,140357	0,203110
440,0	0,333760	0,073297	0,158625	0,194565
441,0	0,378493	0,061059	0,178907	0,188763
442,0	0,368175	0,070434	0,187688	0,187631
443,0	0,374324	0,069415	0,200679	0,186509
444,0	0,372261	0,058235	0,189133	0,187631
445,0	0,386997	0,086486	0,215891	0,185396
446,0	0,405828	0,058942	0,226919	0,184292
447,0	0,392427	0,058079	0,223948	0,184292
448,0	0,347596	0,344773	0,149763	0,198166
449,0	0,364143	0,171049	0,160695	0,193385
450,0	0,416227	0,059022	0,202984	0,186509
451,0	0,397947	0,086905	0,184981	0,188763
452,0	0,428142	0,059582	0,211080	0,185396

453,0	0,475624	0,062590	0,240255	0,183197
454,0	0,534696	0,094804	0,252332	0,183197
455,0	0,442948	0,061988	0,250612	0,183197
456,0	0,450563	0,057387	0,248081	0,183197
457,0	0,365146	0,108647	0,168850	0,191055
458,0	0,389158	0,995124	0,216405	0,185396
459,0	0,428142	0,952105	0,330981	0,181035
460,0	0,436710	0,236135	0,304815	0,181035
461,0	0,401302	0,239024	0,223948	0,184292
462,0	0,381655	0,288609	0,184981	0,188763
463,0	0,455719	0,659481	0,321569	0,181035
464,0	0,454424	0,984788	0,330981	0,181035
465,0	0,444207	0,828037	0,341115	0,181035
466,0	0,482462	0,995884	0,364172	0,179967
467,0	0,330187	0,370211	0,178014	0,188763
468,0	0,364143	0,077150	0,168340	0,191055
469,0	0,403558	0,066202	0,177805	0,189904
470,0	0,507919	0,096900	0,266631	0,182112
471,0	0,451846	0,062074	0,175678	0,189904
472,0	0,466222	0,079311	0,195368	0,186509
473,0	0,497862	0,073736	0,221135	0,184292
474,0	0,463572	0,059744	0,221135	0,184292
475,0	0,449284	0,099914	0,206672	0,185396
476,0	0,348544	0,091554	0,124570	0,230540
477,0	0,373291	0,892452	0,162249	0,193385
478,0	0,409261	0,071792	0,175678	0,189904
479,0	0,391333	0,831601	0,159813	0,193385
480,0	0,453133	0,064359	0,240255	0,183197
481,0	0,371234	0,451846	0,146127	0,199386
482,0	0,411568	0,065271	0,173689	0,189904
483,0	0,374324	0,955536	0,145119	0,200617
484,0	0,369191	0,084573	0,126344	0,226116
485,0	0,397947	0,910847	0,162134	0,193385
486,0	0,470227	0,682899	0,221135	0,184292
487,0	0,415057	0,289357	0,177805	0,189904
488,0	0,437950	0,082721	0,136767	0,206930
489,0	0,543912	0,989241	0,129132	0,218996

490,0	0,468888	0,871326	0,157472	0,194565
491,0	0,462253	0,655914	0,181223	0,188763
492,0	0,524126	0,926611	0,187688	0,187631
493,0	0,490800	0,328418	0,158625	0,194565
494,0	0,435475	0,874649	0,153549	0,195755
495,0	0,442948	0,567576	0,136370	0,208225
496,0	0,360165	0,320605	0,126183	0,226116
497,0	0,371234	0,082851	0,117309	0,279930
498,0	0,409261	0,064269	0,120991	0,247792
499,0	0,497862	0,080175	0,151087	0,196955
500,0	0,527126	0,881217	0,177805	0,189904
501,0	0,512290	0,833377	0,223948	0,184292
502,0	0,457018	0,979606	0,233250	0,184292
503,0	0,496441	0,756629	0,236660	0,184292
504,0	0,348544	0,999998	0,125413	0,227578
505,0	0,435475	0,530142	0,233250	0,184292
506,0	0,454424	0,654135	0,236660	0,184292
507,0	0,395728	0,234993	0,197076	0,186509
508,0	0,406968	0,082202	0,261572	0,183197
509,0	0,435475	0,094963	0,229980	0,184292
510,0	0,431791	0,118303	0,229980	0,184292
511,0	0,382717	0,080549	0,172731	0,189904
512,0	0,460938	0,110011	0,229980	0,184292
513,0	0,317208	0,506470	0,140827	0,203110
514,0	0,337382	0,388075	0,153827	0,195755
515,0	0,377445	0,424527	0,177805	0,189904
516,0	0,341978	0,998514	0,140414	0,203110
517,0	0,402428	0,572413	0,248081	0,183197
518,0	0,383781	0,934713	0,170911	0,191055
519,0	0,430571	0,767754	0,223948	0,184292
520,0	0,492205	0,977995	0,341115	0,181035
521,0	0,411568	0,822665	0,193709	0,187631
522,0	0,439194	0,987423	0,256810	0,183197
523,0	0,310549	0,561179	0,138537	0,205646
524,0	0,434243	0,509372	0,208844	0,185396
525,0	0,399061	0,999753	0,202608	0,186509
526,0	0,423330	0,648813	0,195368	0,186509

527,0	0,364143	0,981160	0,161721	0,193385
528,0	0,412727	0,378493	0,200679	0,186509
529,0	0,375361	0,231610	0,181223	0,188763
530,0	0,435475	0,486613	0,266631	0,182112
531,0	0,460938	0,177469	0,244086	0,183197
532,0	0,323183	0,983381	0,165208	0,192215
533,0	0,403558	0,692003	0,202201	0,186509
534,0	0,457018	0,946149	0,206672	0,185396
535,0	0,454424	0,690179	0,166895	0,191055
536,0	0,463572	0,970987	0,128320	0,220396
537,0	0,515225	0,648813	0,134729	0,209531
538,0	0,471571	0,704824	0,192128	0,187631
539,0	0,406968	0,413890	0,156922	0,194565
540,0	0,395728	0,378493	0,184981	0,188763
541,0	0,397947	0,400180	0,170023	0,191055
542,0	0,289357	0,021710	0,122630	0,238175
543,0	0,277677	0,014284	0,115316	0,313217
544,0	0,329301	0,014284	0,148801	0,198166
545,0	0,301682	0,014284	0,121234	0,246154
546,0	0,314690	0,014284	0,118126	0,270477
547,0	0,495025	0,014284	0,123080	0,236621
548,0	0,366152	0,014284	0,134358	0,209531
549,0	0,326661	0,014284	0,131375	0,214870
550,0	0,320605	0,014284	0,126879	0,224668
551,0	0,286378	0,069617	0,119234	0,259679
552,0	0,338295	0,712183	0,138224	0,205646
553,0	0,305672	0,726959	0,118141	0,270477
554,0	0,326661	0,795422	0,111634	0,505803
555,0	0,419762	0,679272	0,113884	0,356915
556,0	0,426933	0,303270	0,176323	0,189904
557,0	0,446737	0,516698	0,187970	0,187631
558,0	0,408113	0,490800	0,212478	0,185396
559,0	0,424527	0,273456	0,223948	0,184292
560,0	0,453133	0,396835	0,213417	0,185396
561,0	0,323183	0,016365	0,138408	0,205646
562,0	0,323183	0,014284	0,125733	0,227578
563,0	0,325787	0,014284	0,133097	0,212178

564,0	0,333760	0,014284	0,137366	0,206930
565,0	0,681084	0,014284	0,183689	0,188763
566,0	0,636495	0,014284	0,175678	0,189904
567,0	0,315526	0,728810	0,132129	0,213518
568,0	0,412727	0,778855	0,150257	0,196955
569,0	0,422137	0,869656	0,126199	0,226116
570,0	0,528632	0,677461	0,113426	0,375921
571,0	0,505025	0,471571	0,111729	0,494264
572,0	0,405828	0,017474	0,109711	0,934205
573,0	0,467553	0,014284	0,108378	0,427305
574,0	0,548574	0,014284	0,109107	0,962949
575,0	0,648813	0,014284	0,109382	0,998213
576,0	0,932053	0,014294	0,111919	0,475624
577,0	0,943685	0,014284	0,114414	0,336611
578,0	0,708501	0,747351	0,111959	0,471985
579,0	0,970049	0,089040	0,119085	0,261439
580,0	0,831601	0,080051	0,115785	0,304437
581,0	0,892452	0,072862	0,116716	0,287805
582,0	0,856091	0,086071	0,116500	0,291851
583,0	0,804565	0,072862	0,116817	0,287805
584,0	0,741785	0,076333	0,117324	0,279930
585,0	0,819068	0,080926	0,116113	0,298059
586,0	0,852647	0,069820	0,116170	0,298059
587,0	0,854372	0,072004	0,115728	0,304437
588,0	0,988651	0,072111	0,113012	0,396153
589,0	0,991451	0,076449	0,120673	0,249446
590,0	0,985469	0,080299	0,129065	0,218996
591,0	0,997506	0,077033	0,141337	0,203110
592,0	0,990922	0,083905	0,146127	0,199386
593,0	0,990377	0,080926	0,138224	0,205646
594,0	0,997506	0,074289	0,119234	0,259679
595,0	0,992463	0,075872	0,116976	0,283832
596,0	0,999753	0,073188	0,118523	0,266813
597,0	0,673846	0,072754	0,118848	0,263214
598,0	0,998287	0,067829	0,119353	0,259679
599,0	0,971912	0,066769	0,120431	0,251113
600,0	0,996906	0,062590	0,122661	0,238175

Акт про впровадження у процес роботи підприємства результатів дисертаційної роботи



ТОВ «НАДРА ІНЖИНІРИНГ»
ЄДРПОУ: 42925254, ІПН: 429252509154
76019, м. Івано-Франківськ, вул. Юліана Пелеша (Крайківського),
буд. 1, офіс 5
ІВАН: UA68325365000000260080002887 АТ «КРЕДОБАНК» МФО: 325365
Тел.: +38(096)1295796, Факс: +38(050)3385700
e-mail: nadra.engineering@gmail.com

АКТ

про впровадження у процесі споруджування нафтогазових свердловин результатів дисертаційної роботи аспіранта Процюка В.В.

Даним листом засвідчуємо, що результати дисертаційного дослідження Процюка В.В. на тему *«Нейромережева система автоматизації прогнозування динаміки контрольованих параметрів процесу буріння нафтогазових свердловин»* використані в реальних умовах для оптимізації та покращення процесів споруджування нафтогазових свердловин. Розроблені здобувачем інструменти і методи для аналізу та прогнозування ключових параметрів процесу буріння дозволили досягти підвищення ефективності робіт, мінімізації ризиків порушень технологічного процесу та зниження витрат.

До використаних результатів відносяться:

- інтеграція нейромережевої системи в існуючу інфраструктуру підприємства, забезпечуючи взаємодію з обладнанням та програмним забезпеченням;
- ознайомлення персоналу підприємства з системою для ефективного її використання;
- встановлення постійного моніторингу результатів роботи системи для виявлення потенційних недоліків і вдосконалень.

Очікуване розрахункове зростання ефективності процесу прогнозування режимних параметрів буріння НГС складатиме не менше 35%, а розрахункове значення зниження витрат складатиме не менше 25%.

Директор ТОВ «Надра Інжиніринг»



Бочкур Ю.В.

**Акт про впровадження у навчальний процес
результатів дисертаційної роботи**



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

**ІВАНО-ФРАНКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ НАФТИ І ГАЗУ**

вул. Карпатська, 15, м. Івано-Франківськ, 76019, тел./факс (0342) 54-71-39, тел. (0342) 54-72-66
E-mail: admin@nung.edu.ua, код ЄДРПОУ 02070855

17.05.2024р. № 25-40-60

На № _____ від _____

АКТ

про впровадження у навчальний процес результатів дисертаційної роботи
аспіранта Процюка В.В.

засвідчує, що результати дисертаційного дослідження Процюка В.В. на
тему «Нейромережева система автоматизації прогнозування динаміки
контрольованих параметрів процесу буріння нафтогазових свердловин»
використані співробітниками кафедри інженерії програмного забезпечення
інституту інформаційних технологій ІФНТУНГ при підготовці та викладанні
дисципліни «Новітні методи роботи з великими даними».

Впровадження отриманих за дисертаційною роботою Процюка В.В.
результатів дослідження в навчальний процес підвищує якість підготовки
студентів за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення» оскільки
відображає стан та перспективи розвитку наукових досліджень в Україні та
світі.

Ректор



Ігор ЧУДИК