

Льотна академія Національного авіаційного університету
Міністерство освіти і науки України

Льотна академія Національного авіаційного університету
Міністерство освіти і науки України

Прим. №__

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ПАДАЛКА ІВАН ОЛЕГОВИЧ

УДК 629.7.067.8

ДИСЕРТАЦІЯ

МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ ДЛЯ
ПІДВИЩЕННЯ ОПЕРАТИВНОСТІ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕННЯ ЕКІПАЖЕМ
ПОВІТРЯНОГО СУДНА

Спеціальність 275 – Транспортні технології (авіаційний транспорт)

27 – Транспорт

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

І.О. Падалка

Науковий керівник Дмитрієв Олег Миколайович

доктор технічних наук, доцент

Кропивницький – 2022

АНОТАЦІЯ

Падалка І.О. Метод прогнозування особливих випадків у польоті для підвищення оперативності прийняття рішення екіпажем повітряного судна. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 275 Транспортні технології (авіаційний транспорт). – Льотна академія Національного авіаційного університету, Міністерство освіти і науки України, Кропивницький, 2022.

Статистика авіаційних подій та інцидентів цивільної авіації показує, що найпоширенішою причиною аварійності (від 60 до 80%) в останні роки є так званий людський чинник. Він викликаний обмеженими можливостями людини щодо управління складною технікою в екстремальних ситуаціях. Такий стан справ обумовлює зростання ролі бортових засобів автоматизованого контролю, діагностики та управління бортовим обладнанням, розвантаження та інформаційної підтримки екіпажу у забезпеченні безпеки польотів. Зростання кількості і складності функціональних систем, агрегатів та інших об'єктів бортового обладнання сучасної авіаційної техніки, збільшення кількості критичних параметрів польоту впливають на рівень безпеки пілотування. Вони також обумовлюють необхідність подальшої автоматизації процесів контролю поточного стану повітряного судна, бортового обладнання та дій екіпажу, діагностування відмов, формування керуючих впливів і прийняття оперативних рішень на всіх етапах від наземного обслуговування і передпольотної підготовки до посадки під загальним контролем екіпажу.

Основними завданнями параметричного діагностування повітряного судна є визначення фактичного технічного стану технологічного обладнання та прогнозування виникнення його відмов. Для вирішення цих завдань зараз використовуються математичні моделі, засновані на тренд-аналізі деяких

реєстрованих параметрів з напрацювання. Однак існуючі діагностичні моделі, що базуються на відповідних математичних моделях, не завжди дозволяють прогнозувати виникнення відмов технологічного обладнання.

Усі заходи щодо виявлення та парювання інцидентів виконуються екіпажем в умовах браку часу на прийняття рішення. Реалізація системи прогнозування особливих випадків у польоті дозволить не лише констатувати факт відмови, а й прогнозувати появу відмов та додати час на прийняття рішення.

Таким чином, є невідповідність між можливостями математичного забезпечення бортових засобів автоматизованого контролю, діагностики та управління бортовим обладнанням, розвантаження та інформаційної підтримки екіпажу щодо прогнозування особливих випадків у польоті, з одного боку, та обмеженими можливостями людини щодо управління складною технікою в екстрених ситуаціях, з іншого. Для розв'язання невідповідності необхідно вирішити наукове завдання, спрямоване на розробку методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

Автоматизація прогнозування особливих випадків у польоті можлива шляхом створення нових і вдосконалення існуючих методів розв'язання задач комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна, зокрема – інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Інтелектуалізація передбачає постійне розширення кола завдань планування, що спільно вирішуються засобами автоматизації й оператором в умовах неповноти, суперечливості та динамічної зміни зовнішнього середовища.

В існуючих бортових автоматизованих системах контролю повітряних суден розв'язання зазначеного завдання у наведеній постановці реалізоване не в повному обсязі. Це призводить до недостатньої оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем щодо виявлення, розпізнання та

недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті. Тому наукове завдання, що спрямоване на розробку методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна для підвищення оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті, є актуальним.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами. Робота є логічним продовженням низки теоретичних та прикладних досліджень з питань обслуговування повітряного руху при виникненні особливих випадків у польоті, а саме науково-дослідних робіт, що проводилися за планами наукової та науково-технічної діяльності в Льотній академії Національного авіаційного університету (м. Кропивницький): д/р № 0112U002683 "Розробка та впровадження віддаленої самостійної підтримки авіадиспетчерів на базі інтелектуальних тренажерів", д/р № 0118U001610 "Моделювання адаптивної професійної підготовки диспетчерів повітряного руху".

Обраний напрямок досліджень тісно пов'язаний зі Стратегічним курсом розвитку аеронавігаційної системи України, що визначений Указом Президента України від 11 червня 1998 року № 615/98 "Про затвердження стратегії інтеграції України до Європейського Союзу" та зі Стратегічним планом розвитку авіаційного транспорту до 2020 року, затвердженим Міністерством інфраструктури України від 21.12.2015р. №546.

Результати дослідження використані:

– метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті при проведенні дослідної експлуатації та державних випробувань виробу 9С162 у науково-виробничому підприємстві "Аеротехніка-МЛТ" (акт від 04 травня 2020 року);

– метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна у ході дослідницьких робіт у Харківському регіональному структурному підрозділі Украерорух у тренажерному центрі автоматизованої системи керування повітряним рухом "Юлія" (акт від 28 серпня 2019 року).

Метою дисертаційних досліджень є підвищення оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем повітряного судна щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішені такі основні часткові завдання дослідження:

1. Проаналізовані умови та фактори виникнення особливих випадків у польоті.

2. Проаналізовані методи і моделі прогнозування виявлення та розпізнання особливих випадків у польоті.

3. Запропонована модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики для прогнозування відмов на основі марковської моделі та продукційних правил.

4. Запропонований метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна.

5. Запропонований метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

6. Проведена оцінка ефективності застосування методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

7. Розроблені рекомендації щодо застосування методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

Об'єкт дослідження – процес виникнення і розпізнавання особливих випадків у польоті.

Предмет дослідження – моделі та методи прогнозування особливих випадків у польоті.

Наукова новизна отриманих результатів обумовлена новим рішенням наукового завдання розробки методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

Отримані наступні наукові результати:

1. Вперше запропонована модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі комплексної обробки інформації параметричної діагностики, що заснована на об'єднанні марковської моделі і продукційних правил, що дозволить коригувати ймовірнісні характеристики діагностичних даних при нетиповому розвитку процесу.

2. Отримав подальший розвиток метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, який, на відміну від відомих, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, що дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

3. Отримав подальший розвиток метод передбачення особливих випадків у польоті, який, на відміну від відомих, базується на завчасному виявленні аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна, який враховує спостереження за процесом роботи технологічного обладнання, що дозволяє підвищити оперативність та достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

Методи дослідження. Методологічною основою дослідження є системний підхід. Як спеціальні методи застосовані: методи інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорії нечітких множин і машинного навчання.

Для формалізації та обробки знань про стан роботи технологічного обладнання повітряного судна у польоті використовувалась теорія інтелектуального аналізу даних. Для побудови стохастичної моделі використовувалась теорія марківських процесів та фрагменти семантичної мережі. Визначення параметрів стохастичної моделі здійснювалось з використанням статистичного аналізу та оцінки максимальної правдоподібності. Методи імітаційного моделювання використовувались для оцінки ефективності розроблених методів.

Обґрунтованість і достовірність одержаних у роботі наукових результатів, висновків і рекомендацій підтверджується коректною постановкою наукового завдання, грамотним використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорії нечітких множин і машинного навчання на етапах моделювання й аналізу результатів досліджень, несуперечливістю отриманих результатів відомим законам, а також апробацією результатів на наукових конференціях і їх публікацією у визнаних наукових виданнях.

Практичне значення роботи полягає у доведенні запропонованих теоретичних методів до їх практичної реалізації. Реалізація системи підтримки прийняття рішень на основі розроблених моделей та методів

дозволяє на 16% збільшити оперативність прийняття рішень і на 14% збільшити коефіцієнт достовірності.

Ключові слова: безпека польотів, особливі випадки в польоті, параметрична діагностика, прогнозування, аномальна послідовність, часовий ряд, темпоральний патерн, гібридна стохастична модель, система підтримки прийняття рішень.

Список публікацій, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Падалка І.О., Бардаков В.В., Вельшинський В.О., Заєць В.В., Литвинов І.О. Аналіз підходів до побудови системи прогнозування нештатних ситуацій повітряного судна. Новітні технології. Збірник наукових праць Приватного вищого навчального закладу "Університет новітніх технологій". Київ: ПВНЗ УНТ, 2019. Вип. 3(10). С. 78–87. DOI:10.31180/2524-0102/2019.3.10.09.

2. Падалка І.О. Метод прогнозування особливих випадків у польоті для підвищення оперативності прийняття рішення екіпажем повітряного судна. Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. 2022. №1(71). С. 58–65.

3. Падалка І.О., Дмитрієв О.М., Пархоменко Д.О., Пасько І.В. Модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики. Системи озброєння і військова техніка. Харків: ХНУПС, 2020. Вип. 3(63). С. 78–84. DOI: 10.30748/soivt.2020.63.11.

4. Падалка І.О., Опенько П.В., Руденко В.М., Столяренко М.П. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті. Телекомунікаційні та інформаційні технології. Київ: ДУТ, 2020. Вип. 2(67). С. 126–133. DOI:10.31673/2412-4338.2020.023326.

5. Падалка І.О., Дмитрієв О.М., Пархоменко Д.О., Мелешко О.М. Метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Полтава: НУПП, 2020. Вип. 3(61). С. 28–31. DOI: 10.26906 /SUNZ.2020.3.028.

6. Падалка І.О., Пархоменко Д.О., Щенякін О.В. Оцінка ефективності системи прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу

діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Зв'язок. Київ: ДУТ, 2020. Вип. 4(146). С. 18–21. DOI: 10.31673/2412-9070.2020.041821.

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

1. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Аналіз підходів до побудови системи контролю технічного стану повітряного судна. Актуальні питання забезпечення службовобойової діяльності військових формувань та правоохоронних органів: зб. тез доп. VIII Всеукр. наук.-практ. конф., м. Харків, 31 жовт. 2019 р. Харків: НА НГУ, 2019. С. 160.

2. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Перспективи розвитку методів технічного обслуговування складних систем бортового комплексу устаткування. Застосування інформаційних технологій у підготовці та діяльності сил охорони правопорядку: зб. тез доп. міжнар. наук.-практ. конф., м. Харків, 17 берез. 2020 р. Харків: НА НГУ, 2020. С. 74.

3. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Аналіз методів узагальненої оцінки стану технічних систем. Новітні технології – для захисту повітряного простору : зб. тез доп. XVI міжнар. наук. конф., м. Харків, 15-16 квіт. 2020 р. Харків: ХНУПС, 2020. С. 415.

4. Падалка І.О., Пархоменко Д.О., Інтелектуальні моделі та методи інформаційного забезпечення технічного обслуговування систем бортового комплексу устаткування літальних апаратів. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ: зб. тез доп. міжнар. наук. конф., м. Львів, 14-15 трав. 2020 р. Львів: НАСВ, 2020. С. 255.

5. Пархоменко Д.О., Павленко М.А., Падалка І.О. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті. Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах: зб. тез доп. XX наук.-техн. конф., м. Чернігів, 3-4 верес. 2020 р. Чернігів: ДНДІ ВС ОВТ, 2020. С. 191.

III. Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації.

1. O. Tymochko, A. Ttystan, V. Ushan, N. Yeromina, O. Dmitriiev, V. Mazharov, I. Padalka, I. Hannoshyna, I. Masik, A. Zazirnyi The Synthesis of the Reference Image and Algorithms for Vehicle Navigation Systems, JETER,8(3),2020, pp. 853 – 858. doi:10.30534/ijeter/2020/40832020

ANNOTATION

Padalka I. The method for predicting special cases in flight to improve the efficiency of decision making by the aircraft crew. – Qualifying scientific work as a manuscript.

Dissertation for the degree of candidate of technical Sciences (Doctor of Philosophy) in specialty 05.22.13 "Navigation and traffic control" (05 – Technical sciences). – Flight Academy of the National Aviation University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kropyvnytskyi, 2022.

The statistics of aviation accidents and incidents of civil aviation show that the most common cause of accidents (from 60 to 80%) is the so-called human factor. It is caused by a limited human ability to control complex equipment in extreme situations. This state of affairs leads to an increase in the role of on-board automated control, diagnostics and control of on-board equipment, unloading and information support of the crew in ensuring flight safety. An increase in the number and complexity of functional systems, units and other objects of onboard equipment of modern aviation technology, an increase in the number of critical flight parameters affect the level of piloting safety. They also make it necessary to further automate the processes of monitoring the current state of the aircraft, on-board equipment and crew actions, diagnosing failures, generating control actions and making operational decisions at all stages from ground handling to pre-flight preparation to landing under the general control of the crew.

The main tasks of parametric diagnostics of an aircraft are to determine the actual technical state of technological equipment and predict the occurrence of its failures. To solve these problems, mathematical models based on trend analysis of some registered operating time parameters are now used. However, the existing

diagnostic models based on the corresponding mathematical models do not always allow predicting the occurrence of technological equipment failures.

All measures to identify and counter incidents are carried out by the crew in the absence of time to make a decision. Implementation of a system for predicting special cases in flight will allow not only to state the fact of a failure, but also to predict the occurrence of failures and add time to making a decision.

Thus, there is a discrepancy between the capabilities of the mathematical support of on-board automated monitoring, diagnostics and control of on-board equipment, unloading and information support of the crew for predicting special cases in flight, on the one hand, and limited human capabilities to control complex equipment in emergency situations, on the other. To solve the discrepancy, it is necessary to solve a scientific problem aimed at developing a method for predicting special cases in flight based on the integrated processing of information from the aircraft technological equipment.

Automation of forecasting special cases in flight is possible by creating new and improving existing methods for solving the problems of integrated processing of information from aircraft technological equipment, in particular, intelligent decision support systems. Intellectualization presupposes a constant expansion of the range of planning tasks, which are jointly solved by automation tools and the operator in conditions of incompleteness, contradictions and dynamic changes in the external environment.

In the existing on-board automated control systems for aircraft, the solution of this problem in the given formulation is fully implemented. This leads to insufficient efficiency and reliability of the crew's decision to identify, recognize and prevent the negative consequences of special cases in flight. Therefore, the scientific task aimed at developing a method for predicting special cases in flight based on the integrated processing of information from the technological equipment of the aircraft to increase the efficiency and reliability of the crew's decision to identify, recognize and prevent the negative consequences of special cases in flight is relevant.

Communication of work with scientific programs, plans, themes, grants.

The work is a logical continuation of a number of theoretical and applied studies on air traffic services in the event of special cases in flight, namely, research work carried out according to the plans of scientific and scientific and technical activities at the Flight Academy of the National Aviation University (Kropyvnytskyi): ZhK 0112U002683 "Development and implementation of remote self-support for air traffic controllers based on intelligent simulators" DR 0118U001610 "Modeling of adaptive professional training of air traffic dispatchers".

The chosen direction of research is closely related to the Strategic course for the development of the air navigation system of Ukraine, determined by the Decree of the President of Ukraine dated June 11, 1998 No. 615/98 "On Approval of the Strategy for Ukraine's Integration into the European Union" and with the Strategic Plan for the Development of Aviation Transport until 2020, approved by the Ministry of Infrastructure of Ukraine from 21.12.2015 No. 546.

The research results were used:

– a method for detecting abnormal sequences in the diagnostic data of aircraft technological equipment to prevent special cases in flight during trial operation and state tests of the 9C162 product at the Aerotochnika-MLT research and production enterprise (act dated May 4, 2020)

– a method for predicting special cases in flight based on the early detection of abnormal sequences in the diagnostic data of the technological equipment of the aircraft during research work in the Kharkiv regional structural unit of UkSATSE in the training center of the automated air traffic control system "Yulia" (act dated August 28, 2019).

The purpose and objectives of the research. The purpose of the dissertation research is to increase the efficiency and reliability of decision-making by the aircraft crew to identify, recognize and prevent the negative consequences of special cases in flight.

To achieve this goal, the following main partial tasks have been solved in the work:

1. The conditions and factors of occurrence of special cases in flight have been analyzed.

2. Methods and models for predicting the detection and recognition of special cases in flight have been analyzed.

3. The model is proposed for representing the temporal process of the aircraft technological equipment operation based on the analysis of parametric diagnostics data for predicting failures based on the Markov model and production rules.

4. The method for detecting anomalous sequences in the diagnostic data of the aircraft technological equipment is proposed to prevent special cases in flight, based on the use of a model for representing the temporal process of the aircraft technological equipment functioning.

5. The method for predicting special cases in flight based on the early detection of anomalous sequences in the diagnostic data of the aircraft technological equipment is proposed.

6. Evaluation of the effectiveness of the application of the method of forecasting special cases in flight based on the integrated processing of information from the technological equipment of the aircraft.

7. Recommendations have been developed for the application of the method for predicting special cases in flight based on the integrated processing of information from the aircraft technological equipment.

The object of research is the process of occurrence and recognition of special cases in flight.

The subject of research is models and methods for predicting special cases in flight.

The scientific novelty of the results obtained is due to a new solution to the scientific problem of developing a method for predicting special cases in flight based on the integrated processing of information from the aircraft technological equipment.

The following scientific results have been obtained:

1. For the first time, a model is proposed for representing the temporal process of the functioning of the technological equipment of an aircraft based on the integrated processing of parametric diagnostics information based on the combination of the Markov model and production rules, which will allow correcting the probabilistic characteristics of the diagnostic data in case of atypical development of the process.

2. The method of detecting abnormal sequences in the diagnostic data of the aircraft technological equipment was further developed to prevent special cases in flight, which, unlike the known ones, is based on the use of a model for representing the temporal process of the aircraft technological equipment functioning, which makes it possible to increase the reliability of the crew's decision-making on identification, recognition and prevention of negative consequences of special cases in flight.

3. The method for predicting special cases in flight has been further developed, which, unlike the known ones, is based on the early detection of anomalous sequences in the diagnostic data of the aircraft technological equipment, taking into account the observation of the process of the technological equipment operation, which makes it possible to increase the efficiency and reliability of decision-making by the crew on identification, recognition and prevention of negative consequences of special cases in flight.

Research methods. The methodological basis of the study is a systematic approach. How special methods are applied: data mining methods, time series theory, probability theory and Markov modeling, fuzzy set theory and machine learning.

To formalize and process knowledge about the state of operation of the aircraft technological equipment in flight, the theory of data mining was used. To build a stochastic model, the theory of Markov processes and fragments of the semantic network were used. The determination of the parameters of the stochastic model was carried out using statistical analysis and maximum likelihood estimation. Simulation methods were used to assess the effectiveness of the developed methods.

The validity and reliability of the scientific results, conclusions and recommendations obtained in the work is confirmed by the correct formulation of the scientific problem, the competent use of data mining methods, the theory of time series, the theory of probability and Markov modeling, the theory of fuzzy sets and machine learning at the stages of modeling and analysis of research results, consistency the obtained results are known to laws, as well as the approbation of the results at scientific conferences and their publication in recognized scientific journals.

The practical significance of the work lies in bringing the proposed theoretical methods to practical implementation. Implementation of the decision support system based on the developed models and methods allows increasing the efficiency of decision-making by 16% and increasing the reliability coefficient by 14%.

Key words: flight safety, special cases in flight, parametric diagnostics, forecasting, anomalous sequence, time series, temporal pattern, hybrid stochastic model, decision support system.

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ	2
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	20
ВСТУП	21
1 АНАЛІЗ ПРОЦЕСУ ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ У СИСТЕМАХ НАВІГАЦІЇ ТА УПРАВЛІННЯ РУХОМ	30
1.1 Аналіз умов і факторів виникнення особливих випадків у польоті ..	30
1.2 Особливості комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна у польоті.....	34
1.3 Визначення вимог щодо комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна	38
1.4 Аналіз методів і моделей прогнозування особливих випадків у польоті у системах навігації та управління рухом	40
1.5 Обґрунтування і вибір показника ефективності вирішення завдання прогнозування особливих випадків у польоті.....	42
1.6 Постановка завдання дослідження.....	44
Висновки за розділом 1	46
2 ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ НАПРЯМКУ І ЗАГАЛЬНА МЕТОДИКА ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕНЬ.....	48
2.1 Обґрунтування вибору напрямку досліджень.....	48
2.2 Загальна методика проведення досліджень	63
2.3 Аналіз підходів щодо побудови моделі функціонування технологічного обладнання повітряного судна.....	80
Висновки за розділом 2	86
3 РОЗРОБКА МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСНОЇ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ ПОВІТРЯНОГО СУДНА	88

3.1 Вихідні дані, обмеження і допущення задачі прогнозування особливих випадків у польоті	88
3.2 Попередня обробка вихідних даних.....	92
3.3 Розробка моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна	98
3.4 Розробка методу виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна ..	108
3.5 Розробка методу передбачення особливих випадків у польоті.....	113
Висновки за розділом 3	118
4 ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСНОЇ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ ПОВІТРЯНОГО СУДНА	120
4.1 Оцінка ефективності розробленого методу.....	120
4.2 Рекомендації щодо модернізації спеціального програмного забезпечення бортових інформаційних систем повітряного судна	122
Висновки за розділом 4	125
ВИСНОВКИ	127
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	131
ДОДАТОК А	146
ДОДАТОК Б	149
ДОДАТОК В	150

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АНС	– аеронавігаційна система
АП	– авіаційна подія
АСУ	– автоматизована система управління
БП	– безпека польотів
БЦО	– бортова цифрова обчислювальна система
ГСМ	– гібридна стохастична модель
ГТД	– газотурбінний двигун
ЗПР	– задача прийняття рішення
КПР	– керування повітряним рухом
КПС	– командир повітряного судна
ММ	– марківська модель
МП	– місце посадки
ОПР	– особа, що приймає рішення
ПЗ	– програмне забезпечення
ПНК	– пілотажно-навігаційний комплекс
ПС	– повітряне судно
ПТП	– продукційні темпоральні правила
САУ	– стандартні атмосферні умови
СППР	– система підтримки прийняття рішень
СТС	– складна технічна система
ЧР	– часовий ряд

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. Ефективність авіаційних перевезень нерозривно пов'язана з проблемою безпеки польотів. Її успішне вирішення значною мірою визначає перспективи розвитку як цивільної, так і державної авіації. Безпека польотів – комплексна характеристика повітряного транспорту та авіаційних робіт, що визначає здатність виконувати польоти без загрози для життя та здоров'я людей [1]. Складність вирішення проблеми забезпечення безпеки польотів безперервно зростає у зв'язку з підвищенням інтенсивності використання авіаційної техніки і розширенням кола виконуваних нею функціональних завдань. Пов'язане з цим постійне ускладнення бортового обладнання не тільки збільшує ймовірність відмов техніки, але й ускладнює діяльність екіпажу, є причиною додаткових помилок пілотування.

З середини 1990-х рр. розвиток системи забезпечення безпеки польотів вступив в "організаційну еру". Традиційно робота зі збору та аналізу даних зводилась до використання інформації, отриманої в ході розслідувань авіаційних подій та інцидентів. Тепер вона значною мірою доповнена новим проактивним підходом до проблем забезпечення безпеки польотів. Даний підхід заснований на застосуванні проактивних і реагуючих методів у процесі збору та аналізу даних. Їх метою є моніторинг відомих факторів ризику і виявлення нових виникаючих проблем у сфері забезпечення безпеки польотів [2]. Ефективне представлення даних є ключовим компонентом управління безпекою польотів. У розвиненій системі управління безпекою польотів передбачаються повідомлення навіть про події з незначними наслідками. Це дозволяє створити необхідний механізм моніторингу для своєчасного прогнозування всіх можливих варіантів розвитку подій з серйозними наслідками [2].

Статистика авіаційних подій та інцидентів цивільної авіації показує, що найбільш поширеною причиною аварійності (від 60 до 80%) є так званий людський чинник [3-10]. Він викликаний обмеженими можливостями людини щодо управління складною технікою в екстремальних ситуаціях. Такий стан справ обумовлює зростання ролі бортових засобів автоматизованого контролю, діагностики та управління бортовим обладнанням, розвантаження та інформаційної підтримки екіпажу у забезпеченні безпеки польотів. Зростання кількості і складності функціональних систем, агрегатів та інших об'єктів бортового обладнання сучасної авіаційної техніки, збільшення кількості критичних параметрів польоту впливають на рівень безпеки пілотування. Вони також обумовлюють необхідність подальшої автоматизації процесів контролю поточного стану повітряного судна, бортового обладнання та дій екіпажу, діагностування відмов, формування керуючих впливів і прийняття оперативних рішень на всіх етапах від наземного обслуговування і передпольотної підготовки до посадки під загальним контролем екіпажу.

Основними завданнями параметричного діагностування повітряного судна є визначення фактичного технічного стану технологічного обладнання та прогнозування виникнення його відмов [8]. Для вирішення цих завдань зараз використовуються математичні моделі, засновані на тренд-аналізі деяких реєстрованих параметрів з напрацювання. Однак існуючі діагностичні моделі, що базуються на відповідних математичних моделях, не завжди дозволяють прогнозувати виникнення відмов технологічного обладнання.

Усі заходи щодо виявлення та парирования інцидентів виконуються екіпажем в умовах браку часу на прийняття рішення. Реалізація системи прогнозування особливих випадків у польоті дозволить не лише констатувати факт відмови, а й прогнозувати появу відмов та додати час на прийняття рішення.

Таким чином, є невідповідність між можливостями математичного забезпечення бортових засобів автоматизованого контролю, діагностики та

управління бортовим обладнанням, розвантаження та інформаційної підтримки екіпажу щодо прогнозування особливих випадків у польоті, з одного боку, та обмеженими можливостями людини щодо управління складною технікою в екстрених ситуаціях, з іншого. Для розв'язання невідповідності необхідно вирішити наукове завдання, спрямоване на розробку методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

Автоматизація прогнозування особливих випадків у польоті можлива шляхом створення нових і вдосконалення існуючих методів розв'язання задач комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна, зокрема – інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (СППР). Інтелектуалізація передбачає постійне розширення кола завдань планування, що спільно вирішуються засобами автоматизації й оператором в умовах неповноти, суперечливості та динамічної зміни зовнішнього середовища [11].

Проблемами побудови систем контролю та діагностування активно займалися і займаються відомі вітчизняні та закордонні дослідники Биргер І.А., Ігнат'єв А.А., Машков О.А., Артюшин Л.М., Барабаш О.В., Обідін Д.М. та ін. [12-17].

Найбільш значні результати в області досліджень і розробки сучасних методів інтелектуального аналізу темпоральних даних і, зокрема, пошуку аномалій, були отримані в роботах Banerjee A., Chandola V., Forrest S., Keogh E., Kumar V., Povinelli R., Xu X., Zadeh L., Афанасьєвої Т.В., Ковальова С.М., Перфильєвої І.Г., Ярушкіної Н.Г. та ін. [18-29].

В існуючих бортових автоматизованих системах контролю повітряних суден розв'язання зазначеного завдання у наведеній постановці реалізоване не в повному обсязі. Це призводить до недостатньої оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті. Тому

наукове завдання, що спрямоване на розробку методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна для підвищення оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті, є актуальним.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами.

Робота є логічним продовженням низки теоретичних та прикладних досліджень з питань обслуговування повітряного руху при виникненні особливих випадків у польоті, а саме науково-дослідних робіт, що проводилися за планами наукової та науково-технічної діяльності в Льотній академії національного авіаційного університету (м. Кропивницький): РК 0112U002683 "Розробка та впровадження віддаленої самостійної підтримки авіадиспетчерів на базі інтелектуальних тренажерів", ДР 0118U001610 "Моделювання адаптивної професійної підготовки диспетчерів повітряного руху".

Обраний напрямок досліджень тісно пов'язаний зі Стратегічним курсом розвитку аеронавігаційної системи України, що визначений Указом Президента України від 11 червня 1998 року № 615/98 "Про затвердження стратегії інтеграції України до Європейського Союзу" та зі Стратегічним планом розвитку авіаційного транспорту до 2020 року, затвердженим Міністерством інфраструктури України від 21.12.2015р. №546.

Результати дослідження використані:

– метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті при проведенні дослідної експлуатації та державних випробувань виробу 9С162 у науково-виробничому підприємстві "Аеротехніка-МЛТ" (акт від 04 травня 2020 року);

– метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних

технологічного обладнання повітряного судна у ході дослідницьких робіт у Харківському регіональному структурному підрозділі Украерорух у тренажерному центрі автоматизованої системи керування повітряним рухом "Юлія" (акт від 28 серпня 2019 року).

Мета і завдання досліджень. Метою дисертаційних досліджень є підвищення оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем повітряного судна щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі основні часткові *завдання дослідження*:

1. Проаналізувати умови та фактори виникнення особливих випадків у польоті.

2. Проаналізувати методи і моделі прогнозування виявлення та розпізнання особливих випадків у польоті.

3. Розробити модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики для прогнозування відмов на основі марковської моделі та продукційних правил.

4. Розробити метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна.

5. Розробити метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

6. Оцінити ефективність застосування методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

7. Розробити рекомендації щодо застосування методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

Об'єкт дослідження – процес виникнення і розпізнавання особливих випадків у польоті.

Предмет дослідження – моделі та методи прогнозування особливих випадків у польоті.

Наукова новизна отриманих результатів обумовлена новим рішенням наукового завдання розробки методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

Отримані наступні наукові результати:

1. Вперше запропонована модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі комплексної обробки інформації параметричної діагностики, що заснована на об'єднанні марковської моделі і продукційних правил, що дозволить коригувати ймовірнісні характеристики діагностичних даних при нетиповому розвитку процесу. [30, 31]

2. Отримав подальший розвиток метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, який, на відміну від відомих, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, що дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті. [30, 32]

3. Отримав подальший розвиток метод передбачення особливих випадків у польоті, який, на відміну від відомих, базується на завчасному виявленні аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна, який враховує спостереження за процесом

роботи технологічного обладнання, що дозволяє підвищити оперативність та достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті. [30, 33]

Методи дослідження. Методологічною основою дослідження є системний підхід. Як спеціальні методи застосовані: методи інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорії нечітких множин і машинного навчання.

Для формалізації та обробки знань про стан роботи технологічного обладнання повітряного судна у польоті використовувалась теорія інтелектуального аналізу даних. Для побудови стохастичної моделі використовувалась теорія марківських процесів та фрагменти семантичної мережі. Визначення параметрів стохастичної моделі здійснювалось з використанням статистичного аналізу та оцінки максимальної правдоподібності. Методи імітаційного моделювання використовувались для оцінки ефективності розроблених методів.

Обґрунтованість і достовірність одержаних у роботі наукових результатів, висновків і рекомендацій підтверджується коректною постановкою наукового завдання, грамотним використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорії нечітких множин і машинного навчання на етапах моделювання й аналізу результатів досліджень, несуперечливістю отриманих результатів відомим законам, а також апробацією результатів на наукових конференціях і їх публікацією у визнаних наукових виданнях.

Практичне значення роботи полягає у доведенні запропонованих теоретичних методів до їх практичної реалізації. Реалізація СППР на основі розроблених моделей та методів дозволяє на 16% збільшити оперативність прийняття рішень і на 14% збільшити коефіцієнт достовірності.

Особистий внесок здобувача. Дисертаційна робота є результатом самостійних досліджень автора. У роботах, виконаних у співавторстві, авторові належить таке:

– у роботі [34] здобувачем проведено аналіз підходів до побудови системи прогнозування особливих випадків у польоті;

– у роботі [31] здобувачем запропоновано модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна;

– у роботі [32] здобувачем запропоновано метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна;

– у роботі [33] здобувачем автором розроблено метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна;

– у роботі [35] здобувачем проведена оцінка ефективності системи прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна;

– у роботі [36] здобувачем запропоновані алгоритми прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання для системи підтримки прийняття рішень пілотажно-навігаційного комплексу повітряного судна.

Апробація результатів дисертації. Основні результати досліджень доповідались й обговорювались на наукових, науково-практичних, науково-технічних конференціях, а саме:

1. XIII Всеукраїнська науково-практична конференція "Актуальні питання забезпечення службово-бойової діяльності військових формувань та правоохоронних органів" (Національна академія Національної гвардії України, м. Харків, 2019) [37];

2. Міжнародна науково-практична конференція "Застосування інформаційних технологій у підготовці та діяльності" сил охорони правопорядку" (Національна академія Національної гвардії України, м. Харків, 2020) [38];

3. XVI міжнародна наукова конференція "Новітні технології – для захисту повітряного простору" (Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, м. Харків, 2020) [39];

4. Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ" (Національна академія Сухопутних військ, м. Львів, 2020) [40];

5. XX науково-технічна конференція "Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах" (Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки, м. Чернігів, 2020) [41].

Публікації результатів дисертації. Основні наукові результати за темою дисертації опубліковано у 6 наукових статтях у наукових фахових виданнях, що включені до "Переліку наукових фахових видань України, в яких можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукового ступеня доктора і кандидата наук", затвердженому ВАК України, та у 5 тезах доповідей матеріалів наукових, науково-практичних та науково-технічних конференцій, у тому числі 3 міжнародних.

Структура та обсяг роботи. Робота складається з анотації, вступу, 4 розділів, списку використаних джерел, висновків та додатків. Повний обсяг дисертації складає 150 сторінок, в тому числі 110 сторінок основного тексту; 16 сторінок анотації; усього 27 рисунків і 4 таблиці по тексту, 15 сторінок списку використаних джерел (138 найменувань), 5 сторінок додатків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ПРОЦЕСУ ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ У СИСТЕМАХ НАВІГАЦІЇ ТА УПРАВЛІННЯ РУХОМ

1.1 Аналіз умов і факторів виникнення особливих випадків у польоті

У процесі польоту на повітряне судно (ПС) можуть впливати різного роду внутрішні та зовнішні дестабілізуючі фактори. Безпека ПС залежить від ступеню захищеності його елементів та ПС у цілому від впливу цих факторів. Нажаль, захищеність ПС від зовнішніх та внутрішніх факторів не може бути абсолютною. Тому завжди існує певний ризик виникнення особливих випадків у польоті.

Безпека на авіаційному транспорті можлива, коли ризик знаходиться на прийнятному рівні і підтримується на ньому чи більш низькому рівні шляхом безперервного процесу виявлення джерел небезпеки, попередження їх впливу при контролі факторів ризику [42]. Оцінка ризику базується на аналізі причин виникнення особливих випадків у польоті та недопущенні їх негативних наслідків.

Результати проведеного аналізу матеріалів звітів комісії з розслідування авіаційних подій (АП) Національного бюро з розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами [3-7] підтвердили визначальний вплив на виникнення і розвиток АП людського фактору та дозволили виявити і ранжувати основні помилки екіпажів, що призвели до таких наслідків (табл. 1.1). З аналізу табл. 1.1 випливає, що найбільш характерними помилками є несвоєчасні і неадекватні дії екіпажу, відсутність необхідного контролю пілотів за параметрами польоту, виведення ПС при польоті в штурвальному режимі на закритичні кути атаки.

Таблиця 1.1 – Ранжовані основні помилки екіпажів, що призвели до авіаційної події (у тому числі катастрофи)

Ранг	Причини авіаційної події (у тому числі катастрофи)
1	Організаційно-технологічні та процедурні недоліки в роботі та взаємодії служб метеорологічного забезпечення та управління повітряним рухом, а також помилок в діях екіпажу.
1	Недостатні і неадекватні дії командира ПС на органи управління для запобігання переходу ситуації в катастрофічну.
1	Неприйняття екіпажем рішення про відхід на друге коло і продовження зниження за відсутності візуального контакту з наземними орієнтирами.
1	Виведення літака при польоті у штурвальному режимі на закритичні кути атаки.
2	Відсутність необхідного контролю з боку другого пілота за параметрами зниження.
2	Неадекватні дії екіпажу при виконанні маневру для попередження зіткнення зі зграєю птахів.
3	Зіткнення літака з деревами через передчасне зниження (ухід під глісаду) і відсутності реакції екіпажу на більш ніж 30-ті секундне спрацьовування системи сигналізації зближення з землею.
3	Помилкові і безконтрольні дії екіпажу на етапі пробігу, після посадки літака.
3	Помилки екіпажу при виконанні вимушеної посадки через відмову двигуна.
4	Виникнення пожежі у вантажному відсіку літака через порушення ізоляції електроджгутів внаслідок тривалої експлуатації ПС в умовах жаркого клімату.
4	Зіткнення літака із землею за межами злітно-посадкової смуги при уході на друге коло.
4	Втрата керованості в польоті через руйнування проводки управління елеронами внаслідок загоряння джгутів проводів бортової електромережі літака.
4	Руйнування передньої опори шасі і силових елементів фюзеляжу при викочуванні ПС на засніжений ґрунт у процесі некерованого руху, обумовленого юзом коліс основних опор шасі, що виник при спробі екіпажу змінити напрямок руху літака для зрулювання зі злітно-посадкової смуги на швидкості, що перевищує швидкість рулювання, що рекомендована для даних погодних умов.
4	Порушення технології роботи і правил ведення радіообміну як з боку екіпажу літака, так і служби управління повітряним рухом.
4	Руйнування ПС при русі по землі після його грубого приземлення.

4	Передчасне прибирання шасі при розбігу внаслідок порушення бортмеханіком вимог Інструкції щодо взаємодії і технології роботи членів екіпажу літака.
4	Порушення командиром ПС вимог керівництва з льотної експлуатації при підготовці до зльоту на виконавчому старті, коли він не проконтролював роботу системи управління передньою опорою шасі і не вжив заходів щодо припинення зльоту.
4	Виникнення пожежі на борту літака через нештатне несинхронізоване включення двох генераторів на паралельну роботу, яке сталося внаслідок незадовільного технічного стану контактних груп контакторів включення основних генераторів в мережу, пошкоджених в результаті тривалої безремонтної експлуатації.
4	Зіткнення літака з землею відразу після зльоту через одночасне виключення двох двигунів у результаті попадання в них птахів.

Боротьба за їх усунення ведеться за кількома напрямками, одним з яких є інтенсифікація інформаційного забезпечення екіпажу ПС. Останнім часом обладнання сучасних ПС забезпечує їх екіпажі значним переліком попереджувальної сигнальної інформації про вплив на ПС як внутрішніх несприятливих процесів, наприклад, відмов авіаційної техніки або грубих помилок пілотування, так і зовнішніх чинників (зіткнення з іншими ПС або поверхнею землі, попадання в сильний зсув вітру тощо). У той же час аналіз матеріалів розслідування цих АП [3-7] показує, що в ряді випадків екіпаж ігнорував або відключав попереджувальну сигналізацію про наближення і навіть вихід параметрів польоту ПС та роботи його окремих функціональних систем за призначені обмеження.

Очевидно, що у складних ситуаціях у польоті при одночасному впливі декількох дестабілізуючих факторів таких, як поєднання складних метеоумов з відмовами в системах ПС або появи різноманітних вказівок від суперечливих джерел сигнальної інформації, екіпаж відчуває утруднення в ухваленні правильного і своєчасного рішення. Це пов'язано, перш за все, з наявністю граничних психофізіологічних можливостей пілота, обумовлених його пропускнуою здатністю у сприйнятті та аналізі інформації, що надзвичайно швидко змінюється, в умовах гострого дефіциту часу.

Одним з напрямків, що дозволяє екіпажу полегшити в цих умовах обробку інформації, що надходить, прийняття рішення і знизити кількість прийнятих помилкових рішень може стати розробка бортової інтелектуальної СППР. Вона забезпечуватиме інтеграцію вихідної інформації від систем і датчиків, що характеризують потокові параметри польоту ПС, з рекомендаціями екіпажу щодо дій в ситуації, що склалася у польоті.

Значна частина АП виникає через відмову технічного обладнання. Під відмовою в теорії надійності розуміють подію, яка порушує працездатність об'єкту [12, 13]. Розрізняють два види відмов – раптові та поступові. Поступовій відмові передують зміни одного або кількох параметрів, які характеризують здатність об'єкту виконувати свої функції [12, 43]. Якщо таку зміну своєчасно виявити, можна прогнозувати виникнення відмови та прийняти заходи щодо усунення її наслідків.

Як показує досвід експлуатації ПС, прояв однієї відмови, несправності або помилкової дії не призводить до тяжких наслідків, і тільки їх поєднання або накладення може привести до АП. За десятки років експлуатації був накопичений великий статистичний матеріал, який дозволяє проаналізувати, зробити висновки, визначити причини, вжити заходів щодо попередження аналогічних випадків або виконати своєчасні дії щодо усунення наслідків особливого випадку у польоті.

При виконанні польоту екіпаж зацікавлений у можливості самостійно визначити причину, передбачити наслідки особливого випадку у польоті та прийняти єдине правильне рішення, тобто він у будь-якій ситуації повинен бути готовим до самостійних правильних дій. Також необхідно врахувати, що всі заходи щодо виявлення та парирування наслідків особливих випадків у польоті виконуються в умовах браку часу на прийняття рішення. Реалізація системи прогнозування особливих випадків у польоті, викликаних збоєм у роботі технологічного обладнання ПС, дозволить не тільки констатувати факт відмови, а й прогнозувати появу відмов, дасть додатковий час на прийняття рішення та дозволить значно підвищити рівень безпеки польотів.

1.2 Особливості комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна у польоті

Склад авіоніки для різних класів ПС є різним. На прикладі пасажирських магістральних літаків таких, як Airbus A-320, Boeing-757, Ту-204, де авіоніка представлена найбільш широко, її можна розділити на такі групи [44]:

- системи первинної інформації,
- радіонавігаційні системи,
- радіозв'язкові системи,
- системи автоматичного пілотування,
- бортові інформаційні системи,
- інші пілотажно-навігаційні системи.

Завданням систем первинної інформації є вимір різних сигналів і параметрів, що характеризують політ і стан повітряного судна. Кожна з таких систем спеціалізується на вимірюванні сигналів певної фізичної форми і певного призначення. До складу системи входить від 1 до 3 однакових обчислювачів, кожен з яких здатний вирішувати всі завдання. За рахунок такого резервування забезпечується висока надійність. Обчислювач є електронним блоком, що містить всередині всі необхідні вимірювальні пристрої, процесор, пам'ять і засоби введення-виведення. Вимірювана інформація піддається в обчислювачі певній обробці – фільтрації, масштабуванню, лінеаризації, калібруванню. Потім за величиною сигналу розраховується значення відповідної фізичної величини – швидкості польоту, температури повітря і т.п. [44].

До систем первинної інформації належать:

- система повітряних сигналів,
- інерціальна навігаційна система,
- система перетворення інформації,

– система вимірювання параметрів двигуна.

Система повітряних сигналів визначає параметри польоту, проводячи вимірювання в зовнішньому середовищі. Вона вимірює й обчислює такі висотно-швидкісні параметри:

- барометричну висоту польоту (абсолютну і відносну);
- швидкість зміни висоти;
- повітряну швидкість (справжню і приладову);
- число Маха;
- температуру зовнішнього повітря;
- повну температуру гальмування;
- кути атаки і ковзання;
- тиск (динамічний і повний);
- максимально допустиму повітряну швидкість.

Інерціальна навігаційна система служить для вимірювання кутового положення ПС у просторі і визначення його місця розташування. Вона вимірює кути курсу, крену, тангажу, кутові швидкості зміни крену і тангажу, лінійні прискорення (перевантаження). Система також обчислює кут нахилу траєкторії, істинний курс, шляхову швидкість, вертикальну швидкість, кут зносу, параметри вітру, географічні координати ПС – широту і довготу.

Система перетворення інформації вимірює параметри різних загальносуднових систем – гідравлічної, паливної, кондиціонування, електропостачання та інших. На датчики впливають фізичні параметри – тиск, температура, переміщення, а вихідні сигнали датчиків, що надходять до систем первинної інформації, мають електричну природу. За вимірним електричним сигналом система обчислює значення параметру.

Система вимірювання параметрів двигуна подібна до системи перетворення інформації. Вона також вимірює електричні сигнали різних датчиків, тільки спеціалізується на вимірюванні параметрів двигуна.

Бортові інформаційні системи надають екіпажу літака всю необхідну інформацію у візуальній, звуковій і тактильній формі.

Бортова автоматизована система контролю (для важких транспортних літаків Ан-124 і Ан-225) призначена для безперервного контролю технічного стану всіх систем літака і дій екіпажу як в польоті, так і при виконанні на землі операцій, передбачених єдиним регламентом технічного обслуговування. Інформація про технічний стан контрольованих систем надходить у вигляді кадрів на дисплеї, магнітному експлуатаційному реєстраторі та принтері, у вигляді повідомлень на табло системи аварійної сигналізації і мнемоіндикаторів, а також повідомлень, що посилаються на аварійний реєстратор і наземні пункти обробки через комплекс радіозв'язку. Одна з функцій контролю технічного стану: двигунів, гідрокомплексу, системи електропостачання, шасі, системи управління протизаморожувача, системи регулювання тиску і кондиціонування повітря, протипожежної системи, пілотажно-навігаційного комплексу і комплексу радіозв'язку, параметрів проточної частини і вібраційних характеристик двигунів.

Зростання кількості функціональних систем, агрегатів та інших об'єктів бортового обладнання сучасної авіаційної техніки, збільшення кількості критичних параметрів польоту, які впливають на рівень безпеки пілотування, обумовлюють необхідність подальшої автоматизації процесів контролю поточного стану ПС, бортового обладнання та дій екіпажу, діагностування відмов, формування керуючих впливів і прийняття оперативних рішень на всіх етапах від наземного обслуговування і передпольотної підготовки до посадки під загальним контролем екіпажу.

Сучасні бортові цифрові системи автоматичного управління, контролю і діагностики дозволяють вимірювати велику кількість параметрів газотурбінного двигуна (ГТД) і його систем і отримувати масиви такої інформації в цифровому вигляді. Кількість діагностованих елементів на сучасних двигунах стає дедалі більшою. Наприклад, на газотурбінному двигуні ПС-90А одночасно обробляється 249 бінарних і 33 аналогових параметрів [44]. Серед множини параметрів є ті, що реєструються, та ті, що не реєструються.

Параметри ГТД, що реєструються:

- температура за турбіною низького тиску (температура газів),
- частота обертання роторів високого і низького тиску,
- годинна витрата палива,
- тиск палива перед форсунками,
- температура робочих лопаток 1 ступені турбіни високого тиску,
- температура масла на вході і виході з турбін низького і високого тиску,
- повна температура і повний тиск зовнішнього повітря на вході у двигун.

Серед параметрів ГТД, що не реєструються, є, наприклад, параметри проточної частини: камер згоряння, форсунок, стан лопаток компресора і турбіни, коефіцієнт корисної дії і тяга двигуна і т. д.

Для вирішення поточних завдань управління і контролю станів під час польоту, як правило, використовується мала частина цих даних. Більш глибокий аналіз такої інформації може поліпшити глибину контролю і дозволить вжити відповідних заходів до настання критичних відмов, і, таким чином, підвищити безпеку польотів.

Завдання підвищення достовірності діагностування об'єктів авіаційної техніки завжди залишається актуальним через випадкову природу системи ознак і системи станів. Організація достовірного діагностування об'єктів авіаційної техніки ускладнюється необхідністю включення до процедури діагностування значної кількості різнорідних фізичних величин (ознак і їх параметрів), що відображають поведінку і взаємодію різних підсистем вузлів і елементів авіаційної техніки. Перехід об'єкта авіаційної техніки з одного стану в інший супроводжується зміною цілого ряду ознак, які необхідно обробляти комплексно. Однак параметрична діагностика ефективна на певних проміжках польоту, результатом якої є сигналізація відмови або відхилення будь-якого параметра в поточний момент часу. Наприклад, відмінною особливістю ознак відмов системи автоматичного управління ГТД

є те, що багато з них носять стохастичний характер [45]. Тому результати вимірювань контрольованих параметрів мають істотний розкид. Зокрема, такий характер мають ознаки втрати газодинамічної стійкості ГТД, що вносить невизначеність у контроль газодинамічного стану двигуна і приводить до помилок діагностування.

1.3 Визначення вимог щодо комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна

Аналіз обраної сукупності діагностичних параметрів технологічного обладнання ПС дозволяє не тільки визначити поточний технічний стан об'єкта технічного діагностування, а й передбачити з певною ймовірністю, як довго цей стан може тривати. Тобто, є можливість передбачити знаходження технологічного обладнання ПС у заданому стані (працездатності або функціонування) протягом певного часового інтервалу.

Це завдання вирішується методами прогнозування технічного стану [46, 47]. Для сучасних систем технічного діагностування прогнозування технічного стану об'єкта є одним з найбільш перспективних завдань. Прогнозування технічного стану дозволяє не тільки передбачити вихід з ладу технологічного обладнання ПС, а й визначити оптимальну періодичність проведення операцій технічного діагностування, а також використовувати результати прогнозування при створенні гнучких алгоритмів діагностування. Наприклад, можливо використовувати дані прогнозування технічного стану при пошуку місця відмови. Аналогічно, результати прогнозування можуть бути використані і при побудові алгоритмів визначення технічного стану технологічного обладнання ПС.

Застосування прогнозування технічного стану ПС дозволяє значно підвищити ефективність системи технічної діагностики, що, в свою чергу,

призводить до підвищення ефективності експлуатації ПС, і сприяє забезпеченню заданого рівня безпеки польотів.

Важливість прогнозування технічного стану об'єкта дозволяє запобігти відмові обладнання до її виникнення. Вартість витрат, пов'язаних з виникненням відмови під час польоту, може у багато разів перевищити витрати з розробки і впровадження ефективної системи діагностики з можливістю прогнозування технічного стану.

При проведенні прогнозування технічного стану використовують не тільки дані, отримані в поточний момент часу, а і результати попередніх вимірювань. Знання попередніх результатів вимірювань вказує на необхідність застосування запам'ятовуючих пристроїв у системах технічного діагностування технологічного обладнання ПС. Це вимагає створення системи інформаційної діагностики, необхідної для якісної оцінки технічного стану авіаційної техніки, шляхом реалізації сучасних методів статистичного та інформаційного аналізу.

Система інформаційної діагностики повинна забезпечити:

- безпеку і регулярність польотів за рахунок прогнозування та локалізації несправностей;
- автоматизацію виконання контролю і діагностики технічного стану на основі аналізу польотної інформації, результатів випробування авіадвигунів, поточних перевірок;
- формування та ведення бази даних по зразках, що експлуатуються, в тому числі накопичення інформації для їх вдосконалення;
- автоматизація виконання вимог, рекомендацій діючих документів у частині контролю стану і діагностування;
- формування та ведення бази даних по відмовах і несправностях, систематизація відмов, методів виявлення та локалізації дефектів;
- реалізація вимог Центру безпеки польотів, що пред'являються до систем інформаційного забезпечення, що безпосередньо впливають на безпеку польотів.

1.4 Аналіз методів і моделей прогнозування особливих випадків у польоті у системах навігації та управління рухом

Прогнозування є важливою областю дослідження в багатьох сферах. Прикладом є прогнозування сонячного затемнення за допомогою авторегресійної моделі [48]. Авторегресійні моделі також застосовуються для шумозаглушення і моделювання динамічних систем. У теперішній час для вирішення завдань прогнозування почали застосовуватися і більш складні алгоритми, наприклад, штучні нейронні мережі [49] або функціональна кластеризація [50]. В останні десятиліття увагу досліджень направлено на впровадження методів прогнозування до найбільш актуальних сфер діяльності [51]. У [52] наведений метод Байєсова прогнозування, заснований на ієрархічних прихованих марківських моделях, який застосовується до виявлення структурних стрибків в економіці. У [53] наведена динамічна модель генетичного програмування, описана стосовно індексу збільшення цін. У [54] наводиться порівняння методів прогнозування часових рядів для використання у сфері моніторингу стану здоров'я. Методи прогнозування стали популярними навіть в таких областях, як розрахунок очікуваного туристичного попиту [55]. При розв'язанні таких задач як рекурсивне прогнозування, запропоновано використовувати метод опорних векторів [56]. Вельми перспективним напрямком досліджень розв'язання задачі прогнозування стає створення гібридних методів, які об'єднують різноманітні методи моделювання часових рядів, де ефективність одного підходу компенсує слабкість іншого [57-59].

На даний час для прогнозування відмов технологічного обладнання на основі виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних використовується інтелектуальний аналіз даних. Його можна визначити як діяльність, що дозволяє виділити деяку нову значущу інформацію, що міститься у великому обсязі даних. Виявлення аномалій є важливим

завданням інтелектуального аналізу даних. Широке застосування для вирішення цього завдання отримали методи обробки темпоральних даних, що використовують машинне навчання [61]. Однак розробка методів виявлення аномалій у темпоральних даних пов'язана з рядом складнощів [19].

По-перше, досить важко визначити типовий темпоральний профіль часового ряду (ЧР), що описує всі варіанти нормальної поведінки контрольованого процесу – лінії нормальної поведінки.

По-друге, далеко не завжди вдається відокремити лінії нормальної поведінки від аномалій.

По-третє, реальні процеси завжди схильні до впливу різного роду шумів і спотворень.

У результаті цього дані, що спостерігаються, стають схожими з аномаліями. Це створює труднощі для їх розпізнавання.

Для представлення типових темпоральних профілів зашумлених часових процесів використовуються методи, засновані на побудові стохастичних моделей процесів [62-64]. При правильній побудові стохастичної моделі можна формувати імовірнісний опис ліній нормальної поведінки, на основі яких передбачається результат процесу і визначаються події, що рідко зустрічаються.

Для вирішення другої проблеми активно розробляються методи однокласової класифікації, що є різновидом відомих методів класифікації на основі навчання "частково з учителем" [65]. Однокласовий підхід до класифікації актуальний при повній відсутності прикладів аномальної поведінки, що характерно для експериментальних даних, зібраних у результаті моніторингу технічних пристроїв і технологічних процесів. Стійкими до невизначеностей є методи, засновані на нечіткій логіці і м'яких обчисленнях [66-67]. У зв'язку з постійною появою нових завдань з виявлення аномалій у темпоральних даних, що містять специфічні умови і вимоги для кінцевого результату, існуючі методи вимагають доопрацювання і доповнень.

1.5 Обґрунтування і вибір показника ефективності вирішення завдання прогнозування особливих випадків у польоті

При порівнянні різних методів, які забезпечують розрахунки однакових за змістом параметрів управління ПС, показник ефективності методів природно обрати, виходячи з підвищення ефективності їх застосування. Однак, безпосереднє вимірювання такого показника неможливо. Тому в якості основних параметрів показника ефективності методу передбачення особливих випадків у польоті на основі виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання ПС можна вибрати оперативність прийнятих рішень та їх достовірність [60].

Під оперативністю слід розуміти можливість прийняти рішень за час, не більший заданого. Показник оперативності $P_{оп}$ – імовірність того, що рішення буде прийнято за час, що забезпечує його реалізацію, залежить від наявного $t_{наяв}$ і потрібного часу $t_{потр}$:

$$P_{оп} = 1 - e^{-\frac{t_{наяв}}{t_{потр}}} . \quad (1.1)$$

Оцінку оперативності прийняття рішень можна здійснити на основі експериментальних досліджень, аналітично або із застосуванням методів імітаційного моделювання. Експериментальна оцінка $P_{оп}$, природно, можлива лише в умовах реальної експлуатації пілотажно-навігаційного комплексу (ПНК) повітряного судна на основі використання СППР в умовах зовнішніх та внутрішніх дестабілізуючих впливів. На етапі проектування інтелектуалізованого ПНК більш доцільно застосувати аналітичні методи оцінки $P_{оп}$. При цьому залежно від наявності вихідної інформації про часові характеристики завдань управління, можуть бути використані нечіткі або імовірнісні моделі розрахунку. У першому випадку в якості вихідних даних

використовується експертна інформація, у другому – статистичні дані про характеристики задач.

На відміну від оперативності, яка визначається фізично очевидними і безпосередньо вимірюваними значеннями тривалості етапів управління, достовірність D є складним і набагато менш дослідженим поняттям [48]. Особливе практичне значення набуває оцінка достовірності в інтелектуальних СППР. У них система формує можливі варіанти рішень, а остаточне рішення приймає людина і несе повну відповідальність за наслідки від його реалізації. Існує кілька підходів щодо оцінки достовірності прийнятих рішень: варіантний метод, метод оцінки за зовнішнім критерієм (критерієм ефективності керованої системи), імовірнісний метод.

У варіантному методі якість рішень оцінюється відношенням кількості рішень із припустимою якістю до загальної можливої кількості рішень. Як правило, кількість варіантів рішень задається із суб'єктивних міркувань, тому оцінка ймовірності D не є об'єктивною.

Метод оцінки за зовнішнім критерієм заснований на визначенні ступеня наближення обраного рішення до оптимального за значенням критерію ефективності керованої системи. Для оцінки якості рішення цим методом необхідно, по-перше, знати ефективність системи при різних варіантах рішень з її керування. Це вимагає значних організаційних і часових витрат. По-друге, необхідно знати ефективність системи при оптимальному рішенні, що можна визначити тільки за кінцевими результатами функціонування системи.

В імовірнісному методі якість рішень визначається як імовірність вибору оптимального рішення. Тобто даний метод також припускає знання оптимального рішення. Крім того, якість унікальних рішень неможливо визначити як імовірність вибору оптимального рішення, оскільки унікальні рішення не є масовими.

У роботі проведено імітаційне моделювання на тренажері ПС А-320 для оцінювання дій екіпажа щодо прийняття рішення з усунення негативних

наслідків особливих випадків у польоті. Під час імітаційного моделювання на тренажері інструктором вводились особливі випадки. Оцінювалось два показника ефективності дій екіпажу: вимірювався час реакції екіпажу на особливі випадки та групою експертів оцінювалась достовірність прийнятого рішення D (ймовірність правильно прийнятого рішення) за формулою:

$$D = \frac{n_{\text{прав}}}{n}, \quad (1.2)$$

де n – кількість особливих випадків, що були введені інструктором;

$n_{\text{прав}}$ – кількість правильно прийнятих рішень.

Використовуючи отримані дані моделювання, розрахуємо оперативність прийняття рішень екіпажем ПС за формулою (1.1). Оперативність складе $P_{\text{оп}} = 0,84$ [35].

Проведено аналіз достовірності прийнятих рішень за формулою (1.2). На сьогоднішній день вимоги нормативних документів декларують 75–80% правильно прийнятих рішень екіпажем щодо усунення наслідків особливих випадків у польоті. Достовірність прийнятих рішень склала $D = 0,8$ [35].

1.6 Постановка завдання дослідження

Аналіз, проведений вище, показав, що існуючі методи параметричної діагностики технологічного обладнання повітряного судна обмежені в своїх можливостях. Це визначає необхідність розробки методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі часткові задачі:

1. Проаналізувати умови та фактори виникнення особливих випадків у польоті.

2. Проаналізувати методи і моделі прогнозування виявлення та розпізнання особливих випадків у польоті.

3. Розробити модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики для прогнозування відмов на основі марковської моделі та продукційних правил.

4. Розробити метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна.

5. Розробити метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

6. Оцінити ефективність застосування методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

7. Розробити рекомендації щодо застосування методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

У роботі буде використано такі обмеження та припущення:

– у якості особливого випадку у польоті розглядається відмова технологічного обладнання ПС;

– ведеться архів даних параметричної діагностики, що знімаються з технологічного обладнання ПС;

– ведеться історія відмов технологічного обладнання ПС.

Висновки за розділом 1

1. В результаті проведеного аналізу умов і факторів виникнення особливих випадків у польоті встановлено, що:

– визначальний вплив на виникнення і розвиток авіаційних подій має людський фактор;

– у складних ситуаціях у польоті при одночасному впливі декількох дестабілізуючих факторів таких, таких як поєднання складних метеоумов з відмовами в системах повітряного судна або появи різноманітних вказівок від суперечливих джерел сигнальної інформації, екіпаж відчуває утруднення в ухваленні правильного і своєчасного рішення;

– значна частина авіаційних подій виникає через відмову технічного обладнання повітряного судна;

– реалізація системи прогнозування особливих випадків у польоті, викликаних збоєм у роботі технологічного обладнання повітряного судна, дозволить не тільки констатувати факт відмови, а й прогнозувати появу відмов, що дасть додатковий час на прийняття рішення та дозволить значно підвищити рівень безпеки польотів на авіаційному транспорті.

2. Розглянуто особливості комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна, які свідчать про те, що для вирішення поточних завдань управління і контролю стану технологічного обладнання повітряного судна під час польоту, використовується мала частина даних технічної діагностики. Більш глибокий аналіз даних технічної діагностики може поліпшити глибину контролю і вжити відповідних заходів до настання критичних відмов, і, таким чином, підвищити безпеку польотів.

3. Визначені вимоги до параметричної діагностики технологічного обладнання повітряного судна, серед яких:

– безпека і регулярність польотів за рахунок прогнозування та локалізації несправностей;

– автоматизація виконання контролю і діагностики технічного стану на основі аналізу польотної інформації, результатів випробування авіадвигунів, поточних перевірок;

– формування та ведення бази даних по зразках, що експлуатуються, в тому числі накопичення інформації для їх вдосконалення.

4. Проведений аналіз методів і моделей прогнозування особливих випадків у польоті показав перевагу методів інтелектуальної обробки темпоральних даних та створення гібридних методів, які об'єднують різноманітні методи моделювання часових рядів, де ефективність одного підходу компенсує слабкість іншого.

5. Ефективність вирішення завдання прогнозування особливих випадків у польоті можна характеризувати оперативністю прийнятих рішень та їх достовірністю.

6. Проведене імітаційне моделювання на тренажері ПС А-320 показало, що оперативність прийняття рішень екіпажем повітряного судна склала $P_{оп} = 0,82$, а достовірність прийнятих рішень – $D = 0,8$.

7. Відомі методи комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна обмежені в своїх можливостях, що визначає необхідність розробки методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

8. Результати, викладені в розділі, опубліковані в роботах [31, 34].

РОЗДІЛ 2

ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ НАПРЯМКУ І ЗАГАЛЬНА МЕТОДИКА ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕНЬ

2.1 Обґрунтування вибору напрямку досліджень

Останнім часом науково-технічний прогрес починає якісно змінювати підходи до вирішення різних завдань. Зокрема, тягне за собою необхідність вдосконалення підходів до автоматизації роботи складних технічних систем. При цьому забезпечення безвідмовної роботи складних технічних систем є одним з пріоритетних завдань. Найважливішими аспектами його рішення є процедури з автоматичної (автоматизованої) обробки інформації про динаміку поведінки об'єктів, що контролюються. Тут варто особливо виділити інтелектуалізацію процесів підтримки рішень, що приймаються при виникненні нештатних технологічних ситуацій, коли плановані параметри об'єкту автоматизації або технологічного процесу відхиляються від норми, здатних привести до небажаних або незворотних наслідків, серед яких збої, аварії на виробництві і навіть катастрофи [19].

У таких ситуаціях необхідно вживати заходів щодо нормалізації технологічного процесу, що в умовах реального часу виявляється неможливим, наприклад, при управлінні швидкоплинними технологічними процесами. Практичним виходом з даного положення є розробка методів, що дозволяють прогнозувати виникнення нештатних ситуацій з метою попереджувального реагування на них і завчасного планування дій щодо нормалізації технологічного процесу. У математичному плані це завдання для динамічних об'єктів представляється як прогнозування аномалій у динамічних даних, що описують хід контрольованого процесу, на основі аналізу його поведінки перед аномальною подією.

Вхідна інформація про поведінку динамічного процесу зазвичай представляється у вигляді часових рядів даних, одержуваних від датчиків первинної інформації. Аномальні стани та їх передвісники представляються у вигляді відрізків часових рядів – аномальних темпоральних патернів, які потрібно виявляти у потоці даних. Прогнозування появи аномальних патернів у даних, що описують поведінку складних технологічних процесів, ускладнюється слабкою структурованістю первинної інформації, обумовленою наявністю шумів, завад і неточностей вимірювань, а також нестационарністю, нелінійністю і "непідпорядкованістю" типовим законам розподілу процесів, що її породжують [68].

Інтелектуальний аналіз даних, званий також Data mining, можна визначити як діяльність, що дозволяє виділити деяку нову значущу інформацію, що міститься у великому обсязі даних [69]. Головне завдання інтелектуального аналізу даних – це витяг прихованих послідовностей, непередбачених тенденцій або інших явно невидимих зв'язків у даних. Рішення завдання досягається шляхом використання методів машинного навчання, статистики та обробки баз даних. На сьогоднішній день така відносно нова дисципліна знаходить широке використання у більшості сфер діяльності, таких як економіка, медицина, а також діагностика і контроль технологічних процесів.

Виявлення аномалій є важливим завданням інтелектуального аналізу даних, що розглядається у багатьох областях дослідження і сферах застосування [19]. Виявлення аномалій відноситься до проблеми знаходження патернів даних, які не відповідають очікуваній поведінці. Такі невідповідні патерни залежно від прикладної області відносять до аномалій, викидів, неузгоджених спостережень, винятків, сюрпризів й особливостей. Проблематика виявлення аномалій була піднята у різних областях дослідження. Багато із запропонованих методів виявлення аномалій створюються спеціально для певної області застосування [70, 71], однак існують і міждисциплінарні методи [19, 72].

Аномаліями є такі патерни даних, які не задовольняють визначеним поняттям нормальної поведінки [19]. Рис. 2.1 ілюструє наочний приклад аномалій у двовимірному просторі. Наведені дані розділені на дві нормальні області, N_1 і N_2 , що містять у собі більшість спостережень. Точки, що лежать поза цими областями, тобто точки a_1 , a_2 , а також точки області A є аномаліями.

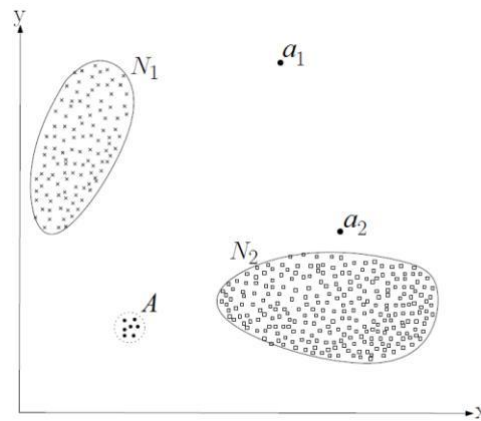


Рисунок 2.1 – Приклад аномалій у двовимірному просторі

Аномалії можуть з'явитися в даних з різних причин, таким як шкідлива активність (наприклад, кібервотрогнення в систему безпеки, терористична активність або поломка технічного пристрою). Проте всі ці причини мають загальні характеристики, що є ключовим аспектом зацікавленості дослідників у вирішенні завдання виявлення аномалій.

Ключовим аспектом будь-якого підходу до виявлення аномалій є природа аналізованих даних. У загальному сенсі вони є набором прикладів (також званих об'єктами, записами, точками, векторами ознак, патернами, подіями, випадками, спостереженнями і сутностями [73]). Кожен приклад даних може бути описаний рядом ознак (характеристик, змінних, величин). Ознаки можуть бути різних типів – бінарні, дискретні і безперервні. Кожен приклад може бути описаний як одним (одномірні дані), так і множиною (багатовимірні дані) ознак. У разі багатовимірності ознаки бувають як одного, так і різних типів.

Природа ознак визначає придатність методів виявлення аномалій. Наприклад, статистичні методи можуть бути використані для аналізу тільки безперервних або дискретних даних, представлених часовими рядами. Подібно до цього, в залежності від природи даних, визначається міра відстані для методів пошуку найближчого сусіда. Найчастіше замість вихідних даних використовуються відстані між парами прикладів у вигляді матриці відстаней (або матриці подіб). Очевидно, що в такому разі методи, які потребують використання вихідних даних для аналізу, не є застосовними. Вхідні дані також можуть бути дискретизовані на основі відносини між прикладами.

Базовий підхід до виявлення аномалій полягає у визначенні області нормальної поведінки і у віднесенні будь-якого спостереження, що лежить поза цій галузі, до аномального. Існує ряд труднощів, що несприятливим чином впливають на цей, здавалося б, простий підхід. До них відносяться [19]:

- складність визначення області, що поєднує в собі всілякі лінії нормальної поведінки, при цьому межа між нормальною й аномальною поведінкою не завжди чітка;

- складність визначення аномалій, створених шкідливою активністю, яка передбачає створення аномалій, якомога більш близьких до нормальної поведінки системи;

- складність еволюційної динаміки нормальної поведінки, що трактується як різниця між поняттями нормальної поведінки у сьогоденні і майбутньому;

- складність різного визначення поняття "аномалія" для різних областей застосування;

- складність доступного маркування даних для навчання моделей, що використовуються методами виявлення аномалій;

- складність видалення небажаної шумової складової.

У зв'язку з вищевказаним вирішення проблеми виявлення аномалій на основі базового підходу не є тривіальним. Тому більшість створених методик

виявлення аномалій базуються на специфічному формулюванні проблеми, заснованому на ряді ознак: природі даних, можливості їх маркування, типу аномалій та ін. Найчастіше формулювання проблеми визначається областю застосування.

Найважливішим аспектом рішення проблеми виявлення аномалій є визначення виду аномалій. Аномалії можуть бути класифіковані на три категорії:

1. Поодинокі аномалії. Якщо один окремих приклад може бути класифікований як аномалія по відношенню до решти набору даних, він буде одиночною аномалією. Цей тип аномалії є найбільш простим і до його обробки залучають більшу частину досліджень з виявлення аномалій. Прикладом одиночної аномалії може служити рис. 1, де точки a_1 і a_2 і точки області A є аномальними у зв'язку з їх розташуванням поза межами нормальних областей. Іншими словами, аномальність прикладу визначається тільки власними ознаками.

2. Контекстуальні аномалії. Якщо приклад даних є аномальним тільки у певному контексті і ніде більше, він буде контекстуальною аномалією (або умовною аномалією [74]). Контекст визначається структурою набору даних, а також формулюванням проблеми. При цьому необхідно визначити для кожного прикладу два набору ознак:

– контекстуальні ознаки, необхідні при визначенні сусідніх прикладів (або контексту). Наприклад, у часових рядах момент часу є контекстуальною ознакою, що визначає місце розташування прикладу у всій послідовності.

– поведінкові ознаки, які визначають неконтекстуальні характеристики прикладу. Наприклад, неконтекстуальними характеристиками при описі середньої кількості опадів у світі є кількість опадів, що випадають у певному місці.

Аномальний характер визначається на основі значень поведінкових ознак у конкретному контексті. Ключовою властивістю контекстуальних аномалій є те, що один і той самий приклад у різному контексті може мати

різну ступінь аномальності. На рис. 2.2 наочно наведений приклад контекстуальної аномалії стосовно середньомісячної температури повітря. Тут t_2 є контекстуальною аномалією. Відзначимо, що температура t_1 дорівнює температурі t_2 , проте знаходиться в іншому контексті і, отже, не відноситься до аномалії.

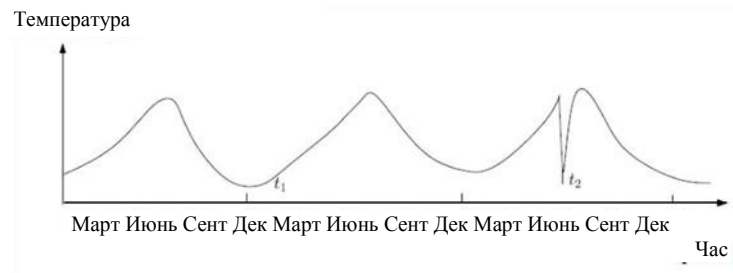


Рисунок 2.2 – Приклад контекстуальної аномалії

Контекстуальні ознаки можуть бути представлені різними способами:

- просторовий – контекстуальні ознаки визначають положення елемента даних в просторі і, отже, його сусідів у просторі [75, 76];

- графовий – при такому представленні контекстуальні ознаки прикладів (або вузлів графа) представляють ребра графа і визначають його сусідів (тобто сусідні вузли) [77];

- секвенційний – контекстуальні ознаки прикладу є положення його у послідовності. Це найбільш характерний спосіб представлення контекстуальних ознак [19, 78];

- профільний – у багатьох випадках дані не можуть бути виражені у вигляді просторової або секвенційної структури. Однак вони можуть бути сегментовані або кластеризовані на компоненти за допомогою певних секвенційних ознак. Такі ознаки використовуються, наприклад, для поділу профілів і угруповання користувачів у системах моніторингу активності і подальшого виявлення аномалій в кожній групі [79].

У порівнянні з розвиненим станом досліджень з пошуку одиночних аномалій, література з виявлення контекстуальних аномалій є досить лімітованою. У цілому, методи даного класу поділяються на дві категорії:

– перетворення контекстуальних аномалій у поодинокі. Суть методів даної категорії полягає у використанні відомих методів виявлення одиночних аномалій стосовно до контексту. Загальний підхід перетворення складається з двох основних етапів. На першому етапі визначається контекст щодо якого розглядаються ознаки, і виробляється перетворення у простір станів, що дозволяє здійснювати пошук без використання інформації про контекст. На другому етапі проводиться пошук аномалій на основі відомих методів пошуку одиночних аномалій;

– обробка даних в їх контекстуальному вигляді. У деяких ситуаціях перетворення даних стає ресурсовитратним або не представляється можливим. Така проблема особливо характерна для секвенційних даних. У цьому випадку застосовують методи моделювання часових рядів. Загальний підхід даної категорії можна представити так. Створюється модель поведінки на основі відомих навчальних даних про часовий ряд, після чого виконується прогнозування очікуваної поведінки досліджуваної системи. Якщо дана поведінка помітно відрізняється від той, що спостерігалася, видається повідомлення про наявність аномальної ситуації. Простим прикладом такого підходу є регресія, що дозволяє на основі контекстуальних ознак спрогнозувати поведінку досліджуваної темпоральної послідовності шляхом створення регресійної кривої.

У даний час створено багато методів на основі регресійних моделей для виявлення контекстуальних аномалій, серед яких стійка регресія [80], авторегресійні моделі [81], авторегресійні моделі змінного середнього [82] та ін. У [83] наведена версія методу виявлення аномалій у наборі послідовностей, що еволюціонують, шляхом створення регресійних моделей і розрахунку кореляцій між ними. Недоліком методів детектування контекстуальних аномалій є велика обчислювальна складність на етапі

навчання, пов'язана з необхідністю побудови математичних моделей поведінки досліджуваних даних. Незважаючи на це, етап перевірки аномальності є набагато швидшим і обчислювально менш витратним, ніж при перетворенні контекстуальних даних у поодинокі.

Ключовою перевагою методів виявлення контекстуальних аномалій є можливість їх застосування у множині областей, в яких дані представлені елементами, подібними до певного контексту. Такі методи дозволяють детектувати аномалії, що не виявляються стандартними методами пошуку одиночних аномалій. Головний недолік контекстуальних методів – це необхідність наявності залежності даних у певному контексті.

3. Групові аномалії. Якщо група пов'язаних між собою прикладів даних аномальна по відношенню до всього набору даних, вона є груповою аномалією. При цьому окремі приклади групової аномалії можуть і не бути аномальними окремо. Проте їх спільна присутність у вибірці є аномальною. Рис. 2.3 ілюструє приклад групової аномалії.

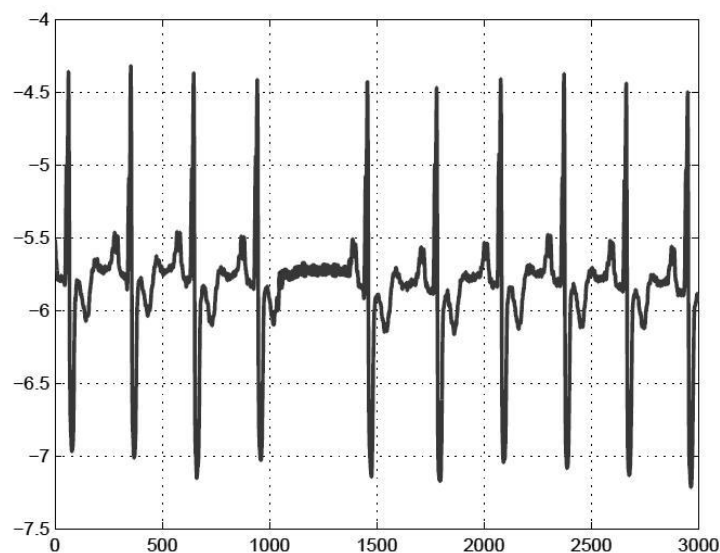


Рисунок 2.3 – Приклад групової аномалії

Виділений фрагмент є аномалією, через те, що одне і те саме значення присутнє на протязі довгого часу (у даному прикладі – це передчасне

скорочення серця [84]). Варто зазначити, що саме значення окремо не є аномальним.

Групові аномалії найчастіше досліджують в трьох областях:

– виявлення секвенційних аномалій. Множина завдань детектування аномалій у вигляді пов'язаних послідовностей у часових рядах тісно пов'язана не тільки з контекстуальними, але і з груповими аномаліями. Серед них детектування аномалій у послідовності, що представляють дії комп'ютерної активності [85], а також виявлення аномальних послідовностей у даних космічних апаратів, які подаються багатовимірними часовими рядами [86];

– виявлення аномалій у просторових даних. Як правило, групові аномалії розглядають у вирішенні завдання пошуку просторових аномалій при обробці багатоспектральних зображень [87], а також при обробці географічних даних [88];

– виявлення аномалій у даних графів. Серед пріоритетних напрямків в області виявлення групових аномалій у графах можна виділити обробку вторгнень у комп'ютерні мережі [89].

Необхідно додати, що поодинокі аномалії можуть бути в будь-якому наборі даних у той час, як групові аномалії містяться тільки в пов'язаних між собою даних. Контекстуальні ж аномалії залежать від наявності контекстуальних ознак в аналізованих даних. При цьому і поодинокі, і групові аномалії можуть також бути контекстуальними, якщо присутня умова контексту. Тоді проблема пошуку одиночних або групових аномалій може бути перетворена в проблему виявлення контекстуальних аномалій.

В останнє десятиліття проблема виявлення аномалій була піднята у ряді книг і статей, присвяченим різним сферам досліджень і прикладних областей. У [90] представлений розгорнутий огляд методів пошуку викидів, в основі яких лежать статистичні моделі, штучні нейронні мережі і моделі машинного навчання. Також у даній роботі представлена вичерпна

класифікація фундаментальних підходів до виявлення аномалій, що включає три основні класи:

а) визначення викидів без будь-якої апіорної інформації про досліджувані дані [91]. По суті, такий тип детектування є кластеризацією без вчителя. Згідно з основною його концепцією, дані обробляються зі статистичним розподілом, а найбільш віддалені точки маркуються як потенційні викиди. При цьому мається на увазі, що аномалії віддалені від нормальних даних. На рис. 2.4 зображений наочний приклад такого визначення викидів. Точки V, W, X, Y і Z віддалені від головного кластера і можуть бути марковані як аномалії. Даний клас методів передбачає доступність всього набору даних для обробки, а також статичність оброблюваних даних. Кластеризація без вчителя розділяється на два типи підходів: діагностика та впровадження [80]. Діагностика викидів передбачає виділення потенційних аномалій. Після детектування викиду система може видалити його з подальшої обробки розподілу даних. Впровадження аномалій передбачає використання викидів у моделі розподілу. При цьому виділяється межа навколо більшості прикладів даних, яка позначаються як межа нормальної області поведінки;

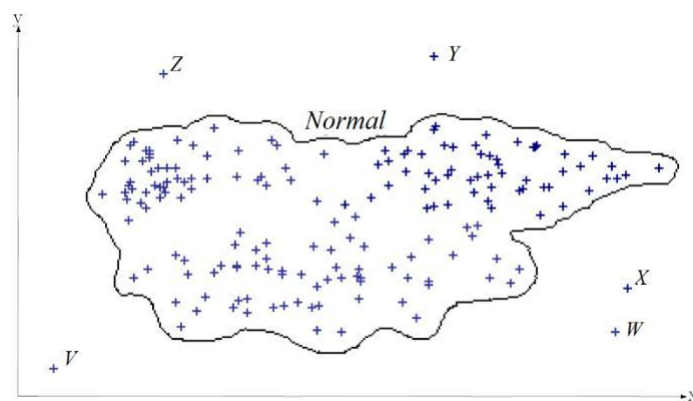


Рисунок 2.4 – Приклад застосування виявлення аномалій без вчителя

б) визначення викидів на основі створення моделі нормальної і аномальної поведінки [92]. Такий тип називається класифікацією з учителем і вимагає наявності заздалегідь промаркованих відповідно до приналежності до аномалії даних. На рис. 2.5 наведений приклад таких даних з трьома класами нормальних даних і областю аномалій, що знаходиться поза межами цих класів. При класифікації залежно від умов і вимог дані можуть бути поділені на три класи або визначені як один цілий нормальний клас. При виявленні аномалій такого типу найчастіше вдаються до даних, які не змінюють свої статистичні характеристики. Тому при зміні розподілу даних класифікатор необхідно перебудувати. Однак існують такі алгоритми як еволюційні нейронні мережі [93], що дозволяють використовувати інкрементальні класифікатори. Класифікація може бути використана для виявлення аномалій у режимі реального часу, де заздалегідь побудована модель на основі навчальної вибірки даних з нормальними і аномальними складовими порівнюється за заданим алгоритмом з прикладами, що поступають на вхід. При цьому, якщо класифікується приклад, близький до нормальної області, він маркується як нормальний, в іншому випадку – як аномальний. Алгоритми класифікації також вимагають наявності правильно розподілених даних для створення моделі, тобто навчальна вибірка повинна повною мірою представляти досліджуваній процес або систему;

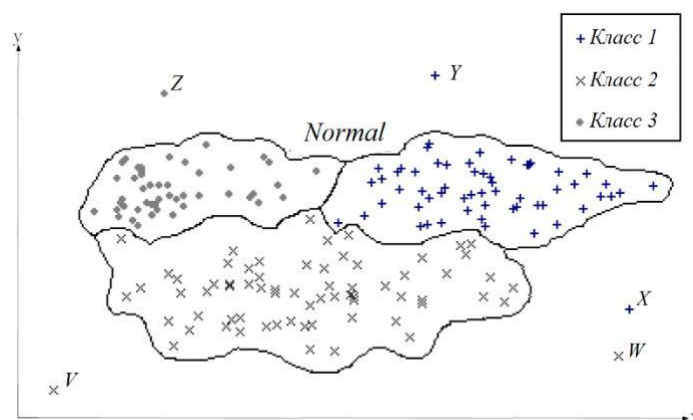


Рисунок 2.5 – Приклад застосування виявлення аномалій з вчителем

в) визначення викидів на основі моделі тільки однієї лінії поведінки (нормальної або, як буває в деяких випадках, аномальної) [94]. У літературі такий тип виявлення аномалій найчастіше називають пошук новинок (розпізнавання новинок) і відносять до розпізнавання на базі навчання частково з учителем [95]. Навчаючись тільки на одному класі, алгоритм передбачає розпізнавання протилежного класу. У зв'язку з такою особливістю, підхід на основі навчання частково з учителем застосуємо як для статичного розподілу даних, так і для динамічного. Система виявлення аномалій такого типу класифікує новий приклад як нормальний, якщо його можна порівняти з навчальною вибіркою, і розпізнає як аномалію у зворотному випадку. Рис. 2.6 ілюструє нормальну область, необхідну для навчання частково з учителем. Інформація про нормальну поведінку на рис. 2.6 подібна до інформації на рис. 2.4. При порівнянні точок V, W, X, Y рис. 2.4 з навченою моделлю на основі даних рис. 2.6 вони будуть класифіковані як викиди у зв'язку з їх віддаленістю від навчальної вибірки.

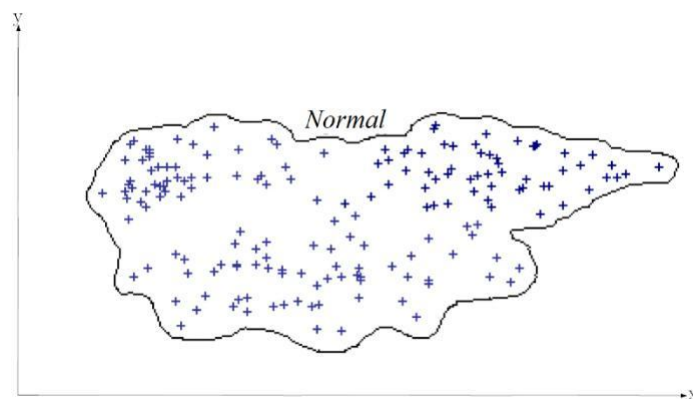


Рисунок 2.6 – Приклад застосування виявлення аномалій частково з учителем

У [96] наведена інша класифікація методів пошуку аномалій, заснована на способах обчислень, яка може бути представлена у вигляді таких категорій:

1. Пошук аномалій на основі статистичного аналізу, коли виконується дослідження активності досліджуваної системи, після чого будується профіль, що представляє поведінку. Найчастіше для кожного прикладу готується два профілі: реальний та ідеальний. Після обробки процесу статистична система виявлення аномалій оновлює реальний профіль і обчислює його ступінь аномальності шляхом порівняння з наявним ідеальним профілем за допомогою визначеної функції аномальності. Якщо ступінь аномальності вище встановленого порогу, реальний профіль вважається аномальним.

Статистичні підходи щодо пошуку аномалій мають серію переваг. Наприклад, вони не вимагають апріорної інформації про ознаки аномалій. Завдяки цьому такі системи дозволяють детектувати так звані "zero-day" (найбільш пізно згенеровані аномалії, проти яких ще не розроблені захисні механізми [97]). Також статистичні методи забезпечують точні повідомлення про викиди, які найбільш часто відбуваються протягом певного періоду.

Проте, статистичний аналіз має ряд недоліків. Наприклад, в області комп'ютерної безпеки останнім часом досвідчені хакери розробляють вірусні програми. Їх дія настільки схожа на роботу звичайних програм, що статистичні методи пошуку комп'ютерних вторгнень приймають їх за нормальні дії комп'ютера. До наступного недоліку систем статистичного аналізу відносять складність визначення порогу, що дозволяє оптимально ідентифікувати аномалії при мінімальному рівні помилкових аномалій (тобто нормальних прикладів, помилково класифікованих системою як аномалії). Крім цього, статистичні методи вимагають наявності точних статистичних розподілів при недоступності всіх елементів досліджуваного процесу.

2. Пошук аномалій на основі машинного навчання, яке визначається як можливість програми або системи навчатися і вдосконалювати свої можливості в залежності від завдання. На відміну від статистичних методів, які прагнуть сфокусуватися на розумінні самого процесу, машинне навчання передбачає побудову такої системи, яка вдосконалюється на основі

попередніх знань. Іншими словами, системи, засновані на парадигмі машинного навчання, мають можливість змінити стратегію обробки даних на основі інформації, що надійшла знову. До головних недоліків методів машинного навчання відносять високі обчислювальні витрати і складність їх адаптації до конкретної предметної області.

3. Пошук аномалій на основі індуктивного виведення, яке передбачає введення набору асоціативних правил. У даному контексті, якщо існує певне правило, наприклад, "якщо подія X сталася, тоді Y можливо сталася", то події X і Y можуть бути визначені як набори пар {змінна, значення}, при цьому необхідно знайти такі X і Y , що Y "слідuje" з X . Класичні системи виявлення та прогнозування аномалій на основі індуктивного виводу використовують фіксоване значення події Y і намагаються знайти такі X , при яких найбільш точно можна спрогнозувати Y . Головна перевага використання правил індуктивного виведення полягає в тому, що система виявлення аномалій прагне бути простою, інтуїтивною і найбільш гнучкою. Як недоліки таких систем можна вказати складність обробки й адекватного опису деяких типів даних.

4. Пошук аномалій на основі нечіткої логіки. Концепція "розмитості" даних, що задається нечіткою логікою [28], дозволяє врахувати границі між аномальними і нормальними прикладами при слабо формалізованому їх розділі. Більш того, множини реальних процесів представляються тільки нечіткими величинами. Клас алгоритмів детектування викидів на основі нечіткої логіки представляє множину різних методів. У найзагальнішому випадку при такому виявленні аномалій поточний приклад, що лежить поза (або всередині) інтервалу, визначеного як "нормальний інтервал", будуть аномальними (або нормальними) у ступені, залежному від віддаленості (або наближеності) від центру мас нормального інтервалу. При цьому недоліком нечіткого пошуку аномалій є складний процес генерації нечітких правил, який досить важко (а іноді неможливо) реалізувати на сучасних обчислювальних пристроях, що працюють з дискретною логікою.

5. Пошук аномалій на основі генетичних алгоритмів, який являє собою сукупність методів пошуку приблизних рішень для оптимізації або рішення поставленої проблеми. Головними перевагами генетичних алгоритмів виявлення аномалій є їх гнучкість і стійкість до випадкових шумових змін досліджуваної вибірки даних. На додаток до цього, особливістю даних алгоритмів є прагнення до оптимального рішення проблеми на основі імовірнісних правил відбору кращих шляхів рішення. На відміну від більшості методів пошуку аномалій, генетичні алгоритми математично спрощені і легко сприймаються. Існує і ряд недоліків генетичних алгоритмів виявлення викидів. До них відносяться складність підбору правил відбору кращих рішень, а також варіація часу обчислення від ситуації до ситуації. Більш того, немає гарантії того, що генетичний алгоритм дозволить знайти глобальний оптимум рішення.

6. Пошук аномалій на основі штучних нейронних мереж. Штучні нейронні мережі відносяться до сімейства статистичних алгоритмів, ідея яких була взята з принципу організації та функціонування біологічних нейронних мереж (центральної нервової системи тварин, зокрема, мозку) [98]. Дія нейронних мереж зумовлена великою кількістю функцій наближення, що залежать від вхідної інформації і спочатку невідомих. Основна перевага нейронних мереж полягає в їх стійкості до неточності інформації, що вводиться, а також у можливості створення рішень без будь-якої інформації про залежності прикладів вхідних даних. Звичайно, штучні нейронні мережі мають деякі недоліки в пошуку аномалій. По-перше, пошук оптимального рішення може бути завершений, навіть якщо таке не знайдено через використання репрезентативної вибірки для навчання нейронної мережі, або при відсутності придатної функції для навчання. По-друге, штучні нейронні мережі досить складно і довго навчаються.

7. Пошук аномалій гібридними системами, що включають в себе як мінімум два алгоритми, що відносяться до різних класів пошуку аномалій.

Гібридизація використовується для подолання недоліків одного методу шляхом використання переваг іншого, погодивши їх функції.

2.2 Загальна методика проведення досліджень

У теперішній час рішення традиційних питань інтелектуального аналізу даних є сферою досліджень, що прогресивно розвиваються. Але питання інтелектуального аналізу упорядкованих у часі даних потребують подальшого вирішення. Безліч додатків методів інтелектуального аналізу даних, зокрема, пошук аномалій і новинок, пов'язані з обробкою інформації, що представляється у вигляді упорядкованих у часі даних (часових рядів, темпоральних даних, секвенційних даних). Наприклад, в області авіаційної безпеки дані, зібрані під час польотів, є послідовностями спостережень різних датчиків технологічного обладнання ПС. Відмови технологічного обладнання ПС створюють аномальні записи в послідовностях, що записуються датчиками у польоті.

Інтелектуальний аналіз часових рядів фокусується на автоматизованій обробці великих обсягів послідовностей даних. Його метою є отримання нової інформації про взаємодію між елементами цих послідовностей, що веде до кращого розуміння фахівцем досліджуваного процесу. Під послідовністю даних розуміються контекстуальні дані, впорядковані один щодо одного на основі певного критерію. У найзагальнішому випадку таким критерієм є час. Визначення часу як такого тут не існує, однак він є ключовою ланкою при моделюванні темпоральних даних.

Для опису проблематики інтелектуального аналізу темпоральних даних необхідно розкрити основні поняття. У [23] і [51] автори описали загальну термінологію методів інтелектуального аналізу часових рядів. Відповідно до

даної термінології, часовий ряд X являє собою впорядковану послідовність з n дійсних чисел

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n), x_t \in \mathbb{R}.$$

Часовий ряд – це, у загальному випадку, результати спостереження аналізованого процесу, що слідує один за іншим у певні моменти часу відповідно до заданого поділом на приклади. Іншими словами, часовий ряд – це набір моментів часу. Він може бути як одновимірним при завданні ряду єдиною змінною в кожен момент часу, так і багатовимірним, при завданні ряду декількома змінними в кожен момент часу.

Послідовність Y часового ряду X (або патерн часового ряду X) являє собою ряд темпорально упорядкованих моментів часу з X

$$Y = (x_k, x_{k+1}, \dots, x_{k+m-1}), m \leq n, 1 \leq k \leq n - m + 1.$$

База даних часових рядів DB являє собою невпорядкований набір часових рядів. Найчастіше бази часових рядів містять дані тільки у спрощеному вигляді для зменшення займаного ними місця.

Часовий ряд X ($\text{card}(X) = n$) може бути представлений моделлю скороченої довжини d ($d \ll n$), приблизно апроксимуючої вихідний часовий ряд.

Кожне завдання інтелектуального аналізу часових рядів так чи інакше стосується поняття, званого "схожість часових рядів". Схожість між часовими рядами X і Y позначається як $D(X, Y)$ і визначається як функція визначення відстані між цими рядами. Така відстань повинна бути невід'ємною, тобто $D(X, Y) \geq 0$. Якщо така функція задовольняє умовам парності ($D(X, Y) = D(Y, X)$) і адитивності ($D(X, Z) = D(X, Y) + D(Y, Z)$), то вона є метричною.

При описі часових рядів необхідно знати дві ключові характеристики: характер періодичності і характер синхронності [22]. Поєднання цих двох характеристик представляє 4 категорії часових рядів:

1) періодичний і синхронний часовий ряд. Є найбільш простим характером поведінки часового ряду, де кожен момент часу має певний постійний період, і кожна послідовність має однакову форму. Приклад чотирьох послідовностей, що мають періодичну і синхронну структуру, проілюстрований на рис. 2.7а;

2) аперіодичний і синхронний часовий ряд. Послідовності такої структури не мають постійного періоду, проте форма їх схожа в рамках загального часового ряду – рис. 2.7б;

3) періодичний і асинхронний часовий ряд. Кожне значення часового ряду має певний часовий період, проте кожна послідовність є різною за своєю формою – рис. 2.7в;

4) аперіодичний і асинхронний часовий ряд. У даному випадку часовий ряд не має ні періоду, ні певної форми – рис. 2.7г.

У [44] наведено класифікацію видів інформації, якою оперують методи інтелектуального аналізу даних. Автор виділяє моделі і патерни.

Модель – це глобальне, часто абстрактне уявлення даних високого рівня. Зазвичай моделі являють собою набір ознак, які найбільш характерні для модельованого часового ряду або бази часових рядів. При цьому моделі поділяють на передбачувальні і описові. Передбачувальні моделі використовують для прогнозування і класифікації. Описові моделі застосовують для узагальнення досліджуваної вибірки. Наприклад, авторегресійний аналіз може бути використаний для прогнозування майбутніх станів процесу на основі його минулих значень.

Як інший приклад передбачувальної моделі можуть бути представлені Марківські моделі, використововувані для класифікації часових рядів.

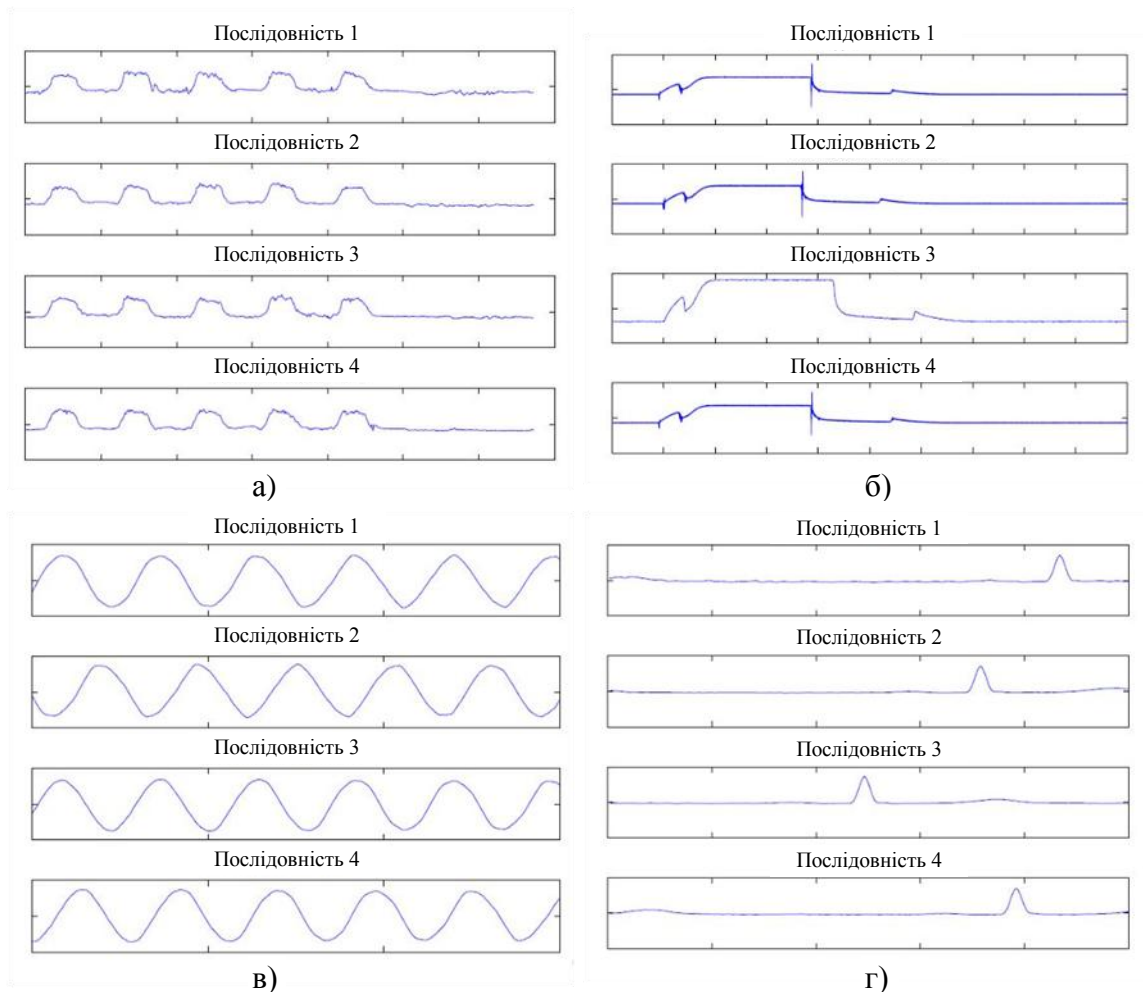


Рисунок 2.7 – Періодичний і синхронний (а), аперіодичний і синхронний (б), періодичний і асинхронний (в), аперіодичний і асинхронний (г) часові ряди

Прикладами описових моделей можуть служити спектрограми (отримані при частотному аналізі часових рядів) і кластери (отримані при кластеризації часових рядів).

На відміну від глобальної структури моделі, патерн є локальною структурою, яка представляє специфічний опис декількох змінних або точок вихідних даних. Патерни можуть представляти корисну інформацію в разі їх регулярного повторення в часовому ряді.

Інтелектуальний аналіз часових рядів, у залежності від досягнутих цілей, можна розділити на кілька груп:

1. Прогнозування. Завданням прогнозування часових рядів є визначення майбутніх значень досліджуваного часового ряду на основі його передісторії. Графічний вид завдання прогнозування наочно проілюстрований на рис. 2.8, а в математичному поданні він виглядає так [32].

Для даних значень часового ряду $X = (x_1, \dots, x_n)$ необхідно обчислити його k майбутніх очікуваних значень $(x_{n+1}, \dots, x_{n+k})$.

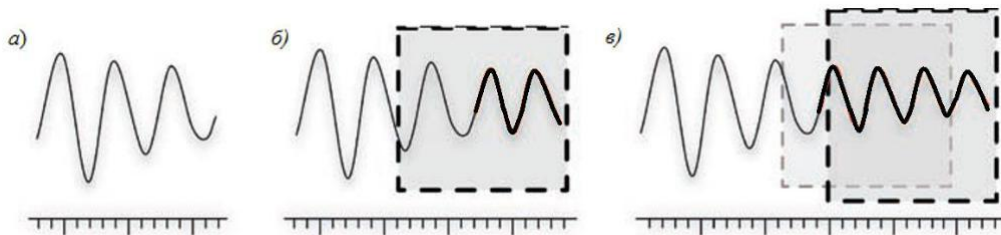


Рисунок 2.8 – Приклад прогнозування часових рядів

На рис. 2.8а зображений часовий ряд з періодичною, а, отже, з передбачуваною структурою. Мета прогнозування (рис. 2.8б) – побудова всіх очікуваних значень майбутнього часу, укладених у вікні прогнозування.

Завдання ускладнюється якщо прогнозування рекурсивне (рис. 2.8в), тобто за умови довготривалого прогнозування часових рядів з використанням раніше отриманих значень в якості подальших умов для прогнозу.

2. Класифікація. При класифікації передбачається, що кожна досліджувана послідовність даних належить одному з певних заздалегідь визначених класів або категорій, а головна мета – автоматичне визначення класу послідовності, що надійшла на вхід класифікатора. При цьому в першу чергу необхідно навчити сам класифікатор на основі таких ознак, які б дозволили відрізнити послідовності одного класу від послідовностей іншого класу. Рис. 2.9 ілюструє приклад загальної задачі класифікації даних,

формулювання якої аналогічно формулюванню задачі класифікації послідовностей. Представимо далі математичний опис задачі класифікації.

Для непомічених даних, представлених часовим рядом X , визначити клас $c \in C = \{c_i\}$, де C – множина певних класів.

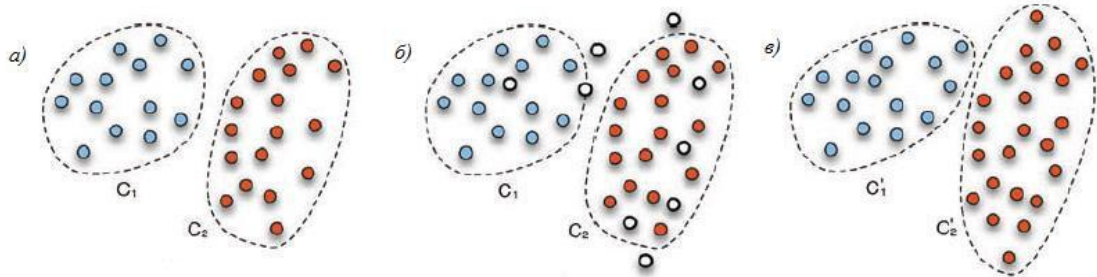


Рисунок 2.9 – Візуалізація прикладу задачі класифікації

Розв'язання загальної задачі класифікації проводиться в 3 етапи. На першому в систему подаються навчальні дані з позначеними, відповідно до класової приналежності, елементами. Система за заданим алгоритмом навчається розділяти навчальні дані на основі їх ознак.

Даний етап зображений на рис. 2.9а (навчальна множина складається з даних двох класів – C_1 і C_2 , що визначаються межами, створеними при навчанні класифікатора). Другий етап класифікації полягає у введенні до системи тестових даних, які не помічені у відповідності з приналежністю їх до певного класу (рис. 2.9б). Кожен елемент тестових даних автоматично позначається навченим класифікатором. Після чого (за необхідності) система створює нові межі класів, що є третім етапом класифікації (рис. 2.9в).

Перший підхід, спрямований на класифікацію часових рядів, представлений в [99]. Однак даний метод не мав високу ефективність через складну інтерпретацію його результатів. Пізніше, у [24] був запропонований метод, більш застосовний для реальних умов. У теперішній час створено чималу кількість підходів, а також проведено безліч порівнянь їх результатів при класифікації різних темпоральних даних. Так, наприклад, в [100]

представлений розгорнутий огляд, а також бенчмаркінг трьох типів методів класифікації: методів k-найближчих сусідів, методів опорних векторів, методів, заснованих на деревах рішень. Було показано, що всі три типи однаково ефективно справляються із завданням класифікації часових рядів. Однак дана можливість застосування обмежується тільки набором представлених даних. Більш широко використовуваний класифікатор на основі пошуку найближчого сусіда, представлений в [101]. Недоліком даного методу була його велика обчислювальна складність. Для подолання цієї проблеми в [102] запропонований метод побудови шаблону темпоральної послідовності шляхом усереднення схожих патернів. При цьому класифікація відбувалася шляхом порівняння тестової послідовності з одним шаблоном кожного класу.

Серед інших популярних моделей класифікації часових рядів можна виділити приховані марківські моделі [103], моделі авторегресії – змінного середнього [104], штучні нейронні мережі [105], а також байєсівський класифікатор [106]. Однак всі дані методи все ж поступаються в точності методу пошуку найближчого сусіда [101]. Варто відзначити широко відому проблему класифікації – так зване "перенавчання". Дане поняття містить у собі той факт, що при досягненні певного обсягу навчальної множини більшість методів класифікації втрачають свою ефективність. У зв'язку з цим виникає проблема вибору репрезентативної множини даних для навчання. Один з варіантів вирішення цієї проблеми представлений в [107], де автори шляхом введення критерію зупинки проводять відбір даних для навчання класифікатора.

У теперішній час є відома множина випадків застосування методів класифікації темпоральних даних, серед яких розпізнавання мови, жестів, онлайн верифікація підписів та ін. Всі вони ґрунтуються як на порівнянні тестових даних з типовими патернами, так і на порівнянні з моделлю аналізованого процесу. Класифікація на основі порівняння з патернами передбачає наявність доступних прототипів послідовностей для кожного

класу. При цьому класифікатор оглядає всі прототипи в пошуку найбільш близького патерну до досліджуваної послідовності. Нерідко набір патерн-прототип і тестовий патерн мають різні довжини. У такому випадку є застосовними так звані методи динамічного трансформування часу, що дозволяють вирівнювати послідовності [89]. Методи на основі порівняння досліджуваних даних з моделлю процесу не менш популярні для класифікації послідовностей. Найчастіше це методи, які використовують приховані марківські моделі. Тут класифікатори навчаються на основі всіх патернів кожного класу, після чого визначається, який з отриманих класифікаторів найбільш ймовірно міг би бути побудований з тестової послідовності.

3. Кластеризація. Кластеризація часових рядів передбачає поділ множини послідовностей на групи, засновані на їх схожості між собою і відмінності від послідовностей інших груп. Рис. 2.10 ілюструє загальний вигляд можливих шляхів вирішення завдання кластеризації даних. Як можна помітити, основна проблема рішення – визначення числа можливих кластерів.

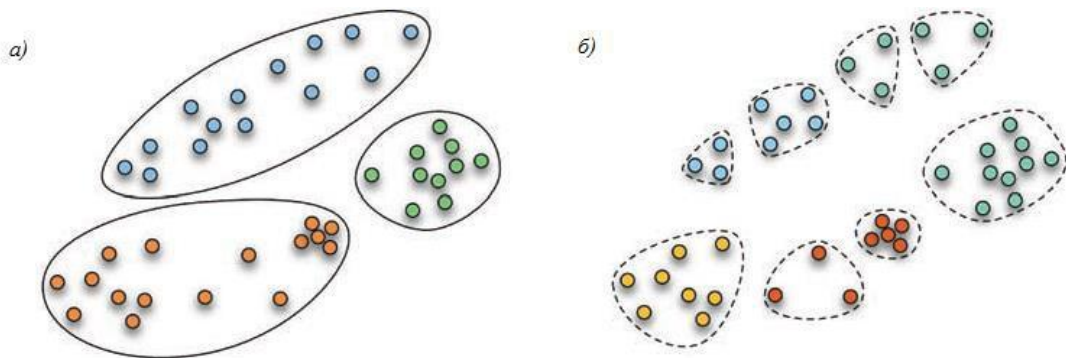


Рисунок 2.10 – Два можливих рішення завдання кластеризації

Формулювання завдання кластеризації залежить від конкретної проблематики. Тут поділяють два типи формулювання: кластеризація всієї вибірки даних і кластеризація певної послідовності.

У першому випадку метою кластеризації є угруповання бази даних часових рядів, що містить множини послідовностей, на кластери так, що всередині кожного кластера виявляться тільки схожі послідовності.

Математично така ціль формулюється так.

Дана база даних часових рядів DB , а також міри схожості $D(X_i, X_j)$, $X_i \in DB$, $X_j \in DB$. Необхідно знайти набір кластерів $C = \{c_i\}$, де $c_i = \{X_k \mid X_k \in DB\}$ такий, що відстані між кластерами різних груп будуть якомога більшими, а відстані між кластерами однієї групи якомога меншими:

$$\forall(i_1, i_2, j), X_{i_1} \in c_i, X_{i_2} \in c_i, X_j \in c_j, D(X_{i_1}, X_j) \geq D(X_{i_1}, X_{i_2}).$$

Для вирішення завдання кластеризації всієї множини часових рядів найбільш популярними є карти, що самоорганізуються [108], приховані марківські моделі [109] і методи опорних векторів [123]. Одним з цікавих алгоритмів є запропонований у [110] алгоритм максимізації очікування для кластеризації. Однак така кластеризація має істотний недолік, що полягає в необхідності використання визначеної заздалегідь моделі. Специфічний огляд методів кластеризації був проведений у [111]. Автор даного огляду зумовлює розширення дії методів вирішення завдання класичної кластеризації даних на кластеризацію часових рядів. У [112] наведена категоризація методів кластеризації, що містить п'ять категорій кластеризації: поділу, ієрархічну, засновану на щільності, засновану на розмежуванні і засновану на моделюванні. Розгорнутий огляд методів кластеризації часових рядів, їх переваг і недоліків наведено у [113]. Також в [114] наведено дослідження застосування різних категорій кластеризації для обробки часових рядів. Його результати свідчать про можливість застосування трьох типів кластеризації (кластеризація поділу, ієрархічна кластеризація і кластеризація на основі моделювання).

Інший випадок формулювання завдання кластеризації часових рядів полягає в розбитті однієї послідовності даних на кілька патернів. Одним з

перших підходів до вирішення такого завдання був запропонований у [115] метод на основі вікон, що не перекриваються. Ширина вікна при цьому вибиралася на основі дослідження періодичної структури при аналізі спектру, одержуваного при дискретному перетворенні Фур'є. Даний метод обмежений тим, що в реальних випадках часові ряди не мають постійної періодичної структури. У зв'язку з чим при поділі на вікна можна втратити важливу інформацію про досліджувану послідовності темпоральних даних. Даний недолік довгий час заперечувався в дослідженнях, приймалися рішення про його застосовності тільки в інших сферах [116], а також про його марності при кластеризації [22]. У [117] вперше було доведено зворотне. Проблема розділимості на вікна вирішувалася шляхом створення алгоритму, що не потребує використання всіх патернів послідовності для кластеризації.

Такий тип інтелектуального аналізу швидше характерний для просторових даних, проте існує і ряд додатків при обробці часових рядів, що мають необхідність в їх кластеризації. Наприклад, у журналі веб-активності кластери можуть показувати однакові патерни навігації групи користувачів. Також кластеризацію часових рядів використовують в області біоінформатики, особливо, при аналізі ДНК.

4. Пошук і вилучення інформації. Знаходження інформаційно-корисних послідовностей у величезних базах даних є ще однією метою інтелектуального аналізу темпоральних даних. Методи пошуку та вилучення інформації є дуже важливим інструментом при інтерактивному дослідженні баз секвенційних даних. Завдання таких методів полягає в пошуковому запиті патернів в архівах, що містять велику кількість різних послідовностей. Математично сформулювати завдання пошуку і вилучення інформації можна так.

Є запитований патерн $Q = \{q_1, \dots, q_n\}$. Необхідно знайти такий список патернів $L = \{X_1, \dots, X_n\}$ в базі даних DB , що $\forall X_k, X_j \in L, k > j \Leftrightarrow D(Q, X_k) > D(Q, X_j)$.

Рис. 2.11 являє загальний вигляд вирішення завдань даного класу. Для наочності робота методу зображена у двовимірному просторі. Кожен елемент тут представляє часовий ряд, що включає певні ознаки. При введенні запиту в систему він перетвориться в такий самий часовий ряд для можливості його порівняння з іншими (рис. 2.11а). На рис. 2.11б і рис. 2.11в наведено два найбільш використовуваних алгоритми пошуку і вилучення необхідної інформації.

Перший з них формулюється так. Є запитуваний патерн $Q = \{q_1, \dots, q_n\}$, а також поріг l . Знайти набір патернів $S = \{X_i \mid X_i \in DB\}$, відстань до яких менше порога.

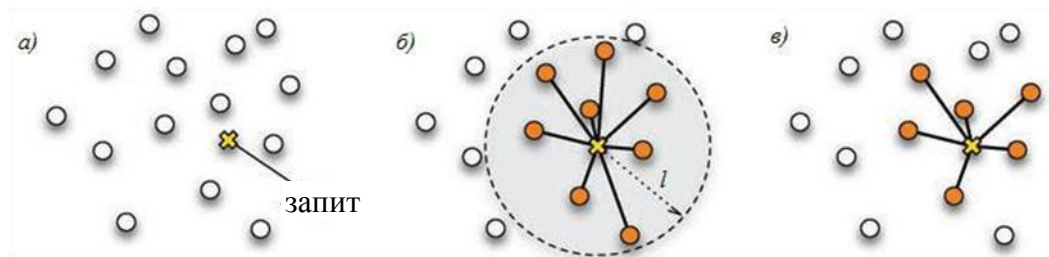


Рисунок 2.11 – Приклад типового проведення методів пошуку та вилучення інформації

Вибір порога сильно залежить від виду досліджуваних даних. У зв'язку з чим використовують інший підхід до пошуку і вилучення інформації, який заснований на методі k -найближчих сусідів.

Є запитуваний патерн $Q = \{q_1, \dots, q_n\}$, а також натуральне число k . Необхідно знайти k патернів, найбільш схожих на запитуваний.

5. Вилучення правил. На відміну від методів вилучення інформації, методи даної групи не передбачають наявності специфічного запиту для пошуку інформації в базах даних. Метою є пошук всіх патернів, що знаходяться в області інтересів. Варто відзначити, що на відміну від інших класів інтелектуального аналізу темпоральних даних, які беруть початок в областях статистики, машинного навчання або розпізнавання патернів,

вилучення правил є виключно прерогативою інтелектуального аналізу даних. Головним принципом такого класу методів є пошук таких послідовностей, які найбільш характерні або часто зустрічаються в досліджуваних даних. Ці послідовності також називають мотивами. Правила, які добуваються в результаті дії методів, можуть бути використані далі для досягнення інших цілей інтелектуального аналізу даних. Під правилом тут розуміється умовне висловлювання, де ліва сторона є антецедентом, а права – консеквентом. При цьому правило стверджує, що якщо антецедент є правдою, то консеквент також є правдою, і навпаки. Такі правила є популярними представленнями знань у машинному навчанні і штучному інтелекті. Методи статистичного аналізу також тісно пов'язані з використанням правил. Так, наприклад, умовна ймовірність появи консеквента після антецедента є ступенем впевненості в точності правила.

Ідея створення методів даної групи була взята з біоінформатики. Однією з перших спроб створення методів вилучення правил є метод пошуку патернів, що часто зустрічаються у послідовності білків [118]. Рис. 2.12 ілюструє типовий приклад, де є актуальне вирішення завдання вилучення правил.

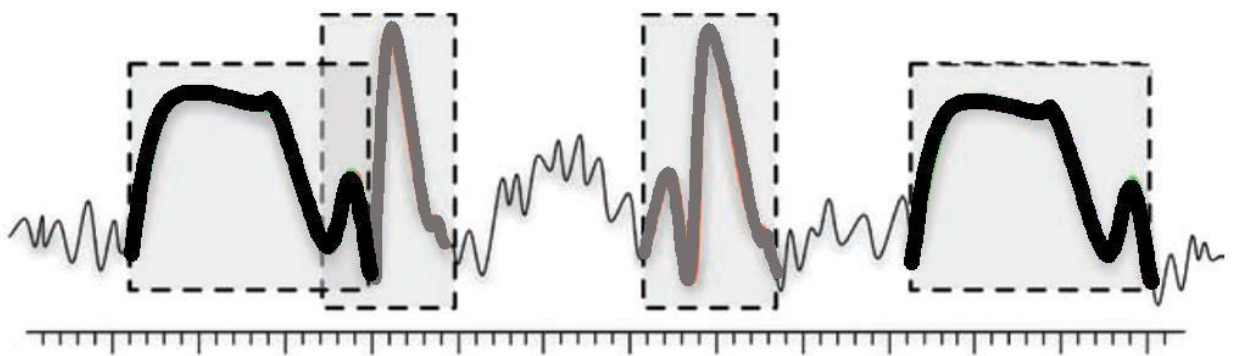


Рисунок 2.12 – Наочне уявлення завдання вилучення правил

Більш формально таке завдання описується в такий спосіб.

Є часовий ряд $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, знайти всі патерни $X' \subset X$, які найбільш часто зустрічаються в даному ряду.

Методи даного класу отримали широкий розвиток після досліджень, пов'язаних з інформаційною безглуздістю деяких груп патернів, одержуваних у результаті кластеризації [22]. Автори даної роботи вказують на необхідність створення таких методів, які дозволили б уникнути створення кластерів, що містять у собі непотрібну інформацію. Перші методи вирішення проблеми вилучення правил мали багато недоліків. Наприклад, у [21] наведено метод виявлення мотивів, що ефективно працює при обробці послідовностей ДНК. Однак такий метод не гарантував виявлення точного набору правил у зв'язку з його ймовірнісною натурою. Інший алгоритм вирішення описаної задачі [114], заснований на евристичних обчисленнях, мав залежність точності методу від довжини патерну. Пізніше були представлені більш точні алгоритми виявлення патернів, що часто зустрічаються. У [119] наведений метод пошуку мотивів на основі виключення послідовностей, найбільш відмінних від передбачуваних мотивів, до їх завершення. У [120] показаний метод вилучення правил з обмеженнями, що полягає в апіорному використанні правил, заданих користувачем. Автором цього дослідження у [121] пропонується метод вилучення патернів, що представляють область інтересів, з виключенням непотрібної інформації за допомогою подання часових рядів у вигляді темпоральних мереж.

б) Виявлення аномалій. Виявлення аномалій у секвенційних даних є найбільш важливим завданням інтелектуального аналізу темпоральних даних у зв'язку з тим, що частково покриває всі інші завдання даної проблематики. У загальному формулюванні детектування аномалій передбачає пошук нетипових послідовностей у часових рядах. Приклад детектування аномалій наведений на рис. 2.13.

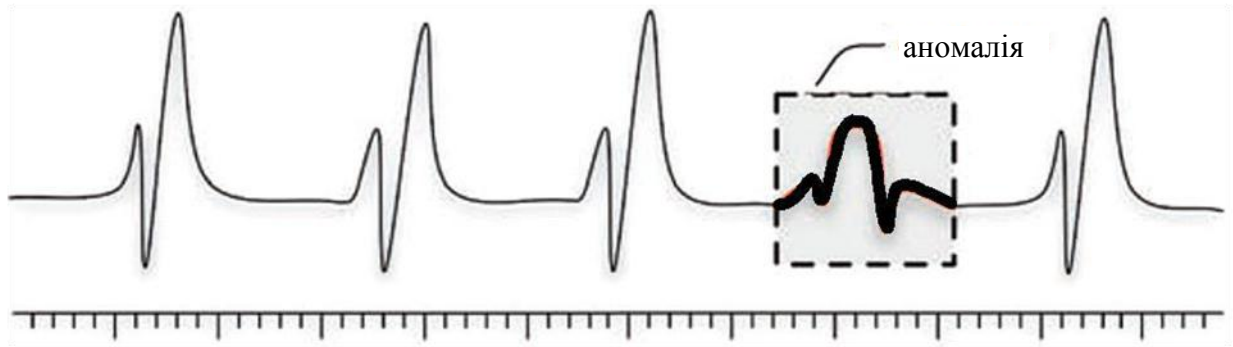


Рисунок 2.13 – Наочний приклад детектування аномалій

При математичному позначенні дане формулювання може бути представлено так. Є часовий ряд $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, необхідно знайти всі послідовності $X' \subset X$, що містять ненормальні для вхідного часового ряду дані.

Завдання виявлення аномалій у секвенційних даних є більш складним і відмінним від завдання виявлення аномалій у загальному сенсі у зв'язку з двома ключовими причинами [78].

По-перше, природа даних залежить від конкретної предметної області. Послідовності можуть бути як символічними, як послідовності системних викликів в області виявлення вторгнень у комп'ютерні мережі, так і числовими, як дані електрокардіограми. Послідовність також може бути одновимірною, коли кожен її елемент представлений одним символом або числом, чи багатовимірною в разі представлення її елемента у вигляді вектору, що складається з декількох символів або чисел (або і тих, і інших). У деяких областях застосування зустрічаються такі комплексні послідовності, як послідовності графів, документів та ін. При цьому кожен тип послідовності вимагає обробки специфічним способом.

Друга причина більш складного рішення завдання виявлення темпоральних аномалій полягає в різному формулюванні аномалій. У [122] наведений розгорнутий огляд проблематики виявлення аномалій у часових

рядах як класу детектування аномалій у даних. Тут завдання виявлення темпоральних аномалій представлено в трьох формулюваннях:

1. Детектування контекстуальних аномалій у часових рядах. Питання виявлення контекстуальних аномалій є характерним для всіх завдань пошуку аномалій у даних і було проаналізоване вище (див. рис. 2.12).

2. Детектування аномальних послідовностей у часовому ряді. Таке формулювання детектування відноситься до питання пошуку аномальних включень у великому ряді впорядкованих у часі даних, тобто до питання пошуку групових аномалій. Рис. 2.13 можна назвати прикладом такого часового ряду, який містить в собі аномальну послідовність. У разі одиничної довжини аномальної послідовності завдання детектування темпоральних аномалій зводиться до вирішення в її першому (контекстуальному) формулюванні.

3. Детектування аномальних часових рядів відносно бази даних часових рядів. Третє формулювання проблеми пошуку аномалій – визначення приналежності до аномалії поточного часового ряду на основі порівняння його з базою даних часових рядів. Така база даних може бути двох типів. Перший тип баз даних – множина часових рядів, позначених одним класом (нормальним або аномальним). В іншому випадку база даних складається з немаркованих часових рядів нормального і аномального класу за умови більшості нормальних рядів.

Крім зазначених відмінностей, детектування аномалій у темпоральних даних має ряд специфічних складнощів:

– поняття аномалії може бути різним для різних областей застосування. Темпоральною аномалією може бути і подія в часовому ряді, і послідовність всередині часового ряду, і навіть цілий часовий ряд може являти собою аномалію по відношенню до інших рядів;

– при детектуванні аномальних послідовностей часто не може бути визначена довжина послідовності;

– часові ряди для навчання і часові ряди для тестування можуть мати різні довжини;

– визначення необхідної міри відстані між прикладами часових рядів не завжди є тривіальним завданням. Так, евклідова відстань не завжди може бути застосована у зв'язку з різною довжиною прикладів;

– точність виявлення аномалій у більшості випадків детектування залежить від наявності шуму в детектуємих даних, у зв'язку з чим розрізняваність аномалій від зашумлених нормальних даних є досить складним завданням;

– в реальних умовах дані являють собою дуже довгі послідовності часових рядів, що веде до зростання обчислювальних витрат;

– велика кількість алгоритмів пошуку аномалій у темпоральних даних припускають обробку часових рядів порівняних амплітуд. Але це буває далеко не в кожному випадку застосування.

Усунення даних складнощів має важливу роль у сучасних дослідженнях у зв'язку з постійно поповнюваним списком прикладних областей [78, 122]:

а) детектування аномалій у серцевій активності на основі даних електрокардіограми [123]. Електрокардіограма представляється у вигляді періодичного часового ряду. При цьому аномалією, яка вказує на серцеві недуги, буде вважатися неперіодичний патерн, що містить нестандартні амплітуди;

б) детектування атак у рекомендаційних системах [124]. Детектування секвенційних аномалій використовується при детектуванні так званих "шилінг атак", при яких зловмисники використовують необ'єктивні оцінки для впливу на майбутні рекомендації;

в) аномалії образу [125]. Виявлення аномалій, що представляють об'єкти, які мають образ, відмінний від образів типових об'єктів, також є однією з прикладних областей пошуку секвенційних аномалій. При цьому кожен образ приводять до вигляду часової послідовності;

г) пошук відхилень у кривих блиску змінних зірок [126]. Детектування відхилень у змінах блиску зірки, пов'язаного з її пульсацією, рухом навколо неї інших об'єктів та ін., пов'язано зі статистичним аналізом і дозволяє виявити досить корисну інформацію про фізичні зміни даної зірки;

д) детектування аномалій в екосистемі [127]. Полягає у виявленні нестандартних відхилень таких параметрів Землі, як середня температура місяця;

е) детектування вторгнень у комп'ютерні та інтернет мережі [85]. Виявлення аномальної поведінки користувача в мережі на основі різних методів детектування секвенційних аномалій широко використовується системами комп'ютерної безпеки. Це пояснюється тим, що всі вироблені дії легко подаються у вигляді певних послідовностей, які часто є періодичними;

ж) детектування і прогнозування відмов у технологічних процесах [128]. Використання методів виявлення і прогнозування секвенційних даних дозволяє досягти більшої надійності і посилити безпеку, що грає важливу роль у процесі контролю і моніторингу безвідмовної роботи виробництва;

з) детектування аномальних послідовностей у записах, зібраних з датчиків технологічного обладнання ПС [129]. У процесі польоту датчики записують різну інформацію про стан технологічного обладнання ПС. При цьому необхідно детектувати будь-які відхилення від встановленої типової поведінки.

Дане дослідження обмежимо питаннями розробки методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання ПС.

Для забезпечення процесу прогнозування особливих випадків у польоті з використанням інтелектуального аналізу діагностичних даних технологічного обладнання ПС необхідно формалізоване представлення процесу функціонування технологічного обладнання. Для останнього необхідно розробити модель функціонування технологічного обладнання, яка заснована на базі даних, що містить інформацію з датчиків технологічного

обладнання, зібрану за певний період функціонування. За допомогою цієї моделі розробимо метод, який дозволить детектувати аномалії в роботі технологічного обладнання ПС. Ці аномалії будуть передвісниками особливих випадків у польоті, зв'язаних з виходом з ладу технологічного обладнання. Отримавши достатню кількість інформації про технічні несправності та аномалії, що є їх передвісниками, отримаємо моделі нормальної та аномальної поведінки технологічного обладнання, що дозволить завчасно детектувати аномалії, ще до їх повного надходження на вхід моделі.

2.3 Аналіз підходів щодо побудови моделі функціонування технологічного обладнання повітряного судна

З точки зору проблематики пошуку аномалій послідовності є впорядкованими ланцюжками подій. Такі події можуть представлятися бінарними, дискретними або безперервними в залежності від прикладної області та способу представлення даних. У реальних умовах найбільш застосовними є представлення даних у вигляді дискретних і безперервних рядів. Безперервні часові ряди є такими, що трудно моделюються, тому у переважній більшості випадків передбачено перетворення безперервних часових рядів у дискретні (дискретизація), або, як в окремому випадку пошуку контекстуальних аномалій, перетворення до виду одиночних аномалій.

Дискретні часові ряди представлені у вигляді упорядкованих подій (або наборів подій). При цьому кожна подія належить визначеній кінцевій множині (або абетці). Детектування символічних послідовностей, які не задовольняють типовій поведінці, є популярним засобом досягнення цілей систем контролю і діагностики, впроваджуваних у різних областях

застосування. При цьому кожен метод виявлення має застосування тільки у специфічній області, а рішення проблеми пошуку дискретних секвенційних аномалій у загальному її розумінні на даний момент не є можливим. Даний недолік існуючих розробок пов'язаний з фундаментальною відмінністю природи нормальних послідовностей і аномалій у різних прикладних областях. Тому метод, ефективний в одному додатку, може виявитися марним в іншому.

Хоча всі існуючі методи і припускають однакову мету, яка полягає у пошуку аномалій в дискретних послідовностях, більш глибокий аналіз показує, що формулювання задачі, розв'язуваної ними, тісно пов'язане зі структурою самих методів. Найбільш поширеними є чотири формулювання завдання пошуку символічних секвенційних аномалій.

1. Детектування немаркованих аномальних послідовностей на основі їх порівняння з відомою базою даних. При такому формулюванні завдання об'єктом інтересів системи детектування є послідовності, що містять у собі відомі елементи в порядку, що не задовольняє типовому поведженню. При цьому нормальними будуть вважатися вже завершені послідовності, помічені експертом відповідно до негативної приналежності до аномальної поведінки. Дане формулювання проблеми є найбільш часто використовуваним при пошуку аномалій у послідовності даних. Більшість методів, що вирішують завдання виявлення в такому її формулюванні, при тестуванні привласнюють кожній оброблюваній послідовності певне число, зване ступенем аномальності. На основі ступенів аномальності далі виявляються "найбільш аномальні" послідовності. Рішення завдання детектування даних у немаркованих послідовності може вирішуватися чотирма способами:

– рішення на основі міри схожості. У даному випадку кожна тестова послідовність розглядається як одиничний елемент аналізу, внаслідок чого детектування відбувається на рівні одиночних аномалій. Рішення передбачає використання методів детектування аномалій на основі міри схожості

тестового елемента і відповідного навчального елемента. Недоліками такого способу є залежність ефективності детектування від обраної міри схожості;

– рішення за допомогою ковзного вікна. Даний спосіб вирішення передбачає розбиття тестової послідовності на невеликі вікна, які будуть вважатися поодинокими елементами. При цьому ступінь аномальності кожної послідовності оцінюється в результаті обчислення (підсумовування) оцінок всіх вікон, що містяться в ній. Недоліком рішення на основі ковзного вікна є залежність ефективності детектування від довжини вікна;

– рішення за допомогою моделей Маркова. Такий спосіб вирішення передбачає упередження появи певного символу в тестовій послідовності, використовуючи ймовірнісну модель. Ступінь аномальності послідовності обчислюється на основі оцінки ймовірностей появи всіх елементів і переходів між елементами. Недоліком таких методів є високий ступінь залежності точності детектування від статистичних характеристик навчальних послідовностей і необхідності виконання умов Маркова;

– рішення з використанням прихованих моделей Маркова. Методи, які передбачають рішення даними способом, перетворюють вхідні послідовності у послідовності так званих прихованих станів, після чого вирішують завдання способом, описаним вище. Головним недоліком прихованих марківських моделей є те, що у більшості випадків вибір оптимальних прихованих станів є досить складним.

2. Детектування аномальних послідовностей у потоці даних на основі знань про ланцюжок подій, що сталися раніше у даному потоці. При постановці завдання у цій формі його рішення передбачає детектування коротких патернів послідовності X , які є аномальними щодо іншої частини послідовності X згідно з визначеним критерієм. Дане формулювання, зокрема, характерне у системах моніторингу певної активності. Базовий метод вирішення завдання детектування аномальних входжень у послідовність можна представити так. Дана послідовність X . У першу чергу необхідно витягти всі патерни X_k , укладені в ковзному вікні довжини k .

Кожному патерну приписується ступінь аномальності на основі його порівняння з іншими патернами послідовності. Патерни, чий ступінь аномальності вище порогу, який визначений експертом, будуть вважатися аномальними.

Методи вирішення завдання детектування аномальних патернів у послідовності часто використовують для вирішення першого класу завдань пошуку секвенційних аномалій, і навпаки. У першому випадку всі послідовності (навчальні і тестові) об'єднуються в один довгий часовий ряд; у другому – всі вікна довгої послідовності представляються у вигляді незалежних патернів.

3. Детектування аномальних патернів на основі аналізу частоти їх появи. Методи вирішення завдання детектування у такому формулюванні припускають визначення ступеня аномальності частоти входження запитуваного патерну s у довгому ланцюжку подій X_2 по відношенню до частоти входження даного патерну у відомому часовому ряді X_1 . При цьому аномальною буде як і менша, так і більша частота. Рішення даного завдання є найбільш актуальним у системах безпеки.

Рішення проблеми детектування у третій формі фактично дозволяє визначити рівень аномальності шуканого патерну при постановці специфічного завдання, що є частиною рішення завдання у першому формулюванні, тобто детектування немаркованих аномальних послідовностей.

Рішення завдання детектування патернів з аномальною частотою входження стикається з істотним недоліком – при збільшенні кількості запитуваних патернів стрімко зростає обчислювальна складність.

4. Онлайн детектування аномалій. У деяких прикладних областях оперовані дані представлені у вигляді безперервних потоків інформації. У таких областях виявлення аномалій передбачається в онлайн режимі, тобто настільки швидко, наскільки швидко сталася аномальна подія. Корисність

таких методів полягає у можливості запобігання завершенню аномальної події і створенню заходів з виявлення причин даної аномалії.

Наприклад, при моніторингу систем космічного апарату інформаційні послідовності про його поточний стан тестують на аномальність на основі бази даних, зібраної в період попередньої нормальної роботи. Якомога швидке виявлення аномальної події у поточній послідовності дозволяє зберегти працездатність випробуваної системи і навіть всього космічного апарату.

Для онлайн детектування аномалій нерідко адаптують методи вирішення завдання виявлення дискретних секвенційних аномалій на основі порівняння з відомою базою даних. Наприклад, при створенні марківської моделі процесу використовують поріг аномальності, при досягненні якого видається сигнал про аномальну подію. Даний поріг може бути встановлений таким чином, що аномальна подія може бути визначена до її появи, що є актуальним при онлайн детектуванні і прогнозуванні. Однак такі методи вирішення завдання виявлення дискретних аномальних секвенцій в її першому формулюванні, як детектування на основі міри схожості, припускають порівняння всієї тестової послідовності з відомими. Тому вони не можуть застосовуватися до методів онлайн розпізнавання аномальних подій.

Методи детектування аномальних патернів у потоці даних є найбільш близькими до останнього формулювання проблеми, що дозволяє їх адаптувати до вирішення таких завдань. При цьому кожній послідовності досліджуваного потоку присвоюється певний рівень аномальності. Встановлення порогу відповідності для рівня аномальності дозволяє класифікувати кожну послідовність як нормальну або аномальну, дозволяючи проаналізувати весь досліджуваний процес до його завершення.

Третє формулювання проблеми пошуку аномалій у дискретних секвенційних даних найбільш складно перетворити до вигляду онлайн

детектування у зв'язку зі складністю оцінки частоти появи того чи іншого паттерна без аналізу всієї досліджуваної послідовності.

Таким чином, найбільш перспективними є методи, які передбачають вирішення завдання детектування аномалій у першому формулюванні у зв'язку з можливістю їх адаптації до вирішення інших завдань виявлення аномалій у секвенційних даних. Серед методів вирішення у рамках цієї роботи як найбільш ефективно було обрано марківське моделювання у зв'язку з доступністю його модифікації і можливістю використання в якості основи методики прогнозування аномалій.

Логічна структура взаємозв'язку моделей і методів, запропонованих в роботі, наведена на рис. 2.14.

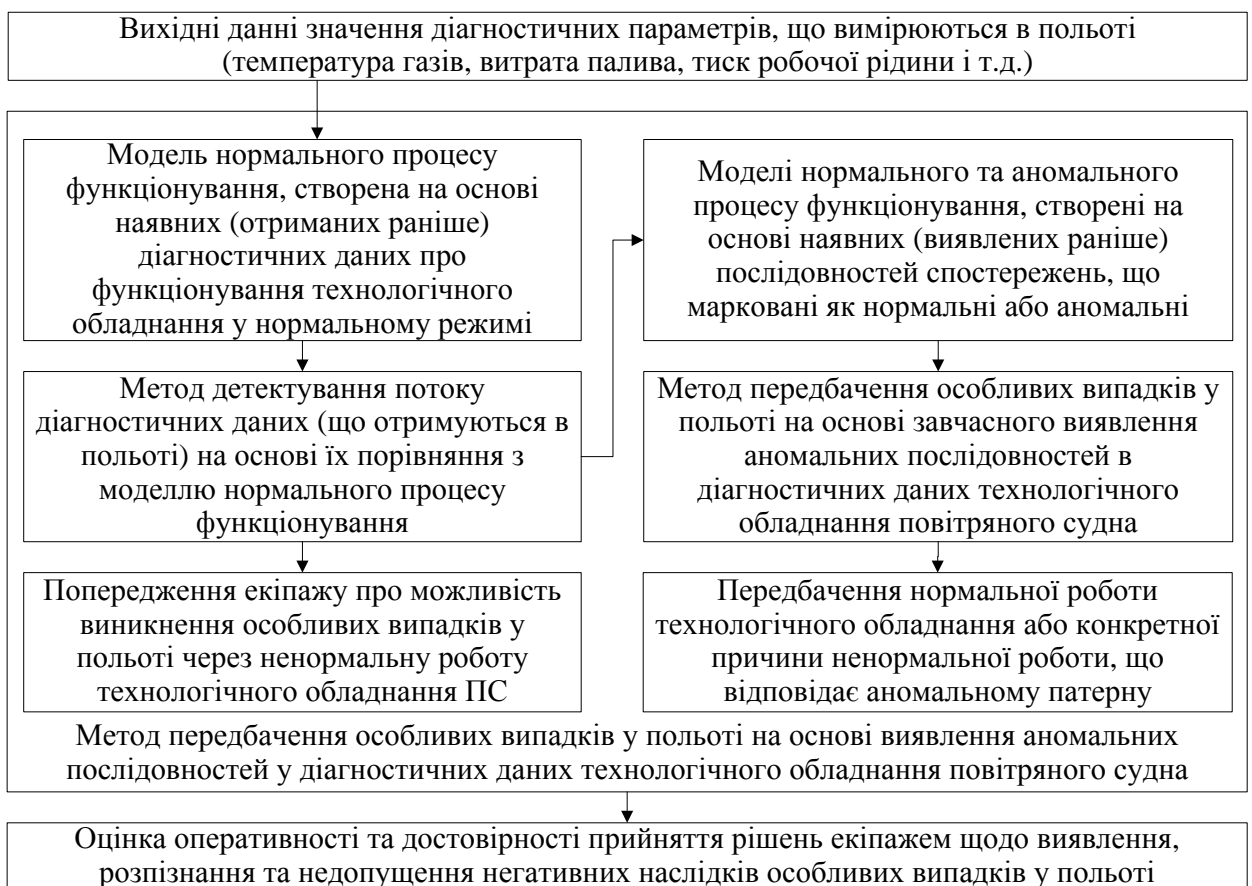


Рисунок 2.14 – Логічна структура взаємозв'язку моделей і методів, що запропоновані в роботі

Імітаційна модель діяльності екіпажу розроблена з використанням теорії ймовірностей і методів імітаційного моделювання. Модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання ПС розроблена з використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, методів теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорії нечітких множин і теорії машинного навчання. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна розроблений з використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів та теорії прийняття рішень. Метод передбачення особливих випадків у польоті розроблений з використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії машинного навчання та теорії прийняття рішень.

Таким чином, для розробки методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання ПС були використані: методи інтелектуального аналізу даних, теорія часових рядів, методи теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорія нечітких множин, теорія машинного навчання і теорія прийняття рішень.

Висновки за розділом 2

1. Інтелектуальний аналіз даних є актуальним напрямком у багатьох предметних областях. Виявлення аномалій як завдання інтелектуального аналізу даних може бути використано для побудови методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна.

2. Найбільш популярні методи у галузі інтелектуального аналізу часових рядів ґрунтуються на стохастичному підході до аналізу темпоральних даних. Однак представляється перспективним гібридний

підхід, що поєднує різні моделі представлення та обробки темпоральних знань.

3. Запропонована методика дисертаційного дослідження базується на використанні інтелектуального аналізу даних. Імітаційна модель діяльності екіпажу розроблена з використанням теорії ймовірностей і методів імітаційного моделювання. Модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна розроблена з використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, методів теорії ймовірностей та марківського моделювання, теорії нечітких множин і теорії машинного навчання. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна розроблений з використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів та теорії прийняття рішень. Метод передбачення особливих випадків у польоті розроблений з використанням методів інтелектуального аналізу даних, теорії часових рядів, теорії машинного навчання та теорії прийняття рішень.

4. Результати, викладені в розділі, опубліковані в роботах [31-33].

РОЗДІЛ 3

РОЗРОБКА МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСНОЇ ОБРОБКИ ІНФОРМАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ ПОВІТРЯНОГО СУДНА

3.1 Вихідні дані, обмеження і допущення задачі прогнозування особливих випадків у польоті

Вихідні дані методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна – параметри, зафіксовані бортовою апаратурою під час польоту.

При перевірках працездатності складних багатофункціональних об'єктів (газотурбінні двигуни, функціональні системи і т. д.) в якості діагностичних параметрів зазвичай використовують вимірювані у польоті параметри (температура газів, витрата палива, тиск робочої рідини і т. д.), які мають порівняно низьку чутливість до зміни технічного стану. У результаті досить часто спостерігаються випадки запізнення діагностичної інформації про моменти виникнення несправностей, що у кінцевому підсумку призводить до виникнення серйозних відмов.

З метою підвищення оперативності розпізнавання несправностей вдаються до використання інтегральних діагностичних параметрів. Даний спосіб оцінки стану складних багатофункціональних об'єктів ґрунтується на аналізі параметрів, що не реєструються. У свою чергу, незареєстровані параметри розраховуються за результатами вимірювання параметрів, що реєструються (контролюються) [130].

Наприклад, незареєстровані параметри ГТД – це параметри проточної частини (камер згоряння, форсунок, стан лопаток компресора і турбіни, коефіцієнт корисної дії і тяга двигуна і т. д.). Діагностування ГТД за

газодинамічними параметрами дозволяє виявити тільки ті несправності, які викликають зміну відхилень термогазодинамічних параметрів і параметрів системи мастила. Характерні несправності, що виявляються, – це збільшення радіальних зазорів у лопаткових машинах, знос торців лопаток компресора, турбіни, викривлення лопаток компресора, турбіни і газоповітряного тракту, зміна форми профілів лопаток компресора і турбіни, прогар, викривлення камер згоряння і лопаток соплового апарату, руйнування лабіринтових ущільнень і т. п.

В якості інтегрального діагностичного параметру часто використовують коефіцієнт корисної дії, який враховує всі втрати енергії, пов'язані зі зміною технічного стану об'єкту. Так, для турбогвинтових двигунів застосовують інтегральний діагностичний параметр, який обчислюють за формулою

$$K_{\eta} = N_B / G_T \cdot H_U,$$

де K_{η} – інтегральний діагностичний параметр, що характеризує працездатність турбогвинтового двигуна за зміною коефіцієнту корисної дії;

N_B – приведена потужність (крутний момент) на повітряному гвинті;

G_T – приведена витрата палива;

H_U – теплотворна здатність палива.

Як інтегральні діагностичні параметри використовують також і емпірично підібрані показники, які є сукупністю кількох різномірних параметрів об'єкту. Основними умовами їх вибору є:

– можливість вимірювання і реєстрації в польоті;

– наявність відомостей про тенденції зміни параметрів при зміні технічного стану об'єкта;

– можливість приведення параметрів до стандартних атмосферних умов (САУ) і заданого режиму роботи об'єкту.

Важливим етапом будь-якого алгоритму діагностування є попередня обробка вихідних даних, в ролі яких виступають параметри, зафіксовані бортовою апаратурою під час польоту. Основні завдання даного кроку – це вибір контрольованої ділянки для діагностування; виключення помилок вимірювання з вибірок польотних даних; приведення вимірних параметрів до стандартних атмосферних умов; зниження рівня "зашумленості" вибірки для зручності її подальшої обробки.

Результати діагностування будуть коректними лише в тому випадку, якщо аналізовані параметри відповідають одним і тим самим польотним умовам і режиму роботи двигуна.

Для забезпечення цих умов потрібно вибрати контрольовану ділянку польоту, на якій визначаються значення діагностичних ознак.

У деяких відомих системах діагностування для аналізу використовують вимірювання, зроблені у злітному режимі. Такий підхід частково вирішує проблему вибору контрольованої ділянки: параметри робочого процесу на злітному режимі досягають свого максимального рівня в кожному польотному запису, вплив висоти H і швидкості M_H (в силу малих значень) є незначним. Вплив атмосферних умов можна оцінити, використовуючи стандартну методику приведення параметрів до САУ [131, 132] – при незначних відхиленнях p_H^* , T_H^* вона має досить високу точність. Однак аналіз параметрів злітного режиму істотно ускладнений високою "зашумленістю" вибірок вимірювань, порівняно невеликою його середньою тривалістю – від 2 до 5 хвилин польоту (що обумовлює малу кількість вимірювань), і практично повною відсутністю ділянки усталеної роботи. Ці фактори суттєво знижують достовірність результатів контролю.

При обробці вимірних значень параметрів вони приводяться до базових польотних умов з використанням вимірних параметрів атмосфери p_H^* , T_H^* і швидкості ПС $V_{\text{пол}}$. Отже, початковий рівень розсіювання буде збільшуватися. З метою часткової компенсації недостатньої точності контролю параметрів пропонується доповнити контроль на злітному режимі

контролем на крейсерському режимі польоту, який характеризується стабільністю значень вимірюваних параметрів. Так, наприклад, для двигуна ТВЗ-117ВМА-СБМ1 на сталому крейсерському режимі рівень середньоквадратичного відхилення вимірювань σ_Y не перевищує 2,5 ... 3% від середнього значення параметра на даному режимі, а злітний режим є несталим, і цей показник може перевищувати 25 .. 30%.

Витрата палива в ході польоту призводить до зниження маси літака, і разом з тим – до зміни ряду параметрів робочого процесу. Максимальне значення ці параметри набувають на початковій ділянці крейсерського режиму, коли маса літака є максимальною. Саме тут необхідно вибирати контрольований інтервал.

Аналізований режим визначається за положенням рулів управління двигуном $\alpha_{\text{ВУД}}$. Ділянка несталої роботи після зміни режиму, яка необхідна для прогріву ротора і статора і стабілізації радіальних зазорів, відсівається. Потім діапазон усталеної роботи визначається шляхом перевірки наявності тренду в попередньо відфільтрованій "ковзаючій" вибірці контрольованих параметрів за інтегральним S-критерієм [131, 133]. До цих параметрів відносяться витрата палива $G_{\text{П}}$, потужність вільної турбіни $N_{\text{ВТ}}$, температура за турбіною компресора $T_{\text{ТК}}^*$, тиск за компресором $p_{\text{К}}^*$ і відносна частота обертання турбокомпресора $n_{\text{ТК}}$. Середньоквадратичні відхилення вимірювань, необхідні для розрахунку порігових рівнів критерію, задаються на підставі статистики, зібраної по даному типу двигунів.

Стандартні формули приведення до САУ [130, 131] можна представити у вигляді

$$Y_{\text{пр}} = Y_{\text{вим}} \cdot k_{\text{пр}}(p_{\text{Н}}^*, T_{\text{Н}}^*),$$

де $k_{\text{пр}}(p_{\text{Н}}^*, T_{\text{Н}}^*)$ – коефіцієнт приведення;

$Y_{\text{вим}}$ – виміряне значення.

Для визначення точності стандартних формул приведення порівняємо значення $Y_{\text{пр}}$, отримані в результаті приведення до САУ модельованих значень $Y_{\text{вим}}$, з результатами обчислення:

$$Y_{\text{МОД}} = Y_{\text{САУ}} / k_{\text{пр}}$$

Значення $Y_{\text{вим}}$ отримані за допомогою повузлової нелінійної моделі ТВЗ-117ВМА-СБМ-1, розробленої за методикою, викладеною в [131]. Як режимні параметри були обрані приведені частоти обертання турбокомпресора $n_{\text{ТКпр}}$ і вільної турбіни $n_{\text{СТпр}}$, значення яких, відповідні злітному режиму роботи двигуна, приймалися постійними для всього діапазону зміни $p_{\text{Н}}^*$ та $T_{\text{Н}}^*$.

Швидкість польоту ЛА суттєво впливає на параметри робочого процесу ГТД. При приведенні з використанням стандартної методики цей вплив враховується у значеннях температури і тиску гальмування на вході в двигун. Вплив режиму роботи двигуна на значення контрольованих параметрів враховується за допомогою еталонних дросельних характеристик (ЕДХ), які відповідають базовим (наприклад, стандартним) польотним умовам і відображають залежність параметрів робочого процесу від режиму роботи двигуна при постійних зовнішніх умовах. Точність розрахунку еталонного значення залежить від вибору аргументу, в ролі якого може виступати будь-який вимірний або розрахунковий параметр робочого процесу, що характеризує режим роботи двигуна [132].

3.2 Попередня обробка вихідних даних

Розглянемо випадок, коли поведінка технологічного обладнання ПС оцінюється на основі спостережень за значеннями одного конкретного

параметру. Послідовність значень такого параметру, отримана на основі показань датчика за певний часовий інтервал, являє собою часовий ряд, аналіз якого дозволить судити про стан і зміни стану технологічного обладнання ПС.

У загальному випадку часовий ряд TS – це впорядкована послідовність значень єдиного параметра $TS = \langle ts_1, ts_2, \dots, ts_i, \dots, ts_q \rangle$, що описує перебіг будь-якого тривалого процесу, де індекс i відповідає мітці часу. Приклад даних, що утворюють часовий ряд, наведений в табл. 3.1, де точка i відповідає значенню ts_i , отриманого в момент часу i (час t вважається дискретним, в інтервалі від 0 до 9).

Таблиця 3.1 – Приклад часового ряду

Час i	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Значення параметру ts_i	-1.07	0.13	0.85	0.96	0.81	0.84	-0.07	-1.01	-0.90	-1.14

Завдання визначення або виявлення аномалій [18] було поставлене як завдання пошуку в наборах даних зразків, які не задовольняють деякому передбачуваному типовому поведженню об'єкта. Аномалія, або "викид", визначається як елемент, який явно виділяється з набору даних, до якого він належить, і істотно відрізняється від інших елементів вибірки. Неформально завдання визначення аномалій у наборах часових рядів ставиться таким чином. Є колекція часових рядів, що описують деякі процеси. Ця колекція використовується для опису нормального протікання процесів. Потрібно на підставі наявних даних побудувати модель, яка є узагальненим описом нормальних процесів і дозволяє розрізнити нормальні і аномальні процеси.

Для завдання виявлення аномалій зазвичай є опис нормальної роботи системи – наприклад, набір станів системи, при яких неполадки відсутні. Опис ситуацій, що відповідають неполадкам на об'єкті, часто не вдається

отримати в повному обсязі. При навчанні на таких даних потрібно побудувати модель нормальної роботи системи, яка в подальшому могла б передбачати, чи є поточна ситуація на об'єкті "нормальною" або "аномальною", тобто присутні в даний момент будь-які несправності чи ні.

Завдання ускладнюється тим, що набір вихідних даних є обмеженим і не містить прикладів аномальних процесів. Також часто не заданий критерій, за яким можна було б розрізнити нормальні й аномальні часові ряди. До того ж є багато алгоритмів, що добре показали себе на одних наборах даних, та абсолютно не підходять для інших об'єктів. Також може відрізнитися і критерій, на підставі якого визначається "нормальність" рядів.

Класифікація використовується для навчання моделі на даних, віднесених до різних класів (етап навчання), і віднесення екземплярів даних до одного з наявних класів з використанням отриманої моделі (етап іспиту) [19]. Методи виявлення аномалій, засновані на класифікації, припускають, що якщо класифікатор може бути навчений у наявному просторі ознак, то він зможе розділити нормальні і аномальні об'єкти. До переваг методів виявлення аномалій, заснованих на класифікації, відноситься можливість використовувати безліч способів і алгоритмів, розроблених в області машинного навчання – особливо для випадку, коли навчальна множина містить приклади декількох класів. Крім того, етап іспиту проходить швидко у порівнянні з іншими класами методів, так як використовується спочатку побудована модель (класифікатор).

Постановка завдання виявлення аномалій у наборах часових рядів.

Нехай є набір об'єктів, де кожен об'єкт є часовим рядом: $TSStudy = \langle TSstudy_1, TSstudy_2, \dots, TSstudy_m \rangle$ – навчальна вибірка. Кожен з часових рядів у навчальній вибірці є прикладом "нормального" протікання деякого процесу. На підставі аналізу часових рядів з $TSStudy$ необхідно побудувати модель, що дозволяє відносити часові ряди з екзаменаційної вибірки $TSTest = \langle TStest_1, TStest_2, \dots, TStest_n \rangle$ до нормальних рядів або аномалій на підставі деякого критерію.

Розглянемо це завдання на простому прикладі. Нехай навчальна вибірка TSSStudy складається з шести часових рядів (рис. 3.1).

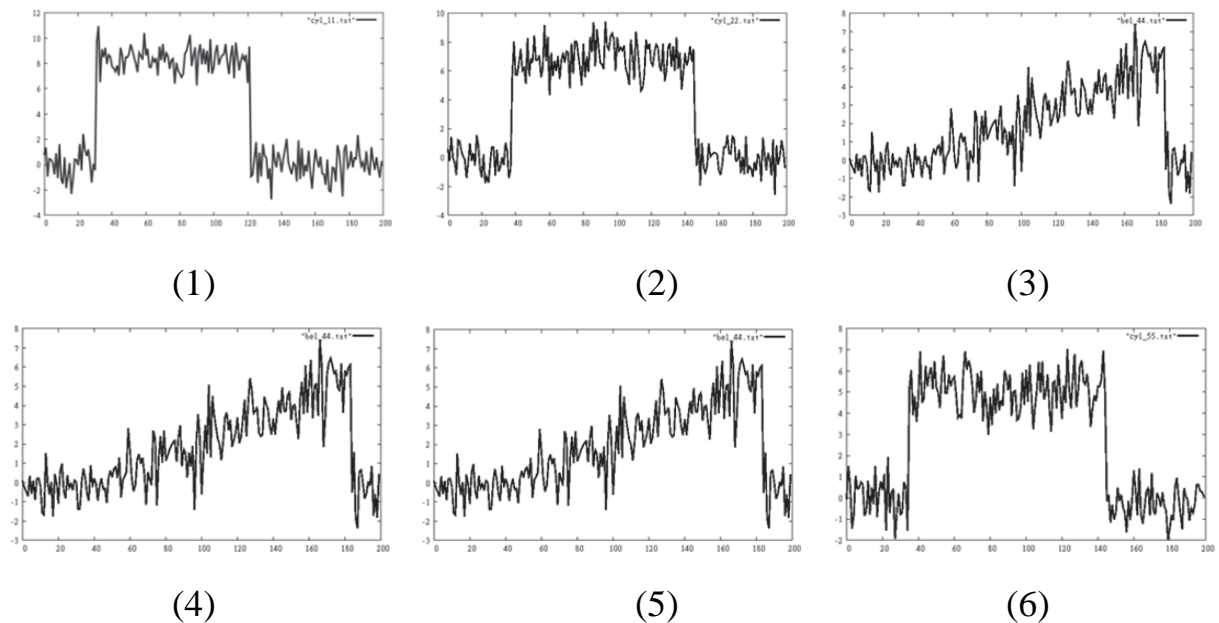


Рисунок 3.1 – Приклад навчальної вибірки

Екзаменаційна вибірка TSTest складається з трьох часових рядів (рис. 3.2).

Виходячи з наведеної вище постановки задачі, видно, що часові ряди (1), (2) і (6) сильно схожі між собою, а значить, належать до одного класу – назовемо його клас 1. Часові ряди (3), (4) і (5) також схожі, але належать до іншого класу – назовемо його клас 2. З екзаменаційної множини (рис. 3.2) видно, що часовий ряд (1), швидше за все, належить до класу 2, часовий ряд (2) – до класу 1. Третій часовий ряд значно відрізняється від двох попередніх і, очевидно, "не схожий" ні на один ряд з навчальної множини. При цьому можна припустити, що механізм або закон, за яким було отримано часовий ряд (3) екзаменаційної вибірки, відрізняється від механізму, за допомогою якого були отримані часові ряди з навчальної множини. Навпаки, часові ряди (1) і (2) з екзаменаційної множини (рис. 3.2) не будуть аномаліями, так як за формою дуже "схожі" на окремі часові ряди з навчальної множини.

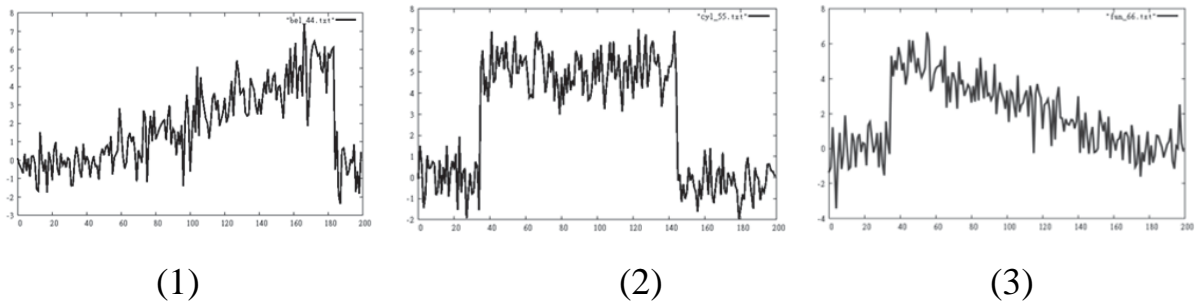


Рисунок 3.2 – Приклад екзаменаційної вибірки

Розглянемо два випадки [19]: перший випадок – навчальна множина містить приклади єдиного класу; другий випадок – навчальна множина містить приклади декількох класів. У першому випадку важливим є сам факт приналежності розглянутих об'єктів до класу з навчальної множини. Тут потрібно якимось чином визначити "межу", відповідно до якої часовий ряд належить до класу з навчальної множини (не є аномалією) або не належить до нього (є аномалією). У другому випадку додатково потрібно визначити приналежність об'єкту до конкретного класу.

Для створення алгоритмів, здатних успішно працювати з інформацією, представленою часовими рядами, потрібне попереднє перетворення самих рядів. Часові ряди, які представляють дані з різних об'єктів у різних одиницях виміру, потрібно привести до деяких типових, зручних для подальшого аналізу форм. Для роботи з часовими рядами пропонується використовувати два способи їх представлення – нормалізоване і символічне.

Нормалізацією назвемо приведення часового ряду до такого виду, що середнє значення його параметрів дорівнює нулю, а середньоквадратичне відхилення – одиниці; таке перетворення є необхідним процесом при попередній обробці даних [134]. Приклади вихідного і нормалізованого рядів наведені в рядках 1 і 2 табл. 3.2.

Таблиця 3.2 – Нормалізоване представлення часових рядів

Час	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Вихідні значення	512	1448	88	1448	1448	1448	1448	1024	512
Нормалізовані значення	-1,0488	0,8042	-1,8882	0,8042	0,8042	0,8042	0,8042	-0,0352	-1,0488
Символьне представлення	С	Р	А	Р	Р	Р	Р	Ј	С

Символьне представлення для часового ряду може бути отримано з нормалізованого представлення за допомогою алгоритму SAX (Symbolic Aggregate approximation) [134]. Для конвертування числового ряду у символічну форму вводиться алфавіт A – кінцевий набір символів: $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|A|-1}\}$, і було зроблено припущення про те, що було б бажано мати рівні ймовірності появи символів алфавіту A [134]. З цією метою для нормалізованого часового ряду шукається впорядкована множина таких точок $B = \beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{|A|-1}, \beta_{|A|}$ ($\beta_0 = -\infty, \beta_{|A|} = +\infty$), які ділили б область під графіком стандартної нормальної (гаусівської) кривої $N(0, 1)$ на рівні площі, рівні $1 / |A|$. Символьне представлення для часового ряду TS отримується за таким правилом: якщо черговий елемент ts_i менше β_1 , то він відображається у перший символ алфавіту A , якщо елемент ts_i більше $\beta_{|A|-1}$, то він відображається в останній символ алфавіту A . Якщо ж елемент ts_i потрапляє в інтервал (β_k, β_{k+1}) , тобто $\beta_k \leq ts_i \leq \beta_{k+1}$, то він відображається у символ алфавіту, який відповідає цьому інтервалу. Приклад символічного представлення (було розглянуто алфавіт A з 20 символів, $A = \{A, B, C, \dots, T\}$) для часового ряду наведено в табл. 3.2, рядок 3.

3.3 Розробка моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна

Марківське моделювання є одним з найбільш популярних методів виявлення секвенційних правил з темпоральних даних [19]. Ланцюги Маркова характеризуються таким типом стохастичної залежності між станами системи, що вивчаються у різні моменти часу, при якому стан системи в момент часу t визначає закон розподілу для майбутніх станів об'єкта, незалежно від станів об'єкта до моменту часу t [135]. Дискретний стохастичний процес $X = \{x_t\}$ ($t \in \mathbb{N}$) називається марківським (або ланцюгом Маркова), якщо для всіх станів s_i простору станів S

$$P(x_1=s_i, x_2=s_j, \dots, x_{t-1}=s_y, x_t=s_z) = q_i p_{ij} \dots p_{yz},$$

де q_i – ймовірність знаходження об'єкта в стані s_i в момент часу $t = 1$;

p_{ij} – умовна ймовірність знаходження об'єкта в стані s_j за умови, що в попередній момент часу об'єкт знаходився в стані s_i (ймовірність переходу з s_i в s_j).

При цьому процес повинен підкорятися властивостям марківського процесу [136]:

1. Ймовірність переходу зі стану s_i в стан s_j визначається тільки даними переходом і не залежить від передісторії процесу, тобто

$$p_{ij} = P(x_{t+1}=s_j \mid x_t=s_i, x_{t-1}=s_k, \dots, x_1=s_1) = P(x_{t+1}=s_j \mid x_t=s_i). \quad (3.1)$$

2. Перехід зі стану t в стан $(t + 1)$ є незалежним від часу.

Ймовірності початкового стану q_i об'єднуються у вектор початкового розподілу ймовірності Q :

$$Q = [q_1, q_2, q_3, \dots, q_n], \quad (3.2)$$

де $n = \text{card}(S)$ – кількість елементів у просторі станів.

При цьому кожен елемент даного вектора в разі дискретного часу обчислюється як

$$q_i = \frac{c_i^1}{N}, \quad (3.3)$$

де c_i^1 – підтримка одиничного стану s_i , визначається як кількість моментів часу, коли об'єкт знаходився в стані s_i ;

N – кількість моментів часу, за який проводилося спостереження за об'єктом.

Ймовірності переходів p_{ij} об'єднуються у матрицю розподілу перехідних ймовірностей (або матрицю марківського ланцюга) P :

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nn} \end{pmatrix}. \quad (3.4)$$

Кожен елемент матриці P в разі дискретного часу обчислюється так:

$$p_{ij} = \frac{c_{ij}^2}{c_i^1}, \quad (3.5)$$

де c_{ij}^2 – підтримка патерну $[s_i, s_j]$, що складається з двох станів, що визначається як кількість входжень даного патерну в досліджуваний ряд.

Варто відзначити, що всі елементи матриці P підкоряються двом законам:

$$\forall i \in [1, n], \sum_{j=1}^n p_{ij} = 1,$$

$$\forall i, j \in [1, n], 0 \leq p_{ij} \leq 1.$$

На основі визначення марківську модель загального вигляду можна представити у вигляді кортежу з трьох елементів:

$$MM = \langle S, Q, P \rangle. \quad (3.6)$$

Першим ефективним методом на основі такої моделі в додатку до виявлення аномалій у досліджуваній послідовності, представленій процесом з дискретним часом і дискретними станами, був запропонований у [137] метод навчання "частково з учителем". Автори описують проблематику детектування аномальних патернів на прикладі детектування вторгнень у комп'ютерні мережі, кажучи про необхідність створення моделі темпорального профілю нормальної поведінки процесу у вигляді марківської моделі на основі наявної статистичної інформації про спостережуваний процес, представлений часовим рядом X .

Розробка марківської моделі пов'язана з двома ключовими проблемами – встановлення факту марковості процесу і визначення імовірнісних характеристик. При їх вирішенні припускають, що часовий ряд містить достатню кількість даних для опису всіх можливих варіантів нормального протікання процесу. У цьому випадку на основі наявних даних обчислюється ряд статистичних показників, що відображають частоту зустрічальності у досліджуваному процесі темпоральних патернів.

Отже, нехай $X = \{x_t\}$, ($t \in [1, N]$) – символічний часовий ряд, $Y = [sa, \dots, sb, sc]$, $\text{card}(Y) = k + 1$ – темпоральний патерн. Підтримкою темпорального

паттерна Y в X будемо називати величину c_Y^{k+1} , що дорівнює числу входжень паттерна Y в X , тобто

$$c_Y^{k+1} = \text{card}([x_{t-k}, \dots, x_{t-1}, x_t] \subset X \mid x_{t-k} = s_a, \dots, x_{t-1} = s_b, x_t = s_c). \quad (3.7)$$

Таким чином, на підставі марківських умов і формул розподілу ймовірностей (3.3) і (3.5), можна вивести загальну формулу знаходження ймовірності появи переходу з послідовності $[s_a, \dots, s_b]$ у стан s :

$$P(s_c \mid s_a, \dots, s_b) = \frac{c_{a\dots bc}^{k+1}}{c_{a\dots b}^k}. \quad (3.8)$$

На основі вищевикладеного можна записати основну умову марковості (3.1) у вигляді:

$$\forall Y = ((x_{t-k}, \dots, x_{t-1}, x_t) \subset X \mid x_{t-k} = s_a, \dots, x_{t-1} = s_b, x_t = s_c) \\ (c_{a\dots b}^k > \omega), P(s_c \mid s_b) = P(s_c \mid s_a, \dots, s_b), \quad (3.9)$$

або

$$\forall \text{seq} = (s_a, \dots, s_b, s_c) \subset X (c_{a\dots b}^k > \omega), \\ \frac{c_{bc}^2}{c_b^1} = \frac{c_{a\dots bc}^{k+1}}{c_{a\dots b}^k}, \quad (3.10)$$

де ω – значення порога підтримки.

Далі розглянемо загальний алгоритм перевірки здійсненності умови марковості для кінцевих часових рядів [63].

Нехай X – часовий ряд кінцевої довжини N . При перевірці необхідно встановити значення порогової підтримки ω , яке повинно знаходитися в

межах 0,01 – 0,1 частини значення N . Алгоритм встановлення факту марковості полягає у виявленні в часовому ряді X всіх темпоральних патернів довжиною 2, 3, ... і обчисленні для них значень рівнів підтримки. Потім для всіх виявлених патернів перевіряється здійсненність умови (3.10), внаслідок чого робиться висновок про марковість процесу.

Що стосується використання отриманої марківської моделі до виявлення аномальних послідовностей, аналіз тестової послідовності $Y = \{y_t\}$ може бути здійснений на основі перевірки рівня підтримки всіх пар $(s_j | s_i)$, що входять до складу послідовності [137], а саме:

$$P(Y) = q_1 \prod_{t=1}^{\text{card}(Y)-1} P(x_{t+1} = s_j | x_t = s_i), \quad (3.11)$$

де q_1 – ймовірність перебування досліджуваної системи в стані y_1 при нормальному перебігу процесу;

$p_{(t-1)t}$ – ймовірність перебування досліджуваної системи в стані $y_t = s_j$ після стану $y_{t-1} = s_i$ при нормальному перебігу процесу.

$P(Y)$ тут визначає ступінь аномальності досліджуваної послідовності.

Незважаючи на ефективне виявлення аномалій, описана методологія, що використовує марківські моделі, актуальна лише у специфічних випадках, а саме при наявності суворого правила впливу попереднього стану на поточний, незалежного від часу і передісторії процесу, а також при відсутності аномальних включень у навчальній вибірці.

Одним з варіантів вирішення проблеми розширення прикладної області марківського моделювання є пропонування у цьому дослідженні гібридний підхід, який передбачає впровадження уточнюючих продукційних темпоральних правил (ПТП), що дозволяють скорегувати ймовірності переходу з урахуванням нездійсненності виконання марківських умов [30, 31]. Такий вид марківського процесу називається гібридною продукційно-стохастичною моделлю профілю поведінки процесу і являє собою четвірку:

$$MM = \langle S, Q, P, \Pi \rangle, \quad (3.12)$$

де Π – система уточнюючих продукційних темпоральних правил.

Продукційні темпоральні правила формуються для станів x_t , які не задовольняють властивості марковості (3.1), встановлюючи для них нові ймовірності переходу:

$$P(x_{t+1} = s_c | x_t = s_b) = P(x_{t+1} = s_a | x_t = s_b, \dots, x_{t-k} = s_a) = \frac{c_{a\dots bc}^{k+1}}{c_{a\dots b}^k}. \quad (3.13)$$

Нехай патерн $A = [x_1, x_2, \dots, x_t]$, а патерн $B = [x_j, x_{j+1}, \dots, x_t]$ ($j > 1$). Тоді кажуть, що патерн B є підпатерном A , а патерн A є домінуючим над патерном B .

При класифікації послідовності $Y_i = \{y_t\}$ на основі гібридної стохастичної моделі (ГСМ) спочатку перевіряється марковість кожного стану y_t , після чого при негативному результаті виконується пошук продукційних темпоральних правил. У результаті правило є уточнюючим для аналізованого стану, якщо воно домінує над іншими правилами множини продукційних темпоральних правил.

Побудова моделі, заснованої на марковській моделі поведінки процесу з коригуючими продукційними правилами, являє собою алгоритм з чотирьох кроків:

1. Для кожного стану процесу x_t у потоці даних X формується множина темпоральних патернів Y , всілякі попередні даному стану патерни довжиною 1, 2,

2. З множини уточнюючих продукційних правил Π , що входять до гібридної моделі, формується підмножина правил Π^* , відповідних темпоральним патернам з Y .

3. Якщо Π^* є порожнім, то перехідні ймовірності для стану s_i визначаються на основі матриці перехідних ймовірностей марківської моделі (ММ), інакше перехід до п.4.

4. З усіх продукційних темпоральних правил, що входили до Π^* , вибирається правило, домінуюче над усіма правилами множини Π^* . На основі даного правила встановлюються перехідні ймовірності для стану x_t .

Слід зазначити, множина Π , яка формується в п. 1 алгоритму, містить виключно темпоральні патерни, що "вкладаються" один в одного. Отже, підмножина продукційних темпоральних правил Π^* , що формується в п. 2 алгоритму, містить множину строго домінуючих один над одним правил, з яких однозначно вибирається правило, домінуюче над усіма іншими продукційними темпоральними правилами, що входять до Π^* .

При необхідності на основі гібридної стохастичної моделі може бути побудований також метод навчання "без вчителя" [31]. При цьому необхідно прийняти допущення методів, згідно з якими, кількість аномальних (або цільових) патернів у часовому ряді повинна бути значно меншою за кількість нормальних даних.

Аналіз формули (3.11) показав, що ймовірність підтримки марківською моделлю різко прагне до нуля при збільшенні довжини патерну.

У зв'язку з цим для класифікації на основі гібридної моделі запропоновано використовувати формулу, використовувану в [65] для підвищення стійкості результатів множення малих значень:

$$P(X) = \frac{\text{card}(X) \cdot q_1}{\sum_{t=1}^{\text{card}(X)-1} \frac{1}{P(x_{t+1} = s_j | x_t = s_i)}}. \quad (3.14)$$

Для перевірки ефективності детектування аномалій на основі методу навчання гібридної продукційної надходження до моделі можна навести один з експериментів, проведених над символічним часовим рядом, побудованим з

фрагментів бази даних для бенчмаркінгу методів класифікації часових рядів, відомої під назвою "Coffee" [25]. Так, одна з реалізацій Coffee була перетворена до довжини 28, після чого отриманий ряд приведений до псевдосимвольного виду шляхом дискретизації на 17 станів. Для проведення експериментів отриманий ряд був поділений на 7 символічних темпоральних патернів рівної довжини (рис. 3.3).

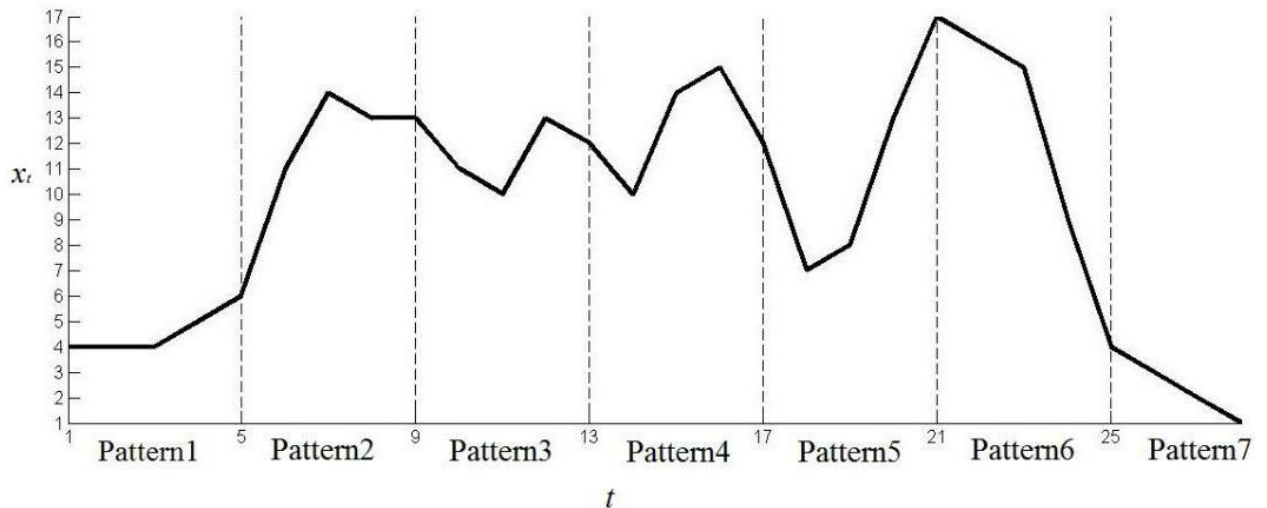


Рисунок 3.3 – Патерн бази даних "Coffee". Пунктирними лініями позначено поділ на патерни

Експериментальний часовий ряд склав 100 000 символів шляхом генерації випадкового порядку проходження отриманих 7 патернів. При цьому кілька патернів виду Pattern3 було замінено на синтетичні патерни Pattern3_false (~1%). Синтетичні патерни були складені з послідовності символів патерна Pattern3 зі штучно включеним переходом патерна Pattern2 (рис. 3.4).

Отриманий процес зі входженнями аномальних послідовностей був підданий виявленню аномалій на основі марківської моделі і гібридної продукційної стохастичної моделі, після чого дані моделі були використані для тестування процесу на аномальні входження. Іншими словами, був проведений пошук таких X_t , підтримка яких моделлю є мінімальною.

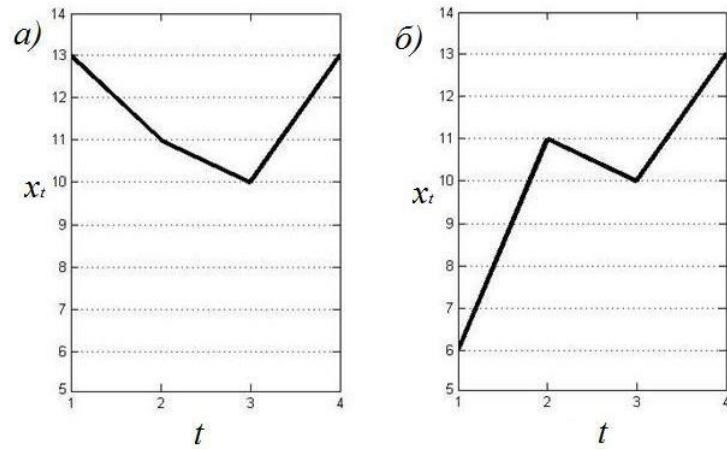


Рисунок 3.4 – Нормальний патерн Pattern3 (а) і синтетичний патерн Pattern3_false (б)

Рис. 3.5 ілюструє наочний вид результатів проведення вищеописаного експерименту. Область, зазначена пунктирними лініями, позначає всі стани, вікна яких включали аномальний патерн. В якості критерію оцінки ефективності детектування був обраний емпірично встановлюваний поріг відповідності. При цьому патерн Pattern3_false вважається розпізнаним, якщо хоча б один його стан потрапив у вікно з підтримкою, меншою за поріг. Всі стани, що не належать до Pattern3_false і потрапили у вікно з низькою підтримкою, будуть вважатися помилковим спрацьовуванням класифікатора. Рис. 3.5 наочно ілюструє, що установка ефективного порогу відповідності та використання продукційних правил дозволяє ефективно провести виявлення рідкісних аномальних патернів з низьким рівнем помилкових відліків. Для порівняння використовувалася оцінка точності детектування, що визначається як:

$$\text{Accuracy} = \frac{nd_{\text{Pattern3_false}}}{n_{\text{Pattern3_false}}} + \frac{nd_{x_t}}{n_{x_t}}, \quad (3.15)$$

де $nd_{\text{Pattern3_false}}$ – кількість вірно ідентифікованих синтетичних патернів;
 $n_{\text{Pattern3_false}}$ – загальна кількість синтетичних патернів;

nd_{x_t} – кількість вірно розпізнаних станів, які не належать Pattern3_false;

nd_{x_t} – загальна кількість станів, які не належать Pattern3_false.

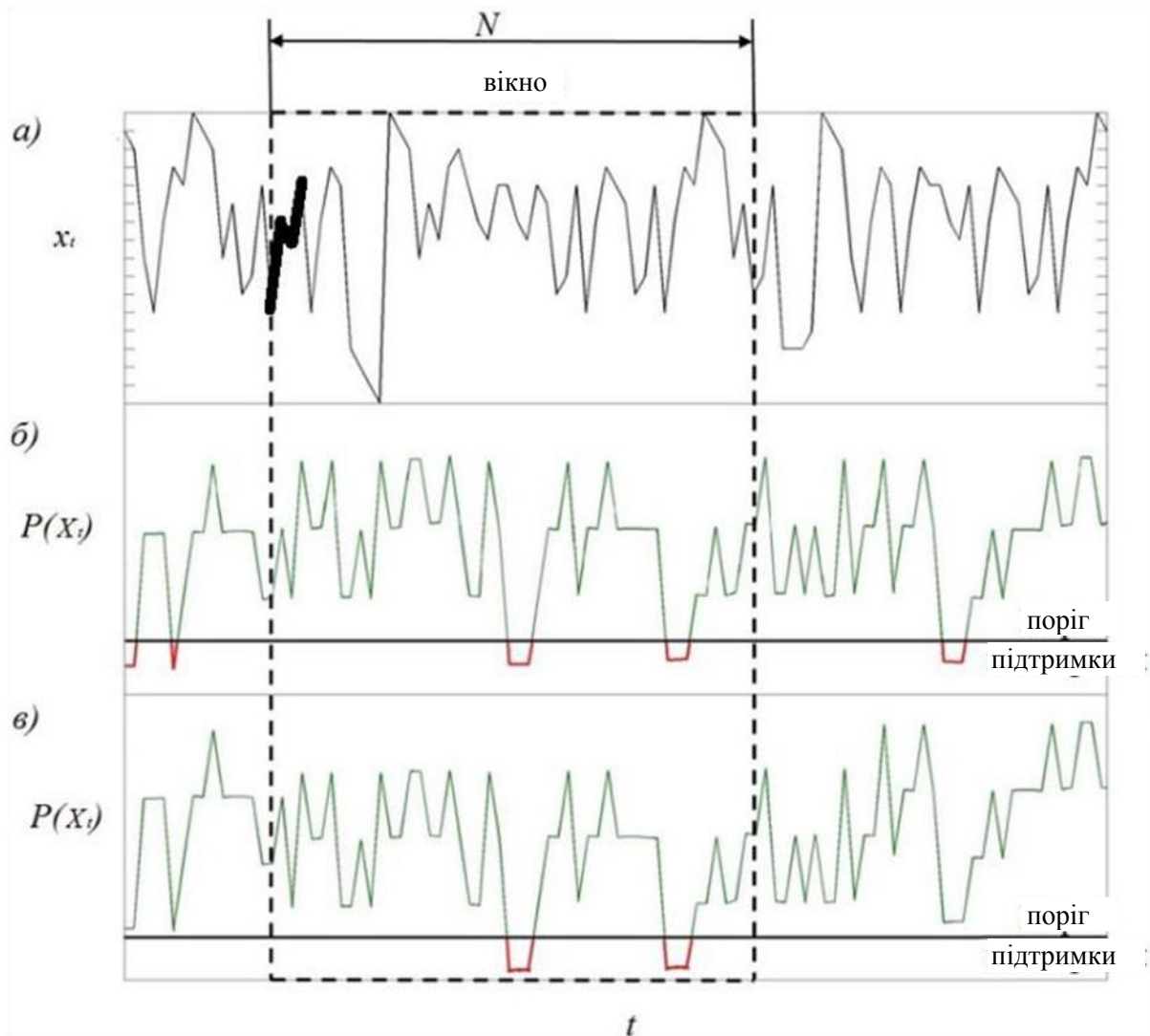


Рисунок 3.5 – Результати використання марківської моделі (б) і гібридної стохастичної моделі (в) для виявлення аномалій у символічному часовому ряді (а) на базі навчання "без учителя".

Чисельна оцінка порівняння марківської моделі без продукційних темпоральних правил і з їх застосуванням наведена у табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Порівняння ефективності марківської моделі і продукційної стохастичної моделі

Оцінка	Марківська модель	Гібридна стохастична модель
<i>Accuracy, %</i>	86	99,9

Таким чином, при додаванні продукційних правил у марківську модель процесу з'являється можливість ефективного виявлення рідкісних особливих послідовностей, що не володіють властивостями марковості і потребують детектування навіть при відсутності інформації про нормальну лінію поведінки. Це дозволяє використовувати гібридну стохастичну модель для представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики.

3.4 Розробка методу виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна

Розглянемо випадок, коли поведінка технічного обладнання ПС оцінюється на основі спостережень за значеннями одного конкретного інтегрального параметру. Послідовність значень такого параметру, отримана на основі показань датчиків за певний часовий інтервал, являє собою часовий ряд, аналіз якого дозволить судити про стан і зміну стану технічного обладнання ПС. Для представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання ПС використаємо модель на основі аналізу даних параметричної діагностики.

Гібридна стохастична модель здатна адекватно представляти будь-які стохастичні процеси, у тому числі і процеси, які не є марківськими. Гібридна стохастична модель заснована на об'єднанні стохастичної марківської моделі і продукційної моделі, представленої у вигляді системи продукційних

темпоральних правил, що уточнюють значення перехідних ймовірностей, які залежать від передісторії процесу.

У загальному випадку часовий ряд TS – це впорядкована послідовність значень єдиного параметру $TS = \langle ts_1, ts_2, \dots, ts_i, \dots, ts_q \rangle$, що описує перебіг будь-якого тривалого процесу, де індекс i відповідає позначці часу кінцевої довжини N ; $p = (a, b, \dots, r)$ – темпоральний патерн тривалості k . Підтримкою темпорального патерну p в X називається величина $Sup(p)$, що дорівнює числу входжень темпорального патерну p в X .

Таким чином, умова марковості для кінцевого часового ряду X запишеться у вигляді

$$\frac{Sup(b, c)}{Sup(b)} = \frac{Sup(a, \dots, b, c)}{Sup(a, \dots, b)} \quad (\forall p = (a, \dots, b, c) \in X | Sup(p) > \omega), \quad (3.16)$$

де ω – значення порога підтримки.

Для всіх темпоральних патернів, що не задовольняють умові (3.16), формуються уточнюючі продукційні темпоральні правила, що встановлюють для передкінцевих станів b темпорального патерну (a, \dots, b, c) нові значення перехідних ймовірностей $P(x | b) = P(x | a, \dots, b)$, обчислені на основі формули

$$P(c | a, \dots, b) = \frac{Sup(a, \dots, b, c)}{Sup(a, \dots, b)}. \quad (3.17)$$

Нехай $p = (a, \dots, b, c)$ – темпоральних патернів в X довжиною k і $p^* = (\dots, b, c)$ – його частина (підпаттерн) довжиною $l < k$. Тоді продукційне темпоральне правило $R(p)$, відповідне темпоральному патерну p , називається домінуючим над продукційним темпоральним правилом $R(p^*)$, відповідним підпаттерну p^* .

Продукційні темпоральні правила, відповідні темпоральному патерну у часовому ряді X , що мають достатній рівень підтримки, і не задовольняють умові (3.16), утворюють систему уточнюючих продукційних правил для гібридної стохастичної моделі. Продукційні правила корегують значення перехідних ймовірностей вихідної марківської моделі, що обчислені на основі формули

$$P(a, b) = \frac{\text{Sup}(a, b)}{\text{Sup}(a)}. \quad (3.18)$$

Ймовірність підтримки темпорального патерну гібридною стохастичною моделлю обчислюється за формулою

$$P\{p \in X\} = P(a, b) \cdot P(b, c) \cdot \dots \cdot P(d, e). \quad (3.19)$$

Детектування аномалій у потоці даних здійснюється на основі ковзаючого вікна довжиною N , для кожного символу враховувалась його участь у темпоральних патернах на всій довжині вікна. Таким чином, кожна послідовність темпоральних патернів $x_{t-(N-1)}, \dots, x_t$ підлягала перевірці на підтримку гібридною стохастичною моделлю шляхом обчислення ймовірності підтримки (3.19). При цьому очікувана ймовірність аномальних послідовностей передбачалась бути багато меншою за ймовірність послідовностей, отриманих при нормальному перебігу процесу.

На рис. 3.6 наведена схема методу виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті.

На рис. 3.7 наведені результати оцінки тестової послідовності довжиною 41 символ методом виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті.

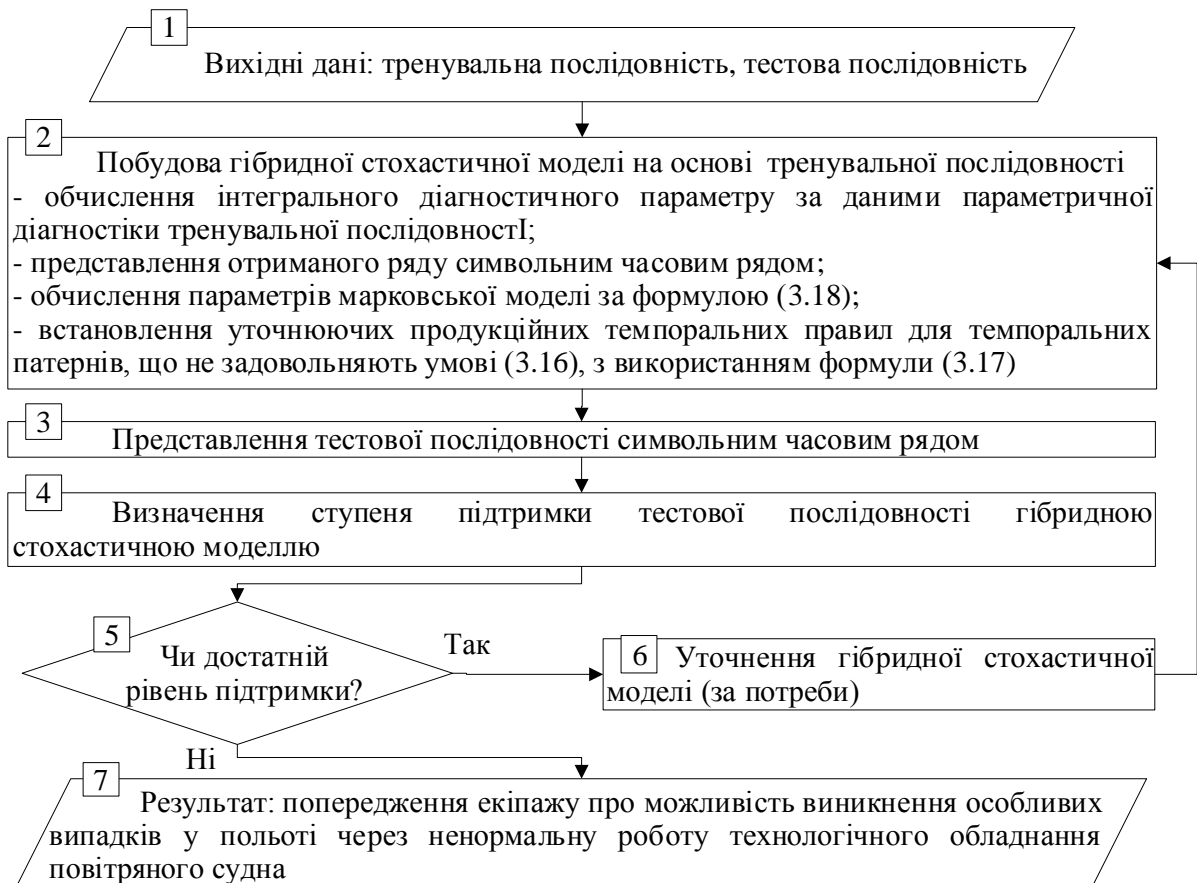


Рисунок 3.6 – Схема методу виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті

Для побудови гібридної стохастичної моделі використовувалась тренувальна послідовність з 700 символів.

Рис. 3.7 наочно ілюструє, що установка ефективного порогу відповідності та використання продукційних правил дозволяє ефективно провести виявлення аномальних темпоральних патернів. Початок тестової послідовності вважається аномальним, а починаючи з 11 символу вважається таким, що підтримується гібридною стохастичною моделлю. Поява аномального темпорального патерну свідчить про можливість виникнення особливих випадків у польоті через ненормальну роботу технологічного обладнання повітряного судна.

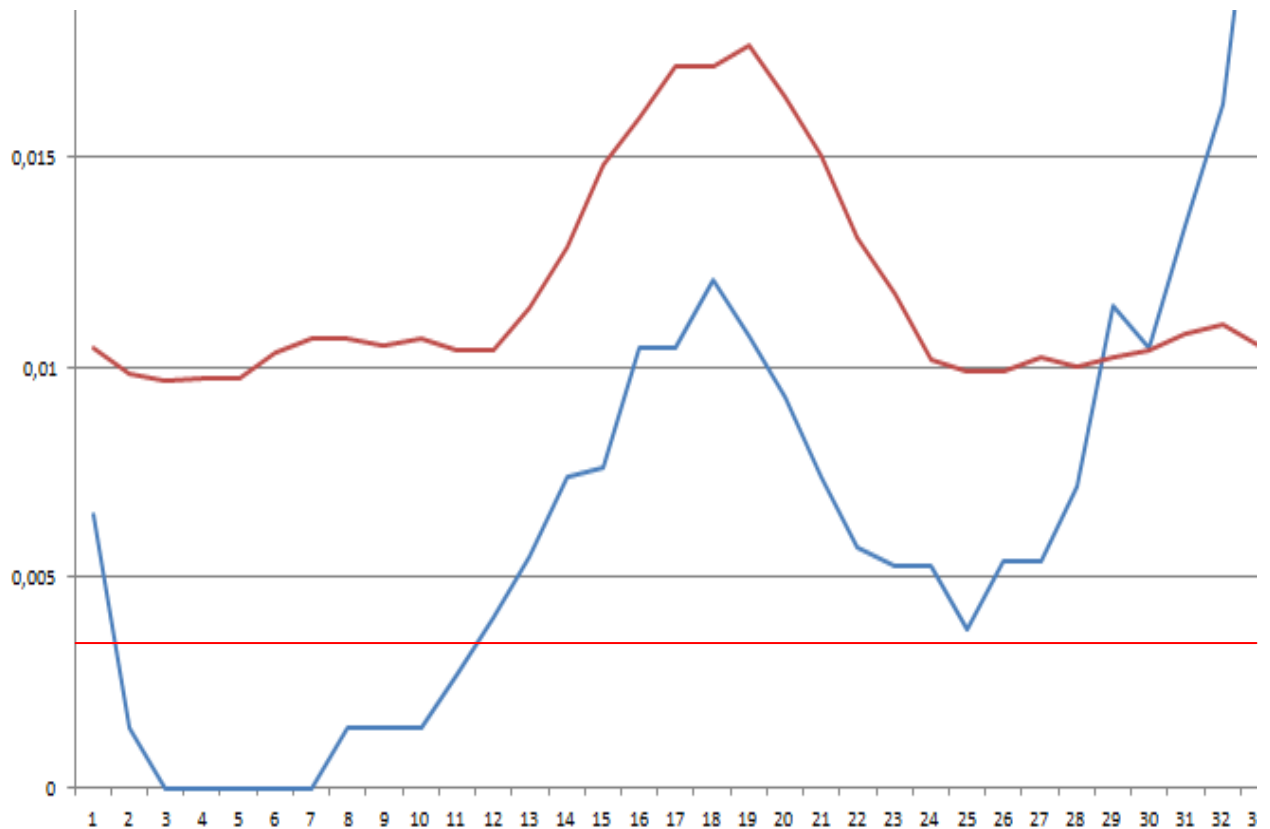


Рисунок 3.7 – Результати оцінки тестової послідовності довжиною 41 символ (синій колір) у порівнянні з випадковою частиною тренувальної послідовності тієї ж довжини (темно-червоний колір), пороговий рівень підтримки (червоний колір)

Таким чином, отримав подальший розвиток метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, який на відміну від відомих, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, що дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

3.5 Розробка методу передбачення особливих випадків у польоті

Завдання передбачення особливих випадків у польоті представимо у вигляді завдання пошуку аномалій на основі спостережень за значеннями інтегрального діагностичного параметру. Для таких завдань характерними є три особливих ознаки:

- корисна інформація про стан процесу надходить послідовними порціями;

- кожна нова порція даних, будучи передвісником потенційної аномалії, уточнює інформацію про можливість її появи, що міститься у попередніх даних;

- прийняття рішень має здійснювати в упереджувальному режимі, не чекаючи появи аномального події або моменту закінчення розвитку аномального темпорального патерну на вході класифікатору.

Вхідна тренувальна інформація надається у вигляді темпоральних патернів – векторів спостережень за розвитком процесу:

$$X(t) = x(t_1), \dots, x(t_i), \dots, x(t_k), z,$$

де $x(t_i)$ – характеризує стан процесу в i -ий момент часу,

z – особливо виділене кінцеве значення "1" або "0" в якості результату, що характеризують факти приналежності вектору $X(t)$ до класу нормальних або аномальних темпоральних патернів.

Результатом роботи методу передбачення є отриманий на основі обчислень вектор передбачення

$$P(X) = p(x(t_1)), \dots, p(x(t_i)), \dots, p(x(t_k)),$$

елементи якого є оцінками результату z . Кожне із значень $p(x(t_i))$ характеризує ймовірність того, що i -те значення темпорального патерну $x(t_i)$ є передвісником аномального темпорального патерну. Вектор передбачення уточнюється при надходженні нової порції даних. У момент завершення надходження аномального темпорального патерну його елементи приймають максимальне значення.

В якості засобу обчислень вектору передбачення пропонується використовувати гібридну стохастичну модель, яка здатна адекватно представляти будь-які стохастичні процеси.

Враховуючи особливості задачі, що вирішується, побудуємо вихідні матриці перехідних ймовірностей, окремо для нормальних та аномальних темпоральних патернів за формулою (3.18).

Продукційні правила корегують значення перехідних ймовірностей вихідних матриць. Для всіх темпоральних патернів, що не задовольняють умові (3.16) та підтримка яких більше встановленого порогу, формуються уточнюючі продукційні темпоральні правила, що встановлюють для передкінцевих станів b темпорального патерну (a, \dots, b, c) , нові значення перехідних ймовірностей $P(x | b) = P(x | a, \dots, b)$, обчислені на основі формули (3.17).

Ймовірність підтримки нормальних та аномальних темпоральних патернів гібридною стохастичною моделлю обчислюється за формулою

$$\begin{aligned} P_n\{p \in X\} &= P_n(a, b) \cdot P_n(b, c) \cdot \dots \cdot P_n(d, e), \\ P_a\{p \in X\} &= P_a(a, b) \cdot P_a(b, c) \cdot \dots \cdot P_a(d, e). \end{aligned} \quad (3.20)$$

Детектування виробляється шляхом аналізу часового ряду X ковзаючим вікном довжиною δ – найдовшого з векторів спостережень за розвитком процесу, яке переміщається уздовж часового ряду, займаючи послідовно $N-\delta$ позицій. Кожна i -та позиція вікна аналізу "захоплює" фрагмент часового ряду $(x(i-\delta), x(i-\delta+1), \dots, x(i))$, в межах якого виявляються

всі $(\delta-1)$ темпоральних патернів, що завершуються символом $x(i)$. У процесі переміщення вікна аналізу для всіх знову і раніше виявлених темпоральних патернів здійснюється перерахунок рівнів підтримки. Для кожного символу враховувалась ймовірність його участі у нормальних та аномальних темпоральних патернах на всій довжині вікна. При досягненні достатнього рівня підтримки аномальною частиною гібридної стохастичної моделі передбачається виникнення особливого випадку у польоті за рахунок виходу з ладу технологічного обладнання. Якщо тестова послідовність не отримала достатньої підтримки жодною частиною гібридної стохастичної моделі, приймається рішення щодо уточнення моделі.

Оцінимо алгоритмічну складність вище наведеної процедури. Аналіз часового ряду X довжиною N ковзаючим вікном δ здійснюється за N ітерацій, на кожній з яких виявляються δ темпоральних патернів і обчислюються їх рівні підтримки, що вимагає $N \cdot C \cdot \delta$ кроків алгоритму, де C – константа, яка визначається числом операцій, необхідних для фіксації темпорального патерну і перерахунку його рівня підтримки. При переміщенні вікна аналізу загальна кількість виявлених темпоральних патернів зростає, проте є обмеженою. Визначимо верхню межу для числа всіх потенційно можливих темпоральних патернів, що виявляються у часовому ряді X , з рівнем підтримки, не меншим ω . Для забезпечення даного рівня підтримки при довжині часового ряду N темпоральний патерн повинен зустрічатися в часовому ряді X не менше ніж $\omega \cdot N$ раз, отже, при загальній кількості всіх можливих темпоральних патернів $N \cdot \delta$ максимально можливе число темпоральних патернів з порогом підтримки не меншим ω буде не більшим ніж δ/ω . Таким чином, аналіз часового ряду X здійснюється за $N \cdot C \cdot \delta^2/\omega$ кроків, тобто має лінійну щодо N алгоритмічну складність $O(N)$.

На рис. 3.8 наведена схема методу передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.



Рисунок 3.8 – Структура методу передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна

На рис. 3.9 наведені результати оцінки тестової послідовності довжиною 41 символ методом на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей. Для побудови гібридної стохастичної моделі використовувалась тренувальна послідовність з нормальних та аномальних темпоральних патернів довжиною 8 символів. Рис. 3.9 наочно ілюструє зростання значень вектору передбачення при надходженні аномального темпорального патерну з 13 по 21 символ.

Таким чином, отримав подальший розвиток метод передбачення особливих випадків у польоті, який на відміну від відомих, базується на завчасному виявленні аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання ПС, який враховує спостереження за процесом

роботи технологічного обладнання, що дозволяє підвищити оперативність та достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

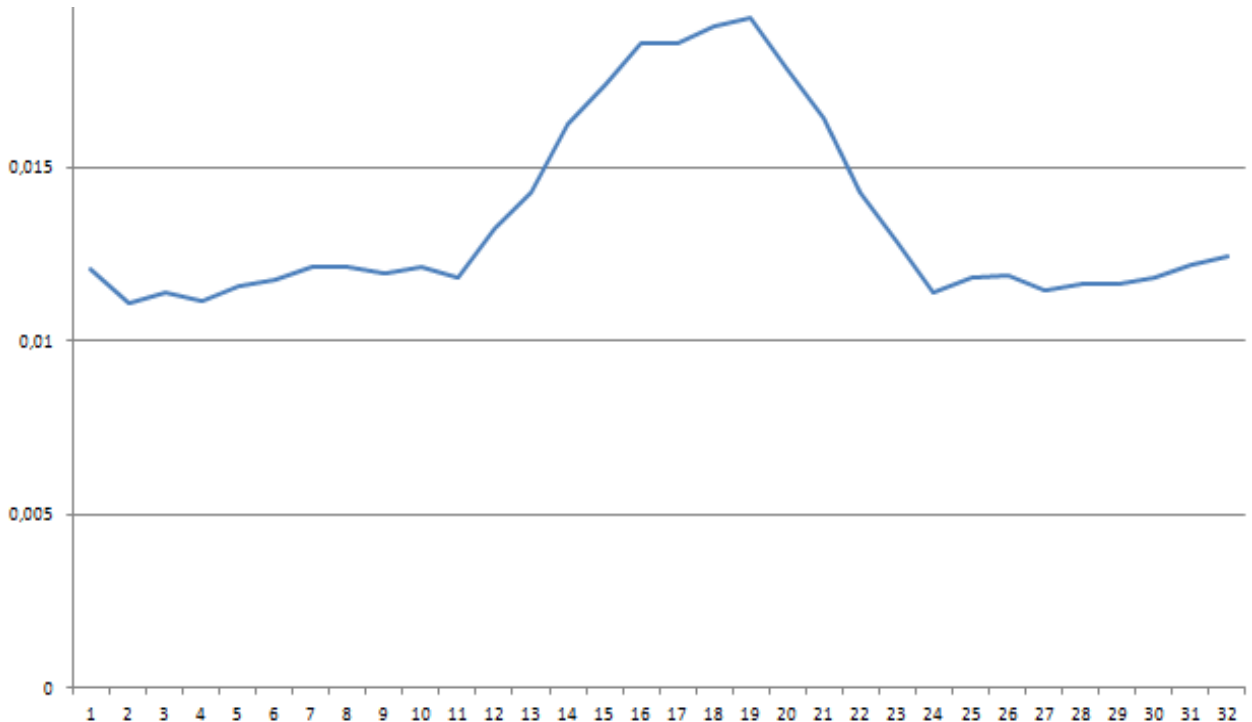


Рисунок 3.9 – Структура методу передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна

Запропоновані у роботі модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання ПС, метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання ПС та метод передбачення особливих випадків у польоті складають метод прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання ПС (рис. 3.10), який може бути використаний при створенні прикладного математичного і програмного забезпечення (ПЗ) системи підтримки прийняття рішень командира повітряного судна.

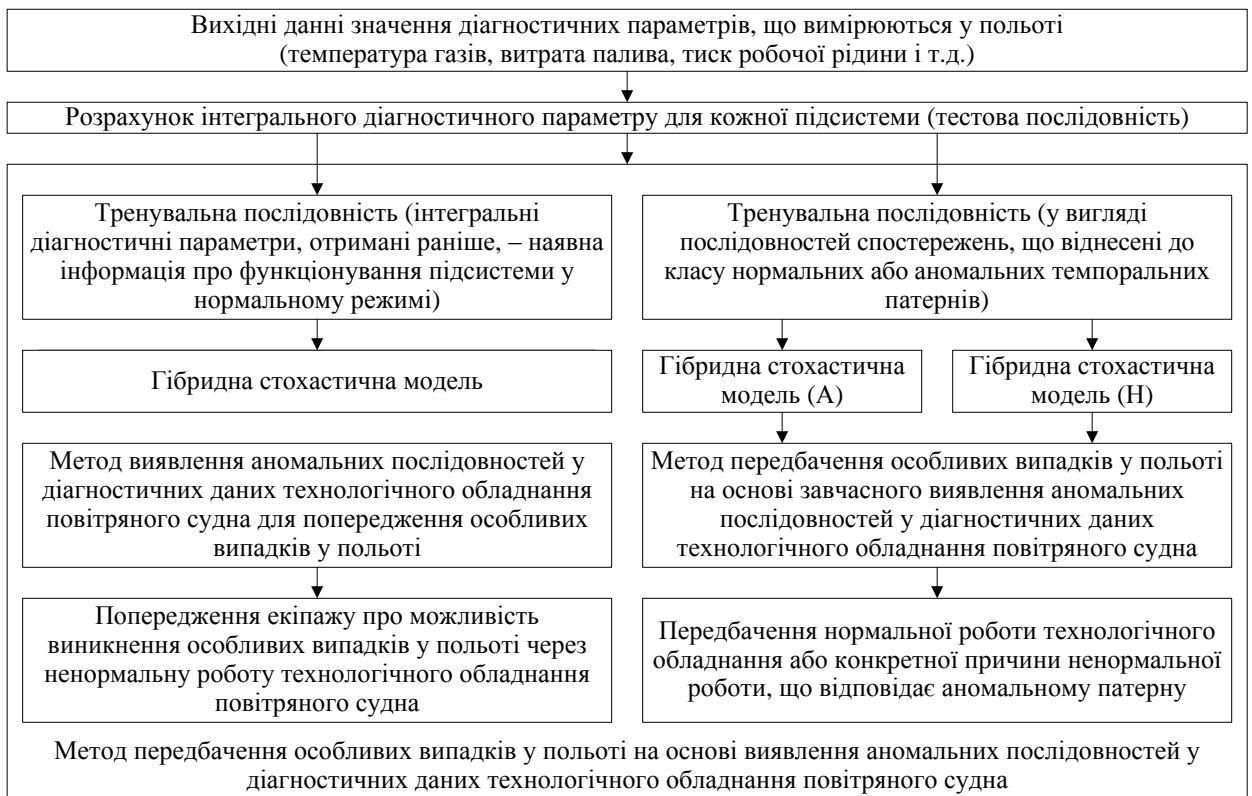


Рисунок 3.10 – Метод передбачення особливих випадків у польоті на основі виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання ПС

Висновки за розділом 3

1. Вперше запропонована модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики, що заснована на об'єднанні марківської моделі і продукційних правил, що дозволить коригувати ймовірнісні характеристики діагностичних даних при нетиповому розвитку процесу.

2. Отримав подальший розвиток метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання

повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, який на відміну від відомих заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, що дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень екіпажем, щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

3. Отримав подальший розвиток метод передбачення особливих випадків у польоті, який на відміну від відомих, базується на завчасному виявленні аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна, який враховує спостереження за процесом роботи технологічного обладнання, що дозволяє підвищити оперативність та достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

4. Запропоновані у роботі модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна та метод передбачення особливих випадків у польоті складають метод прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна, який може бути використаний при створенні прикладного математичного і програмного забезпечення системи підтримки прийняття рішень командира повітряного судна.

5. Результати, викладені у розділі, опубліковані у роботах [30-33].

РОЗДІЛ 4

ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ ОСОБЛИВИХ
ВИПАДКІВ У ПОЛЬОТІ НА ОСНОВІ КОМПЛЕКСНОЇ ОБРОБКИ
ІНФОРМАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ ПОВІТРЯНОГО СУДНА

4.1 Оцінка ефективності розробленого методу

В роботі проведено імітаційне моделювання на тренажері повітряного судна А-320 для оцінювання дій екіпажа щодо прийняття рішення з усунення негативних наслідків особливих випадків у польоті. Використовувалось штатне обладнання тренажеру А-320 та додатковий персональний комп'ютер, на якому встановлена запропонована СППР. Під час імітаційного моделювання на тренажері інструктором вводились особливі випадки. Оцінювалось два показники ефективності дій екіпажу: вимірювався час реакції екіпажу на особливі випадки та групою експертів оцінювалась достовірність прийнятого рішення (ймовірність правильно прийнятого рішення). Використовуючи отримані дані моделювання, розрахуємо оперативність та достовірність прийняття рішень екіпажем повітряного судна при використанні запропонованої СППР за формулами (1.1) та (1.2).

Оперативність складе $P_{оп} = 0,98$, що на 16% більше, ніж у разі вирішення зазначених завдань з використанням штатного обладнання. Порівняння оперативності прийнятих рішень екіпажем повітряного судна з різним ступенем автоматизації наведено на рис. 4.1.

Достовірність складе $D = 0,91$, що на 14% більше, ніж у разі вирішення зазначених завдань без використання СППР. Порівняння достовірності прийнятих рішень екіпажем повітряного судна з різним ступенем автоматизації наведено на рис. 4.2.

За результатами розрахунків можна зробити висновок про те, що використання запропонованої СППР підвищує показники ефективності системи управління повітряного судна.

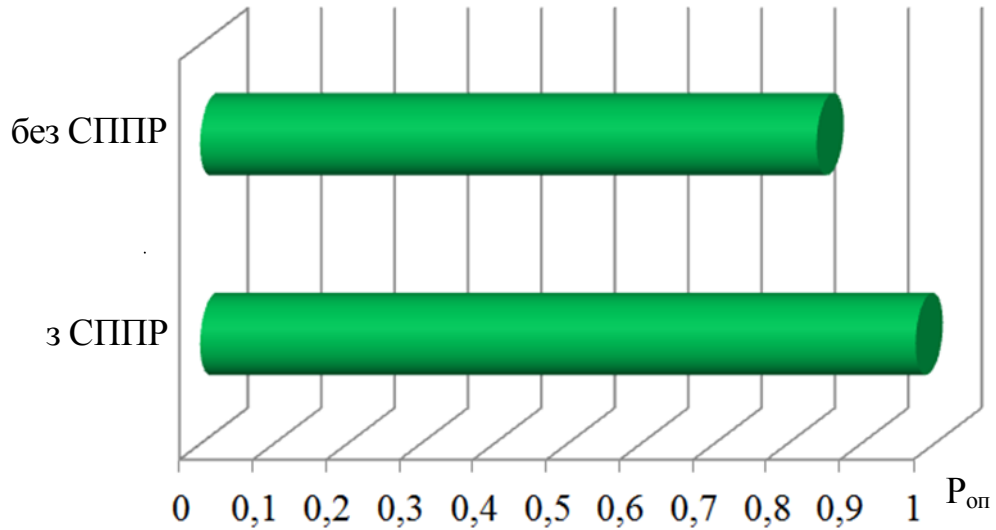


Рисунок 4.1 – Порівняння оперативності прийняття рішень екіпажем повітряного судна з різним ступенем автоматизації

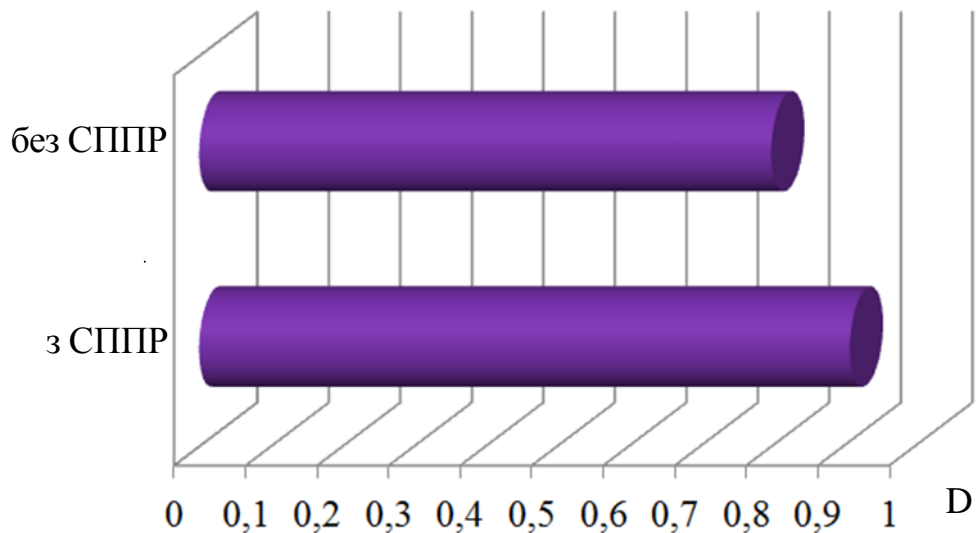


Рисунок 4.2 – Порівняння достовірності прийняття рішень екіпажем повітряного судна з різним ступенем автоматизації

4.2 Рекомендації щодо модернізації спеціального програмного забезпечення бортових інформаційних систем повітряного судна

Розроблена модель і методи на її основі знайшли застосування у складі спеціального програмного забезпечення (СПЗ) бортових інформаційних систем ПС.

Підтримка на постійному рівні показників функціональних властивостей передбачає системну модернізацію СПЗ бортових інформаційних систем ПС у процесі його супроводу. Даний процес передбачає такі види супроводу: усунення помилок програмування, адаптація ПЗ до специфічних умов експлуатації. Розподіл часу при супроводі СПЗ складає [138]:

78% – адаптація до специфічних умов і вдосконалення програм;

17% – виправлення помилок;

5% – інше.

Видно, що процес внесення змін до програм займає значний час.

Для формалізації методу автоматизованого вироблення рішень використовується підхід, що передбачає поєднання функціонального та об'єктно-орієнтованого програмного забезпечення. При цьому у процесі його супроводу у ньому можуть відбутися такі зміни:

– додавання нового класу;

– зміна реалізації класу;

– зміна інтерфейсу класу.

Використання розробленого методу автоматизованого вироблення рішень дозволяє отримати вигоди для таких показників технологічності:

1. Зменшення часу, потрібного для модернізації СПЗ.
2. Зменшення кількості внесених при модифікації помилок.
3. Зниження трудовитрат при супроводі СПЗ.

При використанні традиційних підходів загальна тривалість коригування $t_{\text{кор}}^{\text{трад}}$ СПЗ дорівнює:

$$t_{\text{кор}}^{\text{трад}} = t_{\text{зн}} + t_{\text{вик}} + t_{\text{приб}} + t_{\text{узг}} + t_{\text{ан}} + t_{\text{прог}} + t_{\text{вип}} + t_{\text{роб}}, \quad (4.1)$$

де $t_{\text{зн}}$ – час зняття з роботи;

$t_{\text{вик}}$ – час виклику представника організації-розробника;

$t_{\text{приб}}$ – час прибуття представника організації-розробника;

$t_{\text{узг}}$ – час узгодження внесених змін;

$t_{\text{ан}}$ – час аналізу і вивчення завдання;

$t_{\text{прог}}$ – програмування, налагодження і тестування програмних модулів;

$t_{\text{вип}}$ – час приймально-здавальних випробувань;

$t_{\text{роб}}$ – час постановки системи на роботу.

Для СППР час внесення корегувань у базу знань дорівнює

$$t_{\text{кор}}^{\text{СППР}} = t_{\text{зн}} + t_{\text{пз}} + t_{\text{уз}} + t_{\text{зм}}, \quad (4.2)$$

де $t_{\text{пз}}$ – час постановки завдання когнітологу;

$t_{\text{уз}}$ – час усвідомлення й аналіз завдання когнітологом;

$t_{\text{зм}}$ – внесення змін, тестування та відладка БЗ.

Коригування СПЗ СППР може здійснюватися штатним когнітологом без виклику представників організації-розробника і зняття системи з роботи.

На рис. 4.3. наведена графічна ілюстрація часу корекції СПЗ для різних варіантів його побудови.

Підвищення оперативності внесення корегувань у СПЗ СППР досягається за рахунок скорочення змісту і тривалості організаційних етапів поповнення БЗ СППР.

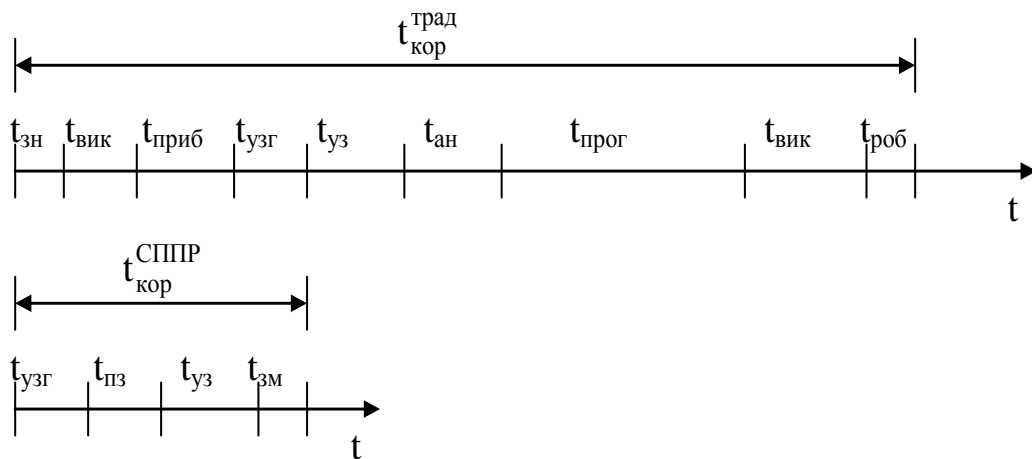


Рисунок 4.3 – Зображення процесу модифікації спеціального програмного забезпечення у вигляді часової діаграми

Класи в об'єктно-орієнтованому проектуванні (ООП) висловлюють свого роду роль угод про зв'язки між абстракціями [138]. У мовах програмування зі старою типізацією можливе виявлення порушень такої угоди про зв'язки під час компіляції. Це дозволяє вже на самих ранніх стадіях створення СПЗ виявити й усунути до 95% помилок і значно зменшити кількість внесених помилок при модифікації СПЗ у процесі супроводу.

Об'єктно-орієнтоване програмування має дві головні переваги [138]. Перша пов'язана зі внесенням певної структури у складну програму. Будь-який об'єкт надає єдиний інтерфейс до даних та їх поведінки, а його внутрішній склад недоступний з інших частин програми. Це дозволяє програмісту проводити модифікацію об'єкта модульним способом, не зачіпаючи при цьому інші частини програми. Друга перевага полягає у можливості повторного використання коду. Один і той же код класу зі всією його внутрішньою структурою можливо використовувати повторно у всіх екземплярах класу.

Крім того, використання об'єктно-орієнтованого підходу призводить до побудови системи на основі "стабільних" проміжних описів, що спрощує процес внесення змін і зменшує кількість внесених помилок.

Життєвий цикл пропонованих програм складає 3-7 років, з них 70-90% часу відводиться на супровід. Внаслідок масового тиражування і тривалого супроводу сукупні витрати у процесі супроводу можуть значно перевищувати витрати на проектування і створення СПЗ.

Об'єктно-орієнтоване проектування змінює часові співвідношення між створенням і супроводом СПЗ. Загальна сума трудовитрат для ООП приблизно дорівнює трудовитратам при традиційному проектуванні, але на супровід СПЗ відводиться їх незначна частина.

Таким чином, об'єктно-орієнтований підхід найбільш повно відповідає методології побудови СПЗ для розробленого методу.

На розробку програм з використанням об'єктно-орієнтованого підходу буде потрібно близько 250 людино-годин, тобто 1,5 місяця для однієї людини. У разі використання методів функціонального програмування на розробку подібної програми необхідно витратити 6-7 місяців роботи одного програміста без гарантії успішного завершення. Економічні витрати, пов'язані з впровадженням модифікованого спеціального програмного забезпечення бортових інформаційних систем повітряного судна, свідчать про збільшення вартості модифікації не більше, ніж на 3% за рахунок модернізації програмного забезпечення.

Висновки за розділом 4

1. Отримані дані моделювання діяльності екіпажу повітряного судна показали, що оперативність прийняття рішень складе 0,98, що на 16% більше, ніж у разі вирішення зазначених завдань з використанням штатного

обладнання. Достовірність в цьому випадку складе 0,91, що на 14% більше, ніж у разі вирішення зазначених завдань без використання запропонованої системи підтримки прийняття рішень.

2. Надано рекомендації щодо модернізації спеціального програмного забезпечення бортових інформаційних систем повітряного судна.

3. Дослідження економічних витрат, пов'язаних з впровадженням модифікованого спеціального програмного забезпечення бортових інформаційних систем повітряного судна, свідчить про збільшення вартості модифікації не більше, ніж на 3% за рахунок модернізації програмного забезпечення.

4. Результати, викладені у розділі, опубліковані у роботах [34,35].

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дисертаційного дослідження вирішене актуальне наукове завдання, спрямоване на розробку методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна. Це дозволило усунути неоднозначності між обмеженими можливостями прикладного математичного забезпечення бортових автоматизованих систем контролю повітряних суден з прогнозування особливих випадків у польоті, з одного боку, і обмеженими можливостями людини щодо управління складною технікою в екстремальних ситуаціях, з іншого.

Проведений аналіз відомих методів прогнозування особливих випадків у польоті свідчить про актуальність теми дисертації.

Основними результатами дисертаційного дослідження є такі:

1. У результаті проведеного аналізу умов і факторів виникнення особливих випадків у польоті встановлено:

– визначальний вплив на виникнення і розвиток авіаційних подій має людський фактор;

– у складних ситуаціях у польоті при одночасному впливі декількох дестабілізуючих факторів таких, таких як поєднання складних метеоумов з відмовами у системах повітряного судна або появі різноманітних вказівок від суперечливих джерел сигнальної інформації, екіпаж відчуває утруднення в ухваленні правильного і своєчасного рішення;

– значна частина авіаційних подій виникає через відмову технічного обладнання повітряного судна;

– реалізація системи прогнозування особливих випадків у польоті, викликаних збоєм у роботі технологічного обладнання повітряного судна, дозволить не тільки констатувати факт відмови, а й прогнозувати появу

відмов, що дасть додатковий час на прийняття рішення та дозволить значно підвищити рівень безпеки польотів на авіаційному транспорті.

2. Розглянуто особливості комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна, які свідчать про те, що для вирішення поточних завдань управління і контролю стану технологічного обладнання повітряного судна під час польоту, використовується мала частина даних технічної діагностики. Більш глибока комплексна обробка інформації технологічного обладнання повітряного судна може поліпшити глибину контролю і взяти відповідних заходів до настання критичних відмов, і, таким чином, підвищити безпеку польотів.

3. Проведений аналіз методів і моделей прогнозування особливих випадків у польоті показав перевагу методів інтелектуальної обробки темпоральних даних та створення гібридних методів, які об'єднують різноманітні методи моделювання часових рядів, де ефективність одного підходу компенсує слабкість іншого.

4. Вперше запропонована модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики, що заснована на об'єднанні марківської моделі і продукційних правил, що дозволить коригувати ймовірнісні характеристики діагностичних даних при нетиповому розвитку процесу.

5. Отримав подальший розвиток метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті, який на відміну від відомих заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, що дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень екіпажем, щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

6. Отримав подальший розвиток метод передбачення особливих випадків у польоті, який на відміну від відомих, базується на завчасному виявленні аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна, який враховує спостереження за процесом роботи технологічного обладнання, що дозволяє підвищити оперативність та достовірність прийняття рішень екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті.

7. Запропоновані у роботі модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна, метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна та метод передбачення особливих випадків у польоті складають метод прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна, який може бути використаний при створенні прикладного математичного і програмного забезпечення системи підтримки прийняття рішень командира повітряного судна.

8. Отримані дані моделювання діяльності екіпажу повітряного судна показали, що оперативність прийняття рішень складе 0,98, що на 16% більше, ніж у разі вирішення зазначених завдань з використанням штатного обладнання. Достовірність в цьому випадку складе 0,91, що на 14% більше, ніж у разі вирішення зазначених завдань без використання запропонованої системи підтримки прийняття рішень.

Таким чином, сукупність отриманих в дисертації нових наукових результатів і оцінка їх ефективності дозволяють вважати сформульоване наукове завдання, що спрямоване на розробку методу прогнозування особливих випадків у польоті на основі комплексної обробки інформації технологічного обладнання повітряного судна для підвищення оперативності та достовірності прийняття рішення екіпажем щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті – вирішеним, а поставлену мету – підвищення оперативності та достовірності

прийняття рішення екіпажем повітряного судна щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків у польоті – досягнутою.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Державна служба з нагляду за забезпеченням безпеки авіації, Наказ "Про затвердження Правил допуску до експлуатації злітно-посадкових майданчиків для польотів легких повітряних суден" від 01.12.2004 № 205
2. ICAO Doc 9859 AN/474 Safety Management Manual (SMM). Third edition. ICAO. 2013. 254 p.
3. Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України, що сталися у 2015 році. – Національне бюро з розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами Сектор аналізу та попередження авіаційних подій. – К: НБРЦА, 2016. – 49 с.
4. Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 2017 році. – Національне бюро з розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами Сектор аналізу та попередження авіаційних подій. – К: НБРЦА, 2018. – 52 с.
5. Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 2018 році. – Національне бюро з розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами Сектор аналізу та попередження авіаційних подій. – К: НБРЦА, 2019. – 47 с.
6. Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами України та суднами іноземної реєстрації, що сталися у 2019 році. – Національне бюро з розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними

суднами Сектор аналізу та попередження авіаційних подій. – К: НБРЦА, 2020. – 51 с.

7. Аналіз стану безпеки польотів за результатами розслідування авіаційних подій та інцидентів за 1 півріччя 2020 року. – Національне бюро з розслідування авіаційних подій та інцидентів з цивільними повітряними суднами Сектор аналізу та попередження авіаційних подій. – К: НБРЦА, 2020. — 28 с.

8. Наказ Міністерство транспорту та зв'язку України від 19.03.2009 № 295 Про затвердження Правил інформаційного забезпечення системи управління безпекою польотів повітряних суден цивільної авіації України.

9. Державне підприємство обслуговування повітряного руху України / Цифри та факти [Електронний ресурс] – режим доступу до статистичних даних: <http://uksatse.ua/index.php?act=Part&CODE=229>

10. Мережа авіаційної безпеки/Aviation Safety Network [Електронний ресурс] – режим доступу до статистичних даних: <http://aviation-safety.net/index.php>

11. ДСТУ 2481-94. Системи оброблення інформації. Інтелектуальні інформаційні технології. Терміни та визначення. – Чинний з 1995-01-01. К.: Держспоживстандарт України, 1994. – 74 с.

12. Биргер И.А. Техническая диагностика. / И.А. Биргер. М.: Машиностроение, 1978. 420 с.

13. Игнатъев А.А. Основы технической диагностики автоматизированных систем машиностроения. / А.А. Игнатъев, Ю.С. Филиппов. Саратов: СГТУ, 2001. 68 с.

14. Артюшин Л.М., Машков О.А. Оптимизация цифровых автоматических систем, устойчивых к отказам. – К.: КВВАИУ, 1991. – 89 с.

15. Машков В.А., Барабаш О.В. Самоконтроль модульных систем при случайном выполнении элементарных проверок // Электронное моделирование. – К.: НАН Украины, 1994. – Т. 16, № 3. – С. 59–65.

16. Арделян В.В. Обґрунтування математичної моделі тестового діагностування пілотажно-навігаційного комплексу повітряного судна / В.В. Арделян, Д.М. Обідін, А.П. Мусієнко // Системи обробки інформації. – Харків: ХУПС, 2016. – № 8 (145). – С. 17 – 20.

17. Арделян В.В. Методика накопичення діагностичної інформації при виконанні діагностування в розподілених базах знань пілотажно-навігаційного комплексу повітряного судна / В.В. Арделян, Д.М. Обідін, А.П. Мусієнко // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Збірник наукових праць. Серія: Механіко-технологічні системи та комплекси. – Х.: НТУ «ХПІ», 2016. – № 7 (1179) – С. 61 – 66.

18. Chandola, V Anomaly detection: A survey / V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar //ACM Computing Surveys (CSUR). – 2009. – Vol. 41, №. 3.

19. Chandola, V. Anomaly detection for discrete sequences: A survey/ V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2012. – Vol. 24, №. 5. – pp. 823-839.

20. Forrest, S. Computer immune systems – data sets. Forrest S. – режим доступу: <http://www.cs.unm.edu/~immsec/systemcalls.htm>. [Last access 11 Dec 2014].

21. Chiu, B. Probabilistic discovery of time series motifs / B. Chiu, E. Keogh, S. Lonardi // Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. – ACM, 2003. – pp. 493-498.

22. Keogh, E. Clustering of time-series subsequences is meaningless: implications for previous and future research / E. Keogh, J. Lin // Knowledge and information systems. – 2005. – Vol. 8, №. 2. – pp. 154-177.

23. Keogh, E. Finding the most unusual time series subsequence: algorithms and applications / E. Keogh et al. // Knowledge and Information Systems. – 2007. – Vol. 11, №. 1. – pp. 1-27.

24. Keogh, E. J. An Enhanced Representation of Time Series Which Allows Fast and Accurate Classification, Clustering and Relevance Feedback / E. J. Keogh, M. J. Pazzani // KDD. – 1998. – Vol. 98. – pp. 239-243.

25. Keogh, E. The UCR time series classification/clustering homepage [електронний ресурс]. / E. Keogh et al. – 2006. – режим доступу – http://www.cs.ucr.edu/~eamonn/time_series_data [Last access – 5.03.2015].

26. Povinelli, R.J. A new temporal pattern identification method for characterization and prediction of complex time series events / R.J. Povinelli, X.A. Feng // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2003. – Vol. 15, №. – pp. 339-352.

27. Xu, X. sequential anomaly detection based on temporal-difference learning: Principles, models and case studies / X. Xu // Applied Soft Computing. – 2010. – Vol. 10, №. 3. – pp. 859-867.

28. Zadeh, L.A. Fuzzy sets / L.A. Zadeh // Information and control. – 1965. – Vol. 8, №. 3. – pp. 338-353.

29. Ярушкіна, Н.Г. Интеллектуальный анализ временных рядов: учебное пособие / Н.Г. Ярушкіна, Т.В. Афанасьева, И.Г. Перфильева // Ульяновск: УлГТУ. – 2010.

30. Падалка І.О. Метод прогнозування особливих випадків у польоті для підвищення оперативності прийняття рішення екіпажем повітряного судна. Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. 2022. №1(71). С. 58-65.

31. Падалка І.О., Дмитрієв О.М., Пархоменко Д.О., Пасько І.В. Модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики. Системи озброєння і військова техніка. Харків: ХНУПС, 2020. Вип. 3(63). С. 78–84. DOI: 10.30748/soivt.2020.63.11.

32. Падалка І.О., Опенько П.В., Руденко В.М., Столяренко М.П. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих

випадків у польоті. Телекомунікаційні та інформаційні технології. Київ: ДУТ, 2020. Вип. 2(67). С. 126-133. DOI:10.31673/2412-4338.2020.023326.

33. Падалка І.О., Дмитрієв О.М., Пархоменко Д.О., Мелешко О.М. Метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Полтава: НУПП, 2020. Вип. 3(61). С. 28–31. DOI: 10.26906/SUNZ.2020.3.028.

34. Падалка І.О., Бардаков В.В., Вельшинський В.О., Заєць В.В., Литвинов І.О. Аналіз підходів до побудови системи прогнозування нештатних ситуацій повітряного судна. Новітні технології. Збірник наукових праць Приватного вищого навчального закладу "Університет новітніх технологій". Київ: ПВНЗ УНТ, 2019. Вип. 3(10). С. 78–87. DOI:10.31180/2524-0102/2019.3.10.09

35. Падалка І.О., Пархоменко Д.О., Щенякін О.В. Оцінка ефективності системи прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Зв'язок. Київ: ДУТ, 2020. Вип. 4(146). С. 18-21. DOI: 10.31673/2412-9070.2020.041821

36. O. Tymochko, A. Ttystan , V. Ushan , N. Yeromina, O. Dmitriiev, V. Mazharov, I. Padalka, I. Hannoshyna, I. Masik, A. Zazirnyi The Synthesis of the Reference Image and Algorithms for Vehicle Navigation Systems, JETER,8(3),2020, pp. 853 – 858. doi:10.30534/ijeter/2020/40832020

37. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Аналіз підходів до побудови системи контролю технічного стану повітряного судна. Актуальні питання забезпечення службовобойової діяльності військових формувань та правоохоронних органів: : зб. тез доп. VIII Всеукр. наук.-практ. конф., м. Харків, 31 жовт. 2019 р. Харків: НА НГУ, 2019. С. 160.

38. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Перспективи розвитку методів технічного обслуговування складних систем бортового комплексу устаткування. Застосування інформаційних технологій у підготовці та

діяльності сил охорони правопорядку: зб. тез доп. міжнар. наук.-практ. конф., м. Харків, 17 берез. 2020 р. Харків: НА НГУ, 2020. С. 74.

39. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Аналіз методів узагальненої оцінки стану технічних систем. Новітні технології – для захисту повітряного простору : зб. тез доп. XVI міжнар. наук. конф., м. Харків, 15-16 квіт. 2020 р. Харків: ХНУПС, 2020. С. 415.

40. Падалка І.О., Пархоменко Д.О., Інтелектуальні моделі та методи інформаційного забезпечення технічного обслуговування систем бортового комплексу устаткування літальних апаратів. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ: зб. тез доп. міжнар. наук.-техн. конф., м. Львів, 14-15 трав. 2020 р. Львів: НАСВ, 2020. С. 255.

41. Пархоменко Д.О., Павленко М.А., Падалка І.О. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті. Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах: зб. тез доп. XX наук.-техн. конф., м. Чернігів, 3-4 верес. 2020 р. Чернігів: ДНДІ ВС ОВТ, 2020. С. 191.

42. Безпека польотів та організація повітряного руху // Авторський колектив: Биковець І.С., Дем'янчук В.С., Клименко В.О., Майкова Е.В., Петрашевський А.О., Чередніченко Ю.А., Юр'єв Ю.М., Яковлєв О.І. // Під загальною редакцією доктора технічних наук, професора Дем'янчука В.С. – К.: ДП ОНР України, 2009. – 424 с.

43. Иыуду К.А. Надежность, контроль и диагностика вычислительных машин и систем. / К.А. Иыуду. М.: Высш школа, 1989. 216 с.

44. Бортовые информационные системы: Курс лекций / А.А. Кучерявый; под. ред. В.А. Мишина и Г.И. Клюева. – 2-е изд., перераб. и доп. – Ульяновск: УЛГТУ, 2004. – 504 с.

45. Параметрическая диагностика авиационных двигателей: Учебное пособие / Б.А. Чичков – МГТУГА, 2010. – 100 с.

46. Давыдов П.С. Техническая диагностика радиоэлектронных устройств и систем. – М.: Радио и связь, 1988. – 256 с.
47. Давыдов П.С., Иванов П.А. Эксплуатация авиационного радиоэлектронного оборудования. Справочник. – М.: Транспорт, 1990. – 240 с.
48. Yule, G.U. On a method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to Wolfer's sunspot numbers / G. U. Yule // *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character.* – 1927. – pp. 267-298.
49. Koskela, T. Neural network methods in analysing and modelling time varying processes / T. Koskela et al. – Helsinki University of Technology, 2003.
50. Sfetsos, A. Time series forecasting with a hybrid clustering scheme and pattern recognition / A. Sfetsos, C. Siriopoulos // *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on.* – 2004. – Vol. 34, №. 3. – pp. 399-405.
51. Esling, P. Time-series data mining / P. Esling, C. Agon // *ACM Computing Surveys (CSUR).* – 2012. – Vol. 45, №. 1. – pp. 12.
52. Pesaran, M. H. Forecasting time series subject to multiple structural breaks / M. H. Pesaran, D. Pettenuzzo, A. Timmermann // *The Review of Economic Studies.* – 2006. – Vol. 73, №. 4. – pp. 1057-1084.
53. Wagner, N. Time series forecasting for dynamic environments: the DyFor genetic program model / N. Wagner et al. // *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* – 2007. – Vol. 11, №. 4. – pp. 433-452.
54. Burkom, H. S. Automated time series forecasting for biosurveillance / H. S. Burkom, S. P. Murphy, G. Shmueli // *Statistics in medicine.* – 2007. – Vol. 26, № 22. – pp. 4202-4218.
55. Song, H. Tourism demand modelling and forecasting – A review of recent research / H. Song, G. Li // *Tourism Management.* – 2008. – Vol. 29, №. 2. – pp. 203-220.

56. Herrera, L. J. Recursive prediction for long term time series forecasting using advanced models / L. J. Herrera et al. // *Neurocomputing*. – 2007. – Vol. 70, № 16. – pp. 2870-2880.

57. Patcha, A. An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends / A. Patcha, J. M. Park // *Computer Networks*. – 2007. – Vol. 51, №. 12. – pp. 3448-3470.

58. Sorjamaa, A. Methodology for long-term prediction of time series / A. Sorjamaa et al. // *Neurocomputing*. – 2007. – Vol. 70, №. 16. – pp. 2861-2869.

59. Averkin, A. Time series forecasting based on hybrid neural networks and multiple regression / A. Averkin, S. Yarushev, I. Dolgy, A. Sukhanov // *Proceedings of the First International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (IITI’16): Volume 1*. – 2016. – pp. 111-121.

60. Obidin D. The concept of functional stability for complex intellectual control systems / D. Obidin // *Zbornik prispevkov z medzinárodného vedeckého seminára "Riadenie bezpečnosti zložitých systémov"*. 18 – 22 februára 2013. – Liptovský Mikuláš: Akadémia ozbrojených síl generála Milana Rastislava Štefánika, 2013. – Str. 68 – 73.

61. Grabocka J., Nanopoulos A., Schmidt-Thieme L. Invariant Time-Series Classification // *European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases (ECML-PKDD)*. – 2012. – P. 725-740.

62. Yeung, D.Y. Host-based intrusion detection using dynamic and static behavioral models / D.Y. Yeung, Y.X. Ding // *Pattern Recognition* 36. – 2003. – P. 229–243.

63. Ковалев С.М., Гуда А.Н., Бутакова М.А. Гибридная стохастическая модель обнаружения особых типов паттернов в темпоральных данных // *Вестник РГУПС*. – 2013. – № 3 (51). – С. 36-42.

64. Суханов А.В. Стохастическая Марковская модель поиска аномалий в темпоральных данных // *Труды Конгресса по интеллектуальным*

системам и информационным технологиям «IS&IT'13»: В 4 т. – М.: Физматлит, 2013. – Т. 1. – С. 177-181.

65. Ma J., Perkins S. Time-series novelty detection using one-class support vector machines // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. – July 2003. – Vol. 3. – P. 1741–1745.

66. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию при-ближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 166 с.

67. Shah, H. Fuzzy clustering for intrusion detection / H. Shah, J. Undercoffer, A. Joshi // Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. – 2003. – P. 1274–1278.

68. Панкратова, Н.Д. Системный анализ в динамике диагностирования сложных технических систем / Н.Д. Панкратова – № 1. – 2008. – С. 33–49.

69. Laxman, S. A survey of temporal data mining / S. Laxman P., S. Sastry // Sadhana. – 2006. – Vol. 31, №. 2. – pp. 173-198.

70. Li, Y. A misuse intrusion detection model based on hybrid classifier algorithm / Y. Li, Y. Wang // International Journal of Digital Content Technology and its Applications, Advanced Institute of Convergence Information Technology. – 2012. – Vol. 6, №. 5. – pp. 25-33.

71. Суханов А.В. Метод нахождения аномалий при диагностике верхнего строения пути / А.В. Суханов, С.М. Ковалев// Программные системы и вычислительные методы — № 2(3) – Москва, NOTA BENE (ООО "НБ-Медиа"), 2013. С. 176 – 180.

72. Kovalev, S.M. Fuzzy model based intelligent prediction of objective events / S.M. Kovalev, A.V. Sukhanov, V. Styskala // Proceedings of 1st European-Middle Asian Conference on Computer Modelling. – 2016. – pp. 23-33.

73. Pang-Ning, T. Introduction to data mining / T. Pang-Ning et al. // Library of Congress. – 2006.

74. Song, X. Conditional anomaly detection / X. Song et al. // Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on. – 2007. – Vol. 19, №. 5. – pp. 631-645.

75. Kou, Y. Spatial Weighted Outlier Detection / Y. Kou, C.T. Lu, D. Chen // *SDM*. – 2006. – pp. 614-618.
76. Sun, P. On local spatial outliers / P. Sun, S. Chawla // *Fourth IEEE International Conference on Data Mining, 2004. ICDM'04*. – IEEE, 2004. – pp. 209-216.
77. Sun, J. Neighborhood formation and anomaly detection in bipartite graphs / J. Sun et al. // *Fifth IEEE International Conference on Data Mining*. – IEEE, 2005. – p. 8.
78. Chandola V. Anomaly detection for symbolic sequences and time series data: дис. / Varun Chandola – University of Minnesota, 2009.
79. He, Z. Mining class outliers: concepts, algorithms and applications in CRM / Z. He et al. // *Expert Systems with applications*. – 2004. – Vol. 27, №. 4. – pp. 681-697.
80. Rousseeuw, P.J. Robust regression and outlier detection / P.J. Rousseeuw, A. M. Leroy – John Wiley & Sons, 2005. – Vol. 589.
81. Akaike, H. Fitting autoregressive models for prediction / H. Akaike // *Annals of the institute of Statistical Mathematics*. – 1969. – No 1. – pp. 243-247.
82. Wei, W.W.S. Time series analysis / W.W.S. Wei – Addison-Wesley publ, 1994.
83. Yi, B. K. Online data mining for co-evolving time sequences / B. K. Yi et al. // *Proceedings. 16th International Conference on Data Engineering, 2000*. – IEEE, 2000. – pp. 13-22.
84. Goldberger, A. L. Physiobank, physiotoolkit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals / A.L. Goldberger et al. // *Circulation*. – 2000. – Vol. 101, №. 23. – pp. e215-e220.
85. Liao, H. J. Intrusion detection system: A comprehensive review / H.J. Liao et al. // *Journal of Network and Computer Applications*. – 2013. – Vol. 36, №. 1. – pp. 16-24.
86. Chan, P. K., Modeling multiple time series for anomaly detection / P.K. Chan, M. V. Mahoney // *Data Mining, Fifth IEEE International Conference on Data Mining*. – 2005. – pp. 90-97.

87. Canty, M. J. Image Analysis, Classification and Change Detection in Remote Sensing: With Algorithms for ENVI/IDL and Python / M. J. Canty – Crc Press, 2014.
88. Mennis, J. Spatial data mining and geographic knowledge discovery – An introduction / J. Mennis, D. Guo // Computers, Environment and Urban Systems. – 2009. – Vol. 33, №. 6. – pp. 403-408.
89. Müller, M. Dynamic time warping / M. Müller // Information retrieval for music and motion. – 2007. – pp. 69-84.
90. Hodge, V. J. A survey of outlier detection methodologies / V. J. Hodge, J. Austin // Artificial Intelligence Review. – 2004. – Vol. 22, №. 2. – pp. 85-126.
91. Ghahramani, Z. Unsupervised learning / Z Ghahramani // Advanced Lectures on Machine Learning. – Springer Berlin Heidelberg, 2004. – pp. 72-112.
92. Cunningham, P. Supervised Learning / P. Cunningham, M. Cord, S. J. Delany // Machine Learning Techniques for Multimedia. – Springer Berlin Heidelberg, 2008. – pp. 21-49.
93. Siddique, N. Evolutionary Neural Networks / N. Siddique, H. Adeli // Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing 2013. – pp. 307-355.
94. Khan, S. S. A survey of recent trends in one class classification / S.S. Khan, M. G. Madden // Artificial Intelligence and Cognitive Science. – Springer Berlin Heidelberg, 2010. – pp. 188-197.
95. Chapelle, O. Semi-supervised learning / O. Chapelle, B. Schölkopf, A. Zien – Cambridge : MIT press, 2006. – Vol. 2.
96. Patcha, A. An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends / A. Patcha, J. M. Park // Computer Networks. – 2007. – Vol. 51, №. 12. – pp. 3448-3470.
97. Bilge, L. Before we knew it: an empirical study of zero-day attacks in the real world // L. Bilge, T. Dumitras // Proceedings of the 2012 ACM conference on Computer and communications security. – 2012. – pp. 833-844.

98. Bishop, C. M. Neural networks for pattern recognition. / C. M. Bishop et al. – 1995.
99. Bakshi, B. R., Stephanopoulos G. Representation of process trends—IV. Induction of real-time patterns from operating data for diagnosis and supervisory control / B. R. Bakshi, G. Stephanopoulos // Computers & Chemical Engineering. – 1994. – Vol. 18, №. 4. – pp. 303-332.
100. Rodriguez, J. J. Time series classification: Decision forests and SVM on interval and DTW features / J. J. Rodriguez, L. I. Kuncheva // Proc. of the Workshop and Challenge on Time Series Classification. – 2007.
101. Xi, X. Fast time series classification using numerosity reduction / X. Xi et al. // Proceedings of the 23rd international conference on Machine learning. – ACM, 2006. – pp. 1033-1040.
102. Srisai, D. Efficient time series classification under template matching using time warping alignment / D. Srisai, C. A. Ratanamahatana // Fourth International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology, 2009. ICCIT'09. – IEEE, 2009. – pp. 685-690.
103. Esmael B. et al. Improving time series classification using Hidden Markov Models / B. Esmael et al. // HIS. – 2012. – pp. 502-507.
104. Chatfield, C. The analysis of time series: an introduction / C. Chatfield – CRC press, 2013.
105. Fejfar, J. Time series classification using k-Nearest neighbours, Multilayer Perceptron and Learning Vector Quantization algorithms / J. Fejfar et al. // Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis. – 2013. – Vol. 60, №. 2. – pp. 69-72.
106. Buza, K. Motif-based classification of time series with Bayesian networks and SVMs / K. Buza , L. Schmidt-Thieme // Advances in Data Analysis, Data Handling and Business Intelligence. – Springer Berlin Heidelberg, 2010. – pp. 105-114.
107. Ratanamahatana, C. A. Stopping criterion selection for efficient semi-supervised time series classification / C. A. Ratanamahatana, D. Wanichsan //

Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing. – Springer Berlin Heidelberg, 2008. – pp. 1-14.

108. Sarlin, P. Fuzzy clustering of the self-organizing map: some applications on financial time series / P. Sarlin, T Eklund // Advances in self-organizing maps. – Springer Berlin Heidelberg, 2011. – pp. 40-50.

109. Smyth, P. Clustering sequences with hidden Markov models / P. Smyth et al. // Advances in neural information processing systems. – 1997. – pp. 648-654.

110. Yoon, H. Feature subset selection and feature ranking for multivariate time series / H. Yoon, K. Yang, C. Shahabi // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2005. – Vol. 17, №. 9. – pp. 1186-1198.

111. Berkhin, P. A survey of clustering data mining techniques / P. Berkhin // Grouping multidimensional data. – Springer Berlin Heidelberg, 2006. – pp. 25-71.

112. Han, J. Data mining, southeast Asia edition: Concepts and techniques / J. Han, M. Kamber, J. Pei – Morgan Kaufmann, 2006.

113. Liao, T. W. Clustering of time series data—a survey / T. W. Liao // Pattern recognition. – 2005. – Vol. 38, №. 11. – pp. 1857-1874.

114. Liu, Z. Locating motifs in time-series data / Z. Liu et al. // Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. – Springer Berlin Heidelberg, 2005. – pp. 343-353.

115. Hebrail, G. Symbolic representation of long time-series / G. Hebrail, B. Hugueney // Proceedings of the Applied Stochastic Models and Data Analysis Conference. – 2001. – pp. 537-542.

116. Patel, P. Mining motifs in massive time series databases / P. Patel et al. // Data Mining, 2002. ICDM 2003. Proceedings. 2002. – IEEE, 2002. – pp. 370-377.

117. Denton, A. Kernel-density-based clustering of time series subsequences using a continuous random-walk noise model / A. Denton // Data Mining, Fifth IEEE International Conference. – IEEE, 2005.

118. Wang, J.T.L. Combinatorial pattern discovery for scientific data: Some preliminary results / J.T.L. Wang et al. // ACM SIGMOD Record. – ACM, 1994. – Vol. 23, №. 2. – pp. 115-125.

119. Mueen, A. Exact Discovery of Time Series Motifs / A. Mueen et al. // *SDM.* – 2009. – pp. 473-484.
120. Mohammad, Y. Constrained motif discovery in time series / Y. Mohammad, T. Nishida // *New Generation Computing.* – 2009. – Vol. 27. – №. 4. – pp. 319-346.
121. Kovalev, S. Time series knowledge mining based on temporal network model / S. Kovalev, A. Sukhanov, A. Averkin, S. Yarushev // *Proceedings of the First International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (IITI’16): Volume 1.* – 2016. – pp. 51-61.
122. Cheboli, D. Anomaly detection of time series: дис. / D. Cheboli – University of Minnesota, 2010.
123. Chah, M. C. ECG anomaly detection via time series analysis / M.C. Chah, F. Fu // *Frontiers of High Performance Computing and Networking ISPA 2007 Workshops.* – Springer Berlin Heidelberg, 2007. – pp. 123-135.
124. Zhang, S. Attack detection in time series for recommender systems / S. Zhang et al. // *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining.* – ACM, 2006. – pp. 809-814.
125. Bicego, M. Investigating hidden Markov models' capabilities in 2D shape classification / M. Bicego, V. Murino // *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on.* – 2004. – Vol. 26, №. 2. – pp. 281-286.
126. Protopapas, P. Finding outlier light curves in catalogues of periodic variable stars / P. Protopapas et al. // *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society.* – 2006. – Vol. 369, №. 2. – pp. 677-696.
127. Cheng, H. Detection and Characterization of Anomalies in Multivariate Time Series / H. Cheng et al. // *SDM.* – 2009. – pp. 413-424.
128. Isermann, R. Process fault detection based on modeling and estimation methods – a survey / R. Isermann // *Automatica.* – 1984. – Vol. 20, №. 4. – pp. 387-404.
129. Iverson, D. L. Inductive system health monitoring / D. L. Iverson – 2004.

130. Методы и средства диагностирования. под ред. А.П. Ушакова / Академия ГА, С.-Петербург, 2003г.

131. Синтез систем управления и диагностики газотурбинных двигателей / С.В. Епифанов, Б.И. Кузнецов, И.Н. Богаенко и др. – К.: Техника, 1998. – 312 с.

132. Нечаев Ю.Н. Теория авиационных газотурбинных двигателей / Ю.Н. Нечаев, Н.Ф. Федоров. – М.: Машиностроение, 1977. – 382 с.

133. Епифанов С.В. Сравнительное исследование эффективности критериев тренда параметров рабочего процесса ГТД / С.В. Епифанов, Б.А. Щербань //Авиационно-космическая техника и технология. – 2010. – № 9. – С. 185-189.

134. Lin J., Keogh E., Lonardi S. and Chiu B. A Symbolic Representation of Time Series with Implications for Streaming Algorithms // Proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery, 2003. pp. 2-11.

135. Зорин, А.В. Введение в общие цепи Маркова / Зорин А.В. и др. // Учебно-методическое пособие. – 2013. – 51 с.

136. Winston, W.L. Operations research: applications and algorithms / W.L. Winston, J.B. Goldberg – Boston: Duxbury press, 2004. – Vol. 3.

137. Ye, N. A markov chain model of temporal behavior for anomaly detection / N. Ye et al. // Proceedings of the 2000 IEEE Systems, Man, and Cybernetics Information Assurance and Security Workshop. – West Point, NY, 2000. – Vol. 166. – p. 169.

138. Колесов Ю.Б. Объектно-ориентированное моделирование сложных динамических систем / Ю.Б. Колесов // Монография. – СПб.: Изд-во СПбГПУ, 2004. – 240 с.

ДОДАТОК А

Список публікацій здобувача за темою дисертації та відомості про апробацію
результатів дисертації

А.1 Список публікацій здобувача за темою дисертації:

1. Падалка І.О., Бардаков В.В., Вельшинський В.О., Заєць В.В., Литвинов І.О. Аналіз підходів до побудови системи прогнозування нештатних ситуацій повітряного судна. Новітні технології. Збірник наукових праць Приватного вищого навчального закладу "Університет новітніх технологій". Київ: ПВНЗ УНТ, 2019. Вип. 3(10). С. 78–87. DOI:10.31180/2524-0102/2019.3.10.09
2. Падалка І.О. Метод прогнозування особливих випадків у польоті для підвищення оперативності прийняття рішення екіпажем повітряного судна. Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. 2022. №1(71). С. 58-65.
3. Падалка І.О., Дмитрієв О.М., Пархоменко Д.О., Пасько І.В. Модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики. Системи озброєння і військова техніка. Харків: ХНУПС, 2020. Вип. 3(63). С. 78–84. DOI: 10.30748/soivt.2020.63.11.
4. Падалка І.О., Опенько П.В., Руденко В.М., Столяренко М.П. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у польоті. Телекомунікаційні та інформаційні технології. Київ: ДУТ, 2020. Вип. 2(67). С. 126-133. DOI:10.31673/2412-4338.2020.023326.
5. Падалка І.О., Дмитрієв О.М., Пархоменко Д.О., Мелешко О.М. Метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Системи управління, навігації та зв'язку.

Збірник наукових праць. Полтава: НУПП, 2020. Вип. 3(61). С. 28–31. DOI: 10.26906/SUNZ.2020.3.028.

6. Падалка І.О., Пархоменко Д.О., Щенякін О.В. Оцінка ефективності системи прогнозування особливих випадків у польоті на основі аналізу діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Зв'язок. Київ: ДУТ, 2020. Вип. 4(146). С. 18-21. DOI: 10.31673/2412-9070.2020.041821

Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

1. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Аналіз підходів до побудови системи контролю технічного стану повітряного судна. Актуальні питання забезпечення службовобойової діяльності військових формувань та правоохоронних органів: : зб. тез доп. VIII Всеукр. наук.-практ. конф., м. Харків, 31 жовт. 2019 р. Харків: НА НГУ, 2019. С. 160.

2. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Перспективи розвитку методів технічного обслуговування складних систем бортового комплексу устаткування. Застосування інформаційних технологій у підготовці та діяльності сил охорони правопорядку: зб. тез доп. міжнар. наук.-практ. конф., м. Харків, 17 берез. 2020 р. Харків: НА НГУ, 2020. С. 74.

3. Пархоменко Д.О., Падалка І.О. Аналіз методів узагальненої оцінки стану технічних систем. Новітні технології – для захисту повітряного простору : зб. тез доп. XVI міжнар. наук. конф., м. Харків, 15-16 квіт. 2020 р. Харків: ХНУПС, 2020. С. 415.

4. Падалка І.О., Пархоменко Д.О., Інтелектуальні моделі та методи інформаційного забезпечення технічного обслуговування систем бортового комплексу устаткування літальних апаратів. Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ: зб. тез доп. міжнар. наук.-техн. конф., м. Львів, 14-15 трав. 2020 р. Львів: НАСВ, 2020. С. 255.

5. Пархоменко Д.О., Павленко М.А., Падалка І.О. Метод виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків у

польоті. Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах: зб. тез доп. XX наук.-техн. конф., м. Чернігів, 3-4 верес. 2020 р. Чернігів: ДНДІ ВС ОВТ, 2020. С. 191.

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації:

O. Tymochko, A. Ttystan , V. Ushan , N. Yeromina, O. Dmitriiev, V. Mazharov, I. Padalka, I. Hannoshyna, I. Masik, A. Zazirnyi The Synthesis of the Reference Image and Algorithms for Vehicle Navigation Systems, JETER,8(3),2020, pp. 853 – 858. doi:10.30534/ijeter/2020/40832020

А.2 Відомості про апробацію результатів дисертації

Апробація результатів дисертації була проведена на наукових, науково-практичних, науково-технічних конференціях, а саме:

1. XIII Всеукраїнська науково-практична конференція "Актуальні питання забезпечення службово-бойової діяльності військових формувань та правоохоронних органів" (Харків, 2019) [36];

2. Міжнародна науково-практична конференція "Застосування інформаційних технологій у підготовці та діяльності" сил охорони правопорядку" (Харків, 2020) [37];

3. XVI міжнародна наукова конференція Харківського університету Повітряних Сил імені Івана Кожедуба "Новітні технології – для захисту повітряного простору" (Харків, 2020) [38];

4. Міжнародна науково-технічна конференція "Перспективи розвитку озброєння та військової техніки Сухопутних військ" (Львів, 2020) [39];

5. XX науково-технічна конференція Державного науково-дослідного інституту випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки "Створення та модернізація озброєння і військової техніки в сучасних умовах" (Чернігів, 2020) [40].

ДОДАТОК Б

ЗАТВЕРДЖУЮ

Директор

ТОВ "НВП "Аеротехніка-МЛТ"

кандидат технічних наук, доцент

В.П.ПОГРЕБНЯК

_____ 2020 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи
ПАДАЛКИ Івана Олеговича

Комісія у складі:

голова: керівник проекту ДКР "Ореанда – ПС" Давикоза О.П.;

члени комісії:

головний конструктор ДКР "Ореанда – ПС" Нізієнко Б.І.,

начальник відділу технічного обслуговування та ремонту Євтушок Р.В.

розглянула використання наукових результатів дисертаційної роботи Падалки Івана Олеговича, при проведенні дослідної експлуатації та державних випробувань виробу 9С162, а саме метод виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків в польоті, заснований на використанні моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна; це дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень екіпажем, щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків в польоті.

Розроблений метод дозволяє передбачити вихід з ладу технологічного обладнання повітряного судна на основі виявлення аномальних темпоральних патернів в діагностичних даних, які є передвісниками аномального стану.

Голова комісії

Кандидат технічних наук

О.П. ДАВИКОЗА

Члени комісії

Кандидат технічних наук, професор

Б.І. НІЗІЄНКО

Р.В. ЄВТУШОК

" ____ " _____ 2020 р.

ДОДАТОК В

ЗАТВЕРДЖУЮ
ТВО директором Харківського
регіонального структурного
підрозділу «Укрспорух»

В.А. ШТАНЬКО

« » _____ 2019 року

А К Т

про впровадження результатів наукових досліджень отриманих в ході виконання дисертаційної роботи ПАДАЛКИ Івана Олеговича

Комісія у складі:

Голова комісії – заступник директора із ЗНС Чебунін Ю.В.;

Члени комісії:

– начальник комплексу АРЛК Білицький О.А.,

– провідний інженер АС УПР Козіхін С.В.

розглянула використання наукових результатів дисертаційної роботи ПАДАЛКИ Івана Олеговича в ході дослідницьких навчань.

Комісія встановила:

в ході дослідницьких робіт були використані наукові результати дисертаційної роботи Падалки Івана Олеговича – розроблений автором метод передбачення особливих випадків у польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей у діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

Впровадження даного методу дозволяє підвищити оперативність та достовірність прийняття рішення, щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків в польоті.

Розроблений метод, що використаний в науково-дослідній роботі вважати реалізованими.

Голова комісії:

заступник директора із ЗНС

Ю.В. ЧЕБУНІН

Члени комісії:

Начальник комплексу АРЛК

О.А. БІЛИЦЬКИЙ

Провідний інженер АС УПР

С.В. КОЗІХІН