

І. О. Падалка¹, О. М. Дмитрієв¹, Д. О. Пархоменко², О. М. Мелешко³

¹ Льотна академія Національного авіаційного університету, Кропивницький, Україна

² Харківський національний університет Повітряних Сил імені Івана Кожедуба, Харків, Україна

³ Науково-дослідний центр ракетних військ і артилерії, Суми, Україна

МЕТОД ПЕРЕДБАЧЕННЯ ОСОБЛИВИХ ВИПАДКІВ В ПОЛЬОТІ НА ОСНОВІ ЗАВЧАСНОГО ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛЬНИХ ПОСЛІДОВНОСТЕЙ В ДІАГНОСТИЧНИХ ДАНИХ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ ПОВІТРЯНОГО СУДНА

Анотація. Сучасні бортові цифрові системи автоматичного управління, контролю і діагностики дозволяють вимірювати велику кількість параметрів технологічного обладнання повітряного судна і отримувати масиви такої інформації в цифровому вигляді. Прогнозування особливих випадків в польоті є основним завданням параметричного діагностування технологічного обладнання повітряного судна. Однак існуючі діагностичні моделі, що базуються на відповідних математичних моделях, не повною мірою використовують масиви діагностичних даних та не завжди дозволяють прогнозувати виникнення відмов технологічного обладнання, що робить задачу прогнозування особливих випадків в польоті **актуальною**. **Мета статті** полягає в розробці методу прогнозування особливих випадків в польоті на основі виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна; з метою підвищення безпеки польотів. **Результати дослідження.** У роботі запропоновано метод прогнозування особливих випадків в польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Для завчасного виявлення аномальних послідовностей пропонується використовувати гібридну стохастичну модель та метод виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Вхідна тренувальна інформація надається у вигляді векторів спостережень за розвитком процесу в яких особливо виділене кінцеве значення, в якості результату, що характеризують факти приналежності вектору до класу нормальних або аномальних темпоральних патернів. **Висновок.** Застосування запропонованого методу дозволить впровадити прогностичний принцип управління безпекою польотів, а також отримати економічний ефект від запобігання простою повітряного судна через раптової відмови обладнання.

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

Вступ

Постановка проблеми. Попередження особливих випадків в польоті є надзвичайно важливим та актуальним питанням для сучасної авіації. Безпека польотів у значною мірою залежить від справності технологічного обладнання повітряного судна. Прогнозування особливих випадків в польоті є основним завданням параметричного діагностування технологічного обладнання повітряного судна. Прогнозування стану технологічного обладнання повітряного судна дає час авіаційним спеціалістам на прийняття та впровадження рішень, щодо усунення негативних наслідків особливих випадків в польоті, і тим самим підвищує рівень безпеки польотів. Що робить актуальною задачу прогнозування особливих випадків в польоті на основі виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для підвищення оперативності прийняття рішення екіпажем, щодо виявлення, розпізнання та недопущення негативних наслідків особливих випадків в польоті.

Вихідна інформація про поведінку динамічного процесу зазвичай представляється у вигляді часових рядів (ЧР) даних, одержуваних від датчиків первинної інформації. Аномальні стани і їх передвісники представляються у вигляді відрізків часових рядів – аномальних темпоральних патернів (ТП), які потрібно виявляти в потоці даних. Виявлення аномальних

ТП в ЧР є важливою областю інтелектуального аналізу даних. Під виявленням аномальних ТП розуміється пошук "новинок", "сюрпризів", "викидів" та інших особливих подій в темпоральних даних, що істотно відрізняються від ТП нормального поведінки. Звичайно завдання детектування аномалій і методи їх виявлення розглядаються в статичному варіанті як розпізнавання повністю сформованих ТП на вході класифікатора, не враховуючи особливості розвитку ТП в потоці даних, що підлягає розпізнаванню. Однак існує широке коло задач, в яких потрібно максимально швидко розпізнавання аномалій на основі безперервного аналізу потоку даних, що надходить на вхід системи, на випередження і винесення гіпотез про наявність в ньому аномальних ТП.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Прогнозування є важливою областю дослідження в багатьох сферах. Прикладом є прогнозування сонячного затемнення за допомогою авторегресійної моделі [1]. Авторегресійні моделі застосовуються вже довгий час, зокрема, для таких випадків, як шумозаглушення і моделювання динамічних систем. В теперішній час для вирішення завдань прогнозування почали застосовуватися і більш складні алгоритми, як штучні нейронні мережі [2] або функціональна кластеризація [3]. В останні десятиліття увагу досліджень направлено на впровадження методів прогнозування в найбільш актуальні сфери діяльності [4]. В [5] представлений метод Байєсова прогно-

зування, який заснований на ієрархічних прихованих марковських моделях, у застосуванні до виявлення структурних стрибків у економіці. В [6] представлена динамічна модель генетичного програмування, описана стосовно індексу збільшення цін. В [7] наводиться порівняння методів прогнозування часових рядів для використання в сфері моніторингу стану здоров'я. Методи прогнозування стали популярними навіть в таких областях, як розрахунок очікуваного туристичного попиту [8]. При вирішенні таких завдань, як рекурсивне прогнозування, запропоновано використовувати метод опорних векторів [9]. Вельми перспективним напрямком досліджень вирішення завдання прогнозування стає створення гібридних методів, які об'єднують різноманітні методи моделювання часових рядів, де ефективність одного підходу компенсує слабкість іншого [10-12].

Мета статті полягає в розробці методу прогнозування особливих випадків в польоті на основі виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна; з метою підвищення безпеки польотів.

Виклад основного матеріалу

Завдання пошуку аномалій представимо у вигляді завдання передбачення особливих випадків в польоті, на основі спостережень за значеннями інтегрального діагностичного параметру. Для таких завдань є характерними три особливі 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 в попередніх даних;
- прийняття рішень має здійснювати в упереждувальному режимі, не чекаючи появи аномального події або моменту закінчення розвитку аномального ТП на вході класифікатору.

Вхідна тренувальна інформація надається у вигляді ТП – 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 -й 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 ТП.

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 -е значення ТП $x(t_i)$ є передвісником аномального ТП. Вектор передбачення уточнюється при надходженні нової порції даних, в момент завершення надходження аномального ТП його елементи приймають максимальне значення.

В якості засобу обчислень вектору передбачення пропонується використовувати гібридну стохастичну модель (ГСМ), яка здатна адекватно представляти будь-які стохастичні процеси. ГСМ представляється четвіркою: $ГСМ = \langle A, \|P\|, Q, \Pi \rangle$, де A – множина станів; $\|P\|$ – матриця перехідних ймовір-

ностей; $Q = [q_1, q_2, \dots, q_s]$ – вектор початкового розподілу ймовірностей; Π – система уточнюючих продукційних темпоральних правил (ПТП) [13].

Враховуючи особливості задачі, що вирішується побудуємо вихідні матриці перехідних ймовірностей, окремо для нормальних та аномальних ТП за формулою:

$$P(a, b) = \frac{\text{Sup}(a, b)}{\text{Sup}(a)} \quad (1)$$

де $\text{Sup}(p)$ – підтримка ТП p в X , дорівнює числу входжень ТП p в X .

Продукційні правила коректують значення перехідних ймовірностей вихідних матриць. Для всіх ТП, що не задовольняють умові (2) та підтримка яких більше встановленого порогу, формуються уточнюючі ПТП, що встановлюють для передкінцевих станів b ТП (a, \dots, b, c) , нові значення перехідних ймовірностей $P(x | b) = P(x | a, \dots, b)$, обчислені на основі формули (3)

$$\frac{\text{Sup}(b, c)}{\text{Sup}(b)} = \frac{\text{Sup}(a, \dots, b, c)}{\text{Sup}(a, \dots, b)} \quad (2)$$

$$P(c | a, \dots, b) = \frac{\text{Sup}(a, \dots, b, c)}{\text{Sup}(a, \dots, b)} \quad (3)$$

Ймовірність підтримки нормальних та аномальних ТП ГСМ обчислюється за формулою:

$$P_n \{p \in X\} = P_n(a, b) \cdot P_n(b, c) \cdot \dots \cdot P_n(d, e), \quad (4)$$

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

Детектування виробляється шляхом аналізу ЧР X ковзаючим вікном довжиною δ – найдовшого з векторів спостережень за розвитком процесу, яке переміщується уздовж ЧР, займаючи послідовно $N-\delta$ позицій. Кожна i -а позиція вікна аналізу "захоплює" фрагмент ЧР $(x(i-\delta), x(i-\delta+1), \dots, x(i))$, в межах якого виявляються всі $\delta-1$ ТП, що завершуються символом $x(i)$. В процесі переміщення вікна аналізу для всіх знову і раніше виявлених ТП здійснюється перерахунок рівнів підтримки. Для кожного символу враховувалась ймовірність його участі у нормальних та аномальних ТП на всій довжині вікна. При досягненні достатнього рівня підтримки аномальною частиною ГСМ передбачається виникнення особливого випадку в польоті за рахунок виходу з ладу технологічного обладнання. Якщо тестова послідовність не отримала достатньої підтримки жодною частиною ГСМ, приймається рішення щодо уточнення моделі.

Оцінимо алгоритмічну складність вищенаведеної процедури. Аналіз ЧР X довжиною N ковзаючим вікном δ здійснюється за N ітерацій, на кожній з яких виявляються δ ТП і обчислюються їх рівні підтримки, що вимагає $N \cdot C \cdot \delta$ кроків алгоритму, де C – константа, яка визначається числом операцій, необхідних для фіксації ТП і перерахунку його рівня підтримки. При переміщенні вікна аналізу загальне число виявлених ТП зростає, проте є обмеженим. Визначимо верхню межу для числа всіх потенційно

можливих ТП, що виявляються у ЧР Х, з рівнем підтримки, не меншим ω . Для забезпечення даного рівня підтримки при довжині ЧР N ТП повинен зустрічатися в ЧР Х не менше ніж $\omega \cdot N$ раз, отже, при загальній кількості всіх можливих ТП $N \cdot \delta$ максимально можливе число ТП з порогом підтримки не меншим ω буде не більшим ніж δ/ω . Таким чином, аналіз ЧР Х здійснюється за $N \cdot \delta^2/\omega$ кроків, тобто має лінійну щодо N алгоритмічну складність $O(N)$.

На рис. 1 представлена схема методу передбачення особливих випадків в польоті на основі завчас-

ного виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна.

На рис. 2 представлені результати оцінки тестової послідовності довжиною 41 символ методом на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей. Для побудови ГСМ використовувалась тренувальна послідовність з нормальних та аномальних ТП довжиною 8 символів. Рис. 2 наочно ілюструє рост значень вектору передбачення при надходженні аномального ТП з 13 по 21 символ.



Рис. 1. Структура методу передбачення особливих випадків в польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна

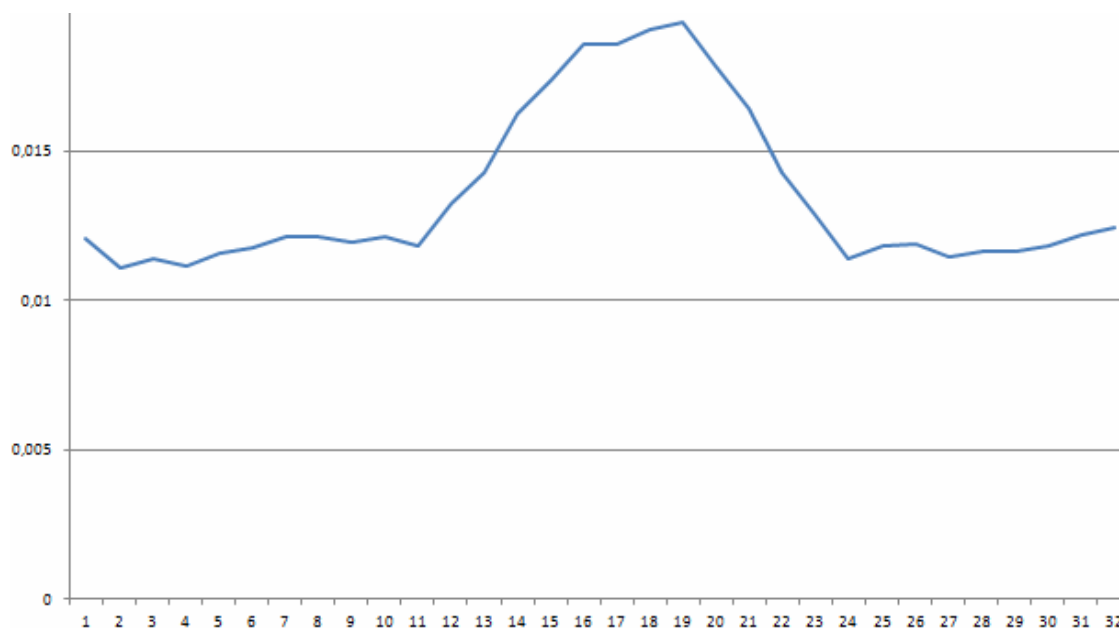


Рис. 2. Результати оцінки тестової послідовності довжиною 41 символ, пороговий рівень підтримки 0,015

Висновки

У роботі запропоновано метод передбачення особливих випадків в польоті на основі завчасного виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна. Вхідна тренувальна інформація надається у вигляді векторів спостережень за розвитком процесу в яких особливо виділене кінцеве значення, в якості результату, що характеризують факти приналежності вектору до класу нормальних або аномальних темпоральних патернів. Для завчасного виявлення аномальних послідовностей пропонується використовувати

гібридну стохастичну модель, що використовує темпоральні правила для уточнення перехідних ймовірностей між станами процесу. Матриця перехідних ймовірностей, обчислюється окремо для нормальних та аномальних темпоральних патернів. Для кожної матриці перехідних ймовірностей використовуємо відповідні продукційні темпоральні правила.

Застосування запропонованого методу дозволить впровадити прогностичний принцип управління безпекою польотів, а також отримати економічний ефект від запобігання простою повітряного судна через раптової відмови обладнання.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. 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.
2. Koskela, T. Neural network methods in analyzing and modelling time varying processes / T. Koskela et al. – Helsinki University of Technology, 2003.
3. 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.
4. Esling, P. Time-series data mining / P. Esling, C. Agon // *ACM Comp. Surveys (CSUR).* – 2012. – Vol. 45, № 1. – pp. 12.
5. 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.
6. 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.
7. 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.
8. 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.
9. 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.
10. 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.
11. Sorjamaa, A. Methodology for long-term prediction of time series / A. Sorjamaa et al. // *Neurocomputing.* – 2007. – Vol. 70, № 16. – pp. 2861-2869.
12. 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” (ITI 16): Volume 1.* – 2016. – pp. 111-121.
13. Гибридная стохастическая модель обнаружения особых типов паттернов в темпоральных данных / С.М. Ковалев, А.Н. Гуда, М.А. Бутакова // *Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения.* – 2013. – №3(51). – С. 36-42.

Received (Надійшла) 28.05.2020

Accepted for publication (Прийнята до друку) 26.08.2020

Method for predicting special cases in flight based on early detection of anomalous sequences in the diagnostic data of aircraft technological equipment

I. Padalka, O. Dmytriiev, D. Parkhomenko, O. Meleshko

Abstract. Modern onboard digital systems for automatic control, monitoring and diagnostics allow measuring a large number of parameters of aircraft technological equipment and receiving arrays of such information in digital form. Prediction of special cases in flight is the main task of parametric diagnostics of aircraft technological equipment. However, the existing diagnostic models based on the corresponding mathematical models do not fully use the diagnostic data arrays and do not always allow predicting the occurrence of technological equipment failures. This makes the task of predicting special cases in flight relevant. **The purpose of the article** is to develop a method for predicting special cases in flight based on the detection of abnormal sequences in the diagnostic data of the technological equipment of the aircraft; in order to increase flight safety. **Results of the research.** The paper proposes a method for predicting special cases in flight based on the early detection of anomalous sequences in the diagnostic data of the aircraft technological equipment. For the early detection of abnormal sequences, it is proposed to use a hybrid stochastic model and a method for detecting abnormal sequences in the diagnostic data of aircraft technological equipment. The input training information is provided in the form of vectors of observations of the development of the process in which the final value is especially highlighted, as a result, characterizing the facts of belonging of the vector to the class of normal or abnormal temporal patterns. **Conclusion.** The application of the proposed method will allow to implement the prognostic principle of flight safety management, as well as to obtain the economic effect of preventing aircraft downtime due to sudden equipment failure.

Keywords: flight safety, special cases in flight, parametric diagnostics, forecasting, anomalous sequence, time series, temporal pattern, hybrid stochastic model.