

І.О. Падалка¹, О.М. Дмитрієв¹, Д.О. Пархоменко², І.В. Пасько³

¹Льотна академія Національного авіаційного університету, Кропивницький

²Харківський національний університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків

³Науково-дослідний центр ракетних військ і артилерії, Суми

МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕННЯ ЧАСОВОГО ПРОЦЕСУ ФУНКЦІОНУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ ПОВІТРЯНОГО СУДНА НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ДАНИХ ПАРАМЕТРИЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ

У роботі запропоновано модель представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики для виявлення аномальних послідовностей з метою попередження особливих випадків в польоті. Для виявлення аномальних послідовностей пропонується використовувати гібридну стохастичну модель, засновану на об'єднанні марківських і продукційних моделей, що використовують темпоральні правила для уточнення перехідних ймовірностей між станами процесу.

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

Вступ

Постановка проблеми. Однією з важливих складових вирішення проблеми безпеки експлуатації повітряного судна і запобігання особливих випадків в польоті є достовірна прогнозна оцінка стану технологічного обладнання повітряного судна на певний часовий інтервал за межами поточних вимірювань, наприклад на один або кілька часових відліків, заданих для фіксації значень діагностичних параметрів за допомогою датчиків. В діапазоні зазначеного інтервалу прогнозування можливі значення параметру об'єкту, що обчислюються з використанням прийнятої моделі прогнозування, порівнюються з межами встановленої для параметра допустимої зони, яка характеризує працездатний стан об'єкту [1]. Якщо значення виходить за межі нормальної зони, то фіксується можливість особливого випадку в польоті і повинні бути реалізовані дії, спрямовані на запобігання можливої неприпустимої зміни параметру і, отже, порушення працездатності технологічного обладнання повітряного судна.

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. Кількість елементів, що підлягають параметричній діагностиці, на сучасних повітряних суднах стає дедалі більше. Наприклад, тільки на газотурбінному двигуні ПС-90А одночасно обробляється 249 бінарних і 33 аналогових параметрів. Однак існуючі діагностичні моделі, що базуються на відповідних математичних моделях, не повною мірою використовують

таку достатньо велику кількість даних та не завжди дозволяють прогнозувати виникнення відмов технологічного обладнання. 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.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На даний час для прогнозування відмов технологічного обладнання на основі виявлення аномальних послідовностей в діагностичних даних використовується інтелектуальний аналіз даних, який 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 [1]. Однак розробка методів виявлення аномалій в темпоральних даних пов'язана з рядом складнощів [2]. 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. І, по-третє, реальні процеси завжди схильні до впливу різного роду шумів і спотворень, в результаті чого дані, що спостерігаються, стають схожими з аномаліями, це створює труднощі для їх розпізнавання. Для

подання типових темпоральних профілів зашумлених часових процесів використовуються методи, засновані на побудові стохастичних моделей процесів [3–5]. 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” [6]. Однокласовий підхід до класифікації актуальний при повній відсутності прикладів аномальної поведінки, що характерно для експериментальних даних, зібраних в результаті моніторингу технічних пристроїв і технологічних процесів. Стійкими до невизначеностей є методи, засновані на нечіткій логіці і м'яких обчисленнях [7–8]. У зв'язку з постійною появою нових завдань по виявленню аномалій в темпоральних даних, що містять специфічні умови і вимоги для кінцевого результату, існуючі методи вимагають доопрацювання і доповнень.

Мета статті полягає в розробці моделі представлення часового процесу функціонування технологічного обладнання повітряного судна на основі аналізу даних параметричної діагностики. Застосування моделі для виявлення аномальних послідовностей в даних параметричної діагностики дозволить прогнозувати технічний стан технологічного обладнання повітряного судна для попередження особливих випадків в польоті.

Виклад основного матеріалу

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

$$K_{\eta} = N_{\zeta} / G_n \cdot H_n, \quad (1)$$

де K_{η} – інтегральний діагностичний параметр,

що характеризує працездатність турбогвинтового двигуна по зміні коефіцієнту корисної дії;

N_{ζ} – приведена потужність (крутний момент) на повітряному гвинті;

G_n – приведена витрата палива;

H_n – теплотворна здатність палива.

Як інтегральні діагностичні параметри використовують також і емпірично підібрані показники, які є сукупністю кількох різнорідних 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'єкту;
- можливість приведення параметрів до стандартних атмосферних умов і заданому режиму роботи об'єкту.

Розглянемо випадок, коли поведінка повітряного судна оцінюється на основі спостережень за значеннями одного конкретного інтегрального параметру. Послідовність значень такого параметру, отримана на основі показань датчика за певний часовий інтервал, являє собою ЧР, аналіз якого дозволить судити про стан і зміну стану повітряного судна.

У загальному випадку ЧР – це впорядкована послідовність значень єдиного параметру $TS = ts_1, ts_2, \dots, ts_i, \dots, ts_k$, що описує перебіг будь-якого тривалого процесу, де індекс i відповідає позначці часу.

Завдання визначення або виявлення аномалій [9] було поставлене як завдання пошуку в наборах даних зразків (патернів), які не задовольняють деякому передбачуваному типовому поведінку 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. Завдання визначення аномалій в наборі даних ставиться наступним чином. Потрібно на підставі наявних даних побудувати модель, яка є узагальненим описом нормальних процесів і дозволяє розрізнити нормальні і аномальні темпоральні патерни (ТП).

Для завдання виявлення аномалій зазвичай є опис нормальної роботи системи – наприклад, набір станів системи, при яких неполадки відсутні. Опис ж ситуацій, відповідних неполадок 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 обмежений і не містить прикладів аномальних процесів; також часто не заданий критерій, за яким можна було б розрізнити нормальні і аномаль-

ні ТП. Багато алгоритмів, 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” ТП.

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) [10]. Методи виявлення аномалій, засновані на класифікації, припускають, що якщо класифікатор, може бути навчений в наявному просторі ознак, то він зможе розділити нормальні і аномальні ТП. До переваг методів виявлення аномалій, заснованих на класифікації, відноситься можливість використовувати множину способів і алгоритмів, розроблених в області машинного навчання – особливо для випадку, коли навчальна множина містить приклади декількох класів. Крім того етап іспиту проходить швидко в порівнянні з іншими класами методів, так як використовується заздалегідь побудована модель (класифікатор).

Для створення алгоритмів, здатних успішно працювати з інформацією, представленою ЧР, потрібна попереднє перетворення самих рядів. ЧР, які представляють дані з різних об'єктів, в різних одиницях виміру, потрібно привести до деяких типових, зручних для подальшого аналізу форм. Для роботи з ЧР пропонується використовувати два способу їх подачі – нормалізоване і символічне. Нормалізацією назвемо приведення ЧР до такого виду, що середнє значення його параметрів дорівнює нулю, а середньоквадратичне відхилення – одиниці; таке перетворення є необхідним процесом при попе-

редній обробці даних [11].

Приклади вихідного і нормалізованого рядів приведені в рядках 1 і 2 табл. 1.

Символьне уявлення для ЧР може бути отримано з нормалізованого представлення за допомогою алгоритму SAX (Symbolic Aggregate approximation) [11]. Для конвертування числового ряду в 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 [11].

З цією метою для нормалізованого ЧР шукається впорядкована множина таких точок $B = b_0, b_1, b_2, \dots, b_{|A|}$ ($b_0 = -\infty, b_{|A|} = +\infty$), які ділили б область під графіком стандартної нормальної (гаусовської) кривої $N(0,1)$ на рівні площі, рівні $1/|A|$. Символьне уявлення для ЧР TS отримується за таким правилом: якщо черговий елемент ts_i менше b_1 , то він відображається в перший символ алфавіту A , якщо елемент ts_i більше $b_{|A|-1}$, то він відображається в останній символ алфавіту A . Якщо ж елемент ts_i потрапляє в інтервал (b_k, b_{k+1}) , а саме $b_k \leq ts_i \leq b_{k+1}$, то він відображається в символ алфавіту, який відповідає цьому інтервалу.

Приклад символічного подання (було розглянуто алфавіт A з 20 символів, $A = \{a, b, c, \dots, t\}$) для ЧР наведено в табл. 1, рядок 3.

Таблиця 1

Нормалізоване подання 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 уявлення	<i>c</i>	<i>p</i>	<i>a</i>	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>p</i>	<i>j</i>	<i>c</i>

Джерело: розроблено авторами.

Якщо розглядати ts_i як випадкову величину, що приймає значення з множини A , то можна ввести поняття перехідної ймовірності.

Перехідною ймовірністю називається величина $P(a,b) = P(b|a)$, що характеризує ймовірність переходу процесу зі стану a в стан b , тобто ймовірність того, що процес буде перебувати в стані a в момент часу t і в стані b в момент часу $t+1$.

Процес називається марковським, якщо щодо його перехідних ймовірностей справедливі такі припущення:

– перехідні ймовірності не залежать від моментів часу t ;

– для кожної пари станів (a,b) перехідна ймовірність $P(a,b)$ не залежить від того, яким чином процес перейшов в стан a , тобто:

$$P(ts_i | ts_{i-1}) = P(ts_i | ts_{i-1}, ts_{i-2}, \dots, ts_{i-k}). \quad (2)$$

Стохастична марковська модель (ММ) представляється трійкою: $MM = \langle A, \|P\|, Q \rangle$, де A – множина станів; $\|P\|$ – матриця перехідних ймовірностей; $Q = (q_1, q_2, \dots, q_{|A|})$ – вектор початкового розподілу ймовірностей.

ТП називається будь-який ланцюжок символів $p = (a, b, c, \dots, d, e)$. Довжиною ТП називається число

символів, що входять до нього.

Якщо X – ЧР, який представляє марковський процес, тоді ймовірність появи (або рівень підтримки) ТР p в X обчислюється таким чином:

$$P\{p \in X\} = P(a,b) \cdot P(b,c) \cdot \dots \cdot P(d,e). \quad (3)$$

Методи детектування аномалій з використанням ММ засновані на ідеї побудови темпорального профілю нормального поведінки процесу в вигляді ММ на основі наявної статистичної інформації. Детектування аномалій здійснюється шляхом обчислення для тестової послідовності (ТП) p рівня підтримки $P\{p \in X\}$. У разі, якщо рівень підтримки виявляється нижче заданого порогу, даний ТП p вважається аномалією.

При розробці ММ виникають дві проблеми – встановлення факту того, що процес є марковським, і визначення значень перехідних ймовірностей ММ.

Матриця перехідних ймовірностей і початковий розподіл ймовірностей ММ можуть бути розраховані на основі наявної статистичної інформації про процес, що спостерігається, яка представлена ЧР X . Передбачається, що ЧР X 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 ТП в досліджуваному процесі.

Припустимо, що стан $a \in A$ досить часто зустрічається в X , тобто має досить високий рівень підтримки. Тоді можна оцінити ймовірність спостереження стану a в X :

$$P(a) = \frac{Sup(a)}{N}, \quad (4)$$

де $Sup(a)$ – підтримка ТП a в X , що дорівнює числу входжень ТП a в X .

Для будь-якої пари станів $(a,b) \in A$, за умови досить високих рівнів підтримки $Sup(a)$ і $Sup(a,b)$, перехідну ймовірність $P(a,b)$ можна визначити

$$P(a,b) = \frac{Sup(a,b)}{Sup(a)}. \quad (5)$$

Якщо в X представлено в достатньому обсязі всі множини пар станів $(a,b) \in A$, то на підставі формул (4) і (5) можна знайти обидва основні компоненти стохастичною ММ для ЧР X .

Для встановлення факту здійснення умови (1), що характеризує незалежність перехідних ймовірностей між станами ЧР, дану умову запишемо у вигляді:

$$\begin{aligned} \forall p = (a, \dots, b, c) \in X, Sup(p) > \omega; \\ \frac{Sup(b,c)}{Sup(b)} = \frac{Sup(a, \dots, b, c)}{Sup(a, \dots, b)}, \end{aligned} \quad (6)$$

де ω – значення порога підтримки.

Для перевірки умови (1) для будь-яких кінце-

вих ЧР введемо в розгляд два параметра ω і δ . Перший характеризує рівень мінімальної підтримки ТП, достатній для оцінки ймовірності його появи у ЧР X , а другий – довжину часового інтервалу, за межами якого можна припустити відсутність кореляційної зв'язку між символами ЧР і, отже, незалежність перехідних ймовірностей від передісторії процесу. Рівень мінімальної підтримки ω виражається як частина від загальної довжини ЧР N і в залежності від величини N знаходиться в межах 0,1-0,01. Що стосується параметра δ , то вибір його конкретного значення залежить від особливостей досліджуваного процесу і здійснюється експериментальним шляхом, проте інтуїтивно зрозуміло, що кореляційний зв'язок між значеннями ЧР $x(i)$ і $x(i-\delta)$ зі збільшенням δ досить швидко зменшується, отже, в якості параметра δ можна розглядати деяку, не залежну від довжини ЧР N константу.

Алгоритм перевірки умови (1) полягає у виявленні у ЧР X всіх ТП довжиною 2,3, ... δ і обчисленні для них значень рівнів підтримки. Потім для всіх виявлених ТП з достатнім рівнем підтримки, що перевищує поріг ω , перевіряється здійсненність умови (5).

ТП виявляються шляхом аналізу ЧР X ковзаючим вікном довжиною δ , яке переміщається уздовж ВР, 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.

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 X , з рівнем підтримки, не меншим ω . Для забезпечення даного рівня підтримки при довжині ЧР N ТП повинен зустрічатися в ЧР X 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 X здійснюється за $N \cdot C \cdot \delta^2 / \omega$ кроків, тобто має лінійну щодо N алгоритмічну

складність $O(N)$.

Вищеописаний метод перевірки умови (1) покладено в основу побудови гібридної стохастичної моделі (ГСМ), здатної адекватно представляти будь-які стохастичні процеси, в тому числі і процеси, які не є марковськими. ГСМ заснована на об'єднанні стохастичної ММ і продукційної моделі, представлена у вигляді системи продукційних темпоральних правил (ПТП), що уточнюють значення перехідних ймовірностей, які залежать від передісторії процесу. Система уточнюючих ПТП формується таким чином.

На основі вищенаведеної процедури перевірки умови (1) виявляються всі ТП, що не задовольняють умові (5). Для всіх таких ТП формуються уточнюючі ПТП, що встановлюють для передкінцевих станів b ТП $p = (a, \dots, b, c)$ нові значення перехідних ймовірностей $P(x|b) = P(x|a, \dots, b)$, обчислені на основі формули (4). Ліва частина ПТП містить опис ТП, який закінчується станом b , для якого встановлюються нові значення перехідних ймовірностей, а права – значення перехідних ймовірностей. Якщо $p^* = (\dots, b, c)$ – частина (підпаттерн) ТП p , ПТП $R(p)$, називається домінуючим над ПТП $R(p^*)$.

ПТП, відповідні ТП у ЧР, що мають достатній рівень підтримки, і не задовольняють умові (5), утворюють систему уточнюючих продукційних правил для ГСМ. Продукційні правила коректують значення перехідних ймовірностей вихідної ММ, обчислені на основі формули (4). ГСМ представляється четвіркою: $ГСМ = \langle A, \|P\|, Q, \Pi \rangle$, де A – множина станів; $\|P\|$ – матриця перехідних ймовірностей; $Q = (q_1, q_2, \dots, q_S)$ – вектор початкового розподілу ймовірностей; Π – система уточнюючих ПТП [12].

Функціонування ГСМ в процесі надходження на її вхід потоку даних, представленого у вигляді ЧР X , здійснюється на основі наступного алгоритму.

1. Для поточного стану процесу $b = x(i)$ в потіці даних X формується множина ТП P , що включає δ попередніх даному стану ТП довжиною $1, 2, \dots, \delta$.

2. З множини уточнюючих продукційних правил Π , що входять в ГСМ, формується підмножина правил Π^* , відповідних ТП з P .

3. Якщо Π^* виявляється порожнім, то перехідні ймовірності для поточного стану b визначаються на основі матриці перехідних ймовірностей ММ, інакше перехід до п. 4.

4. Якщо Π^* не порожнє, то з усіх, що входять в нього ПТП вибирається правило, домінуюче над

усіма ПТП множини Π^* . На основі даного правила встановлюються перехідні ймовірності для стану b .

Слід зазначити, множина P , яка формується в п. 1 алгоритму містить виключно ТП, що “вкладаються” один в одного, отже, підмножина ПТП Π^* , що формується в п. 2 алгоритму, містить множину строго домінуючих один над одним правил, з яких однозначно вибирається ПТП, домінуюче над усіма іншими ПТП, що входять в Π^* .

З метою перевірки ефективності запропонованої ГСМ була проведена серія експериментів. Сформована навчальна вибірка, що включала 1000 відліків ЧР (рис. 1), що описується математичною моделлю виду $s(t) = s(t-1) + \cos(\omega t + \varphi)$, де ω і φ – коефіцієнти.

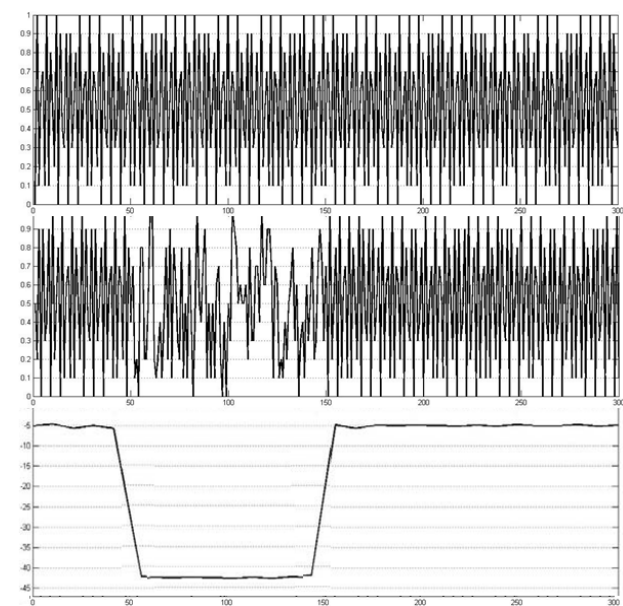


Рис. 1. Фрагмент навчальної вибірки, фрагмент тестової вибірки, підтримка тестових даних ГСМ
Джерело: розроблено авторами.

Шляхом дискретизації вихідний числовий ЧР був приведений до символного подання, що включає 10 станів. Тестова вибірка була згенерована за допомогою 300 елементів, взятих з навчальних даних, і 100 елементів, згенерованих випадковим чином (на рис. 1 елементи 51-150). З включенням до ММ системи уточнюючих ПТП показники роботи отриманої ГСМ істотно покращилися. Рис. 1 ілюструє результати аналізу тестових даних за допомогою ГСМ. Як видно з отриманих графіків, ймовірності підтримки нормальних ТП набагато вище ймовірностей підтримки аномальних ТП.

Висновки

У роботі запропоновано модель представлення діагностичних даних технологічного обладнання повітряного судна для виявлення аномальних послі-

довностей з метою попередження особливих випадків в польоті. Для виявлення аномальних послідовностей пропонується використовувати гібридну стохастичну модель, засновану на об'єднанні марковських і продукційних моделей, що використовують темпоральні правила для уточнення перехідних ймовірностей між станами процесу.

За рахунок включення в модель уточнюючих продукційних правил підвищується вірогідність

опису випадкових процесів, які не є марковськими, а також з'являється можливість інтеграції в модель апріорних експертних знань, що є дуже важливим для прогнозування особливих випадків в польоті.

Застосування запропонованої моделі дозволить впровадити прогностичний принцип управління безпекою польотів, а також отримати економічний ефект від запобігання простою повітряного судна через раптову відмову обладнання.

Список літератури

1. Grabocka J. Invariant Time-Series Classification / J. Grabocka, A. Nanopoulos, L. Schmidt-Thieme // European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases. – Germany, 2012. – P. 725-740.
2. Chandola V. Anomaly Detection: A Survey / V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar // ACM Computing Surveys. – 2009. – Vol. 41(3). – P. 1-72.
3. Yeung D.Y. Host-based intrusion detection using dynamic and static behavioral models / D.Y. Yeung, Y.X. Ding // Pattern Recognition. – 2003. – Vol. 36. – P. 229-243.
4. Ковалев С.М. 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.
5. Суханов А.В. Стохастическая Марковская модель поиска аномалий в темпоральных данных / А.В. Суханов // Труды Конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям. – Т. 1. – М.: Физматлит, 2013. – С. 177-181.
6. Ma J. Time-series novelty detection using one-class support vector machines / J. Ma, S. Perkins // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. – United States, July 2003. – Vol. 3. – P. 1741-1745.
7. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. – М.: Мир, 1976. – 166 с.
8. 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.
9. Herrera L.J. Recursive prediction for long term time series forecasting using advanced models / L.J. Herrera // Neurocomputing. – 2007. – Vol. 70(16). – P. 2870-2880.
10. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах / В.Н. Вагин, Е.Ю. Головина, А.А. Загорянская, М.В. Фомина. – М.: Физматлит, 2008. – 712 с.
11. A Symbolic Representation of Time Series with Implications for Streaming Algorithms / J. Lin, E. Keogh, S. Lonardi, B. Chiu // Proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. – San Diego, 13 June 2003. – P. 2-11.
12. Sorjamaa A. Methodology for long-term prediction of time series / A. Sorjamaa // Neurocomputing. – 2007. – Vol. 70(16). – P. 2861-2869.

Надійшла до редколегії 27.08.2020

Схвалена до друку 22.09.2020

Відомості про авторів:

Падалка Іван Олегович

аспірант

Льотної академії Національного

авіаційного університету

Кропивницький, Україна

<https://orcid.org/0000-0002-3530-0199>

Дмитрієв Олег Миколайович

кандидат технічних наук

завідувач кафедри

Льотної академії Національного

авіаційного університету,

Кропивницький, Україна

<https://orcid.org/0000-0003-1079-9744>

Information about the authors:

Ivan Padalka

Doctoral Student

of the Flight Academy

of the National Aviation University,

Kropyvnytsky, Ukraine

<https://orcid.org/0000-0002-3530-0199>

Oleh Dmitriiev

Candidate of Technical Sciences

Head of Department

of the Flight Academy

of the National Aviation University,

Kropyvnytsky, Ukraine

<https://0000-0003-1079-9744>

Пархоменко Данило Олексійович
кандидат технічних наук
старший викладач
Харківського національного університету
Повітряних Сил ім. І. Кожедуба,
Харків, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-2254-7248>

Пасько Ігор Володимирович
кандидат технічних наук
старший науковий співробітник
начальник науково-дослідного відділу
науково-дослідного центру ракетних військ і артилерії,
Суми, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-0207-1203>

Danylo Parkhomenko
Candidate of Technical Sciences
Senior Instructor
of Ivan Kozhedub Kharkiv National
Air Force University,
Kharkiv, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-2254-7248>

Igor Pasko
Candidate of Technical Sciences
Senior Research
Chief of Scientific Research Department
of Research Center for Missile Forces and Artillery,
Sumy, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-0207-1203>

МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ВРЕМЕННОГО ПРОЦЕССА ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ ВОЗДУШНОГО СУДНА НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ДАННЫХ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ

И.О. Падалка, О.Н. Дмитриев, Д.А. Пархоменко, И.В. Пасько

В работе предложена модель представления временного процесса функционирования технологического оборудования воздушного судна на основе анализа данных параметрической диагностики для выявления аномальных последовательностей с целью предупреждения особых случаев в полете. Для выявления аномальных последовательностей предлагается использовать гибридную стохастическую модель, основанную на объединении марковских и производственных моделей, которые используют темпоральные правила для уточнения переходных вероятностей между состояниями процесса.

Ключевые слова: безопасность полетов, особые случаи в полете, параметрическая диагностика, прогнозирование, аномальная последовательность, временной ряд, темпоральный паттерн.

MODEL OF REPRESENTATION OF THE TEMPORAL PROCESS OF FUNCTIONING OF TECHNOLOGICAL EQUIPMENT OF AN AIRCRAFT BASED ON THE ANALYSIS OF PARAMETRIC DIAGNOSTICS DATA

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

Prediction of special cases in flight is the main task of parametric diagnostics of aircraft technological equipment. To solve this problem, on-board automated monitoring, diagnostics and control of on-board equipment, unloading and information support of the crew make it possible to measure a large number of parameters of the aircraft technological equipment and obtain arrays of such information in digital form. To process the information obtained, mathematical models are used based on the trend analysis of the recorded operating time parameters. However, existing diagnostic models based on the corresponding mathematical models do not always allow predicting the occurrence of technological equipment failures. What makes the task of predicting special cases in flight urgent on the basis of identifying anomalous sequences in the diagnostic data of the aircraft technological equipment in order to increase the efficiency of decision-making by the crew, to identify, recognize and prevent the negative consequences of special cases in flight. The paper proposes a model for representing the temporal process of the aircraft technological equipment operation based on the analysis of parametric diagnostic data to identify abnormal sequences in order to prevent special cases in flight. To identify anomalous sequences, it is proposed to use a hybrid stochastic model based on combining Markov and production models that use temporal rules to refine the transition probabilities between process states. Due to the inclusion of refining production rules in the model, the probability of describing random processes that are not Markovian increases, and it also becomes possible to integrate a priori expert knowledge into the model, which is very important for predicting special cases in flight. Application of the proposed model will allow introducing the predictive principle of flight safety management, as well as obtaining the economic effect of preventing aircraft downtime due to sudden equipment failure.

Keywords: flight safety, special cases in flight, parametric diagnostics, forecasting, abnormal sequence, time series, temporal pattern.