

ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ СИСТЕМИ АВТОМАТИЧНОГО УПРАВЛІННЯ АВІАЦІЙНИМ ДВИГУНОМ ТВ3-117 З ВИКОРИСТАННЯМ ЙОГО БОРТОВОЇ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ**С. І. Владов, Ю. М. Шмельов, А. С. Сиора, А. А. Яницький, А. В. Пономаренко**Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ
вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна. E-mail: ser26101968@gmail.com

Проаналізовано підходи до вирішення проблеми підвищення надійності систем автоматичного управління авіаційними газотурбінними двигунами, в тому числі, і ТВ3-117, на основі алгоритмічного резервування. Визначено основні труднощі застосування алгоритмічного резервування в умовах льотної експлуатації повітряного судна. Розглянуто особливості застосування лінійних і нелінійних математичних моделей, виділені їх основні переваги та недоліки. Виявлено основні вимоги до математичної моделі задля ефективного застосування в системі автоматичного управління авіаційного двигуна ТВ3-117. На основі проведеного дослідження розроблена і представлена лінійна адаптивна бортова нейромережева модель, призначена для роботи спільно з системою автоматичного управління авіаційного двигуна ТВ3-117. Описано методи вирішення проблеми адаптації нейромережевої моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 до можливої зміни його технічного стану. Розглянуто питання реалізації детермінованих, стохастичних і випадкових поправок для корекції моделі під час експлуатації двигуна. Оцінено застосування одновимірної і багатовимірної фільтрації Калмана входних і вихідних параметрів нейромережевої моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 для підвищення її точності і надійності. Представлений приклад успішної реалізації фільтрації Калмана входного сигналу положення поршня дозувальної голки в результаті моделювання за даними, отриманими в результаті льотних випробувань повітряного судна. Визначена область застосування нейромережевої моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 і ситуації, в яких модель функціонувати не може. Проведено оцінку похибки моделі для основних режимів експлуатації двигуна: похибка частоти обертання ротора турбокомпресора не перевищила 1,25 %, тиску повітря за турбокомпресором – 3,5 %, температури газів за турбіною компресора – 2,2%. Отримані дані свідчать про можливе впровадження нейромережевої моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 в бортову систему контролю і діагностики його технічного стану в польотних режимах.

Ключові слова: авіаційний двигун, нейромережева модель, система автоматичного управління, фільтр Калмана.

ПОВЫШЕНИЕ НАДЕЖНОСТИ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ ТВ3-117 С ПРИМЕНЕНИЕМ ЕГО БОРТОВОЙ НЕЙРОСЕТОВОЙ МОДЕЛИ**С. И. Владов, Ю. Н. Шмелев, А. С. Сиора, А. А. Яницкий, А. В. Пономаренко**Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел
ул. Победы, 17/6, г. Кременчуг, 39605, Украина. E-mail: ser26101968@gmail.com

Проанализированы подходы к решению проблемы повышения надежности систем автоматического управления авиационными газотурбинными двигателями, в том числе, и ТВ3-117, на основе алгоритмического резервирования. Определены основные трудности применения алгоритмического резервирования в условиях летной эксплуатации воздушного судна. Рассмотрены особенности применения линейных и нелинейных математических моделей, выделены их основные преимущества и недостатки. Вывявлены основные требования к математической модели для эффективного применения в системе автоматического управления авиационного двигателя ТВ3-117. На основе проведенного исследования разработана и представлена линейная адаптивная бортовая нейросетевая модель, предназначенная для работы совместно с системой автоматического управления авиационного двигателя ТВ3-117. Описаны методы решения проблемы адаптации нейросетевой модели авиационного двигателя ТВ3-117 к возможному изменению его технического состояния. Рассмотрен вопрос реализации детерминированных, стохастических и случайных поправок для коррекции модели во время эксплуатации двигателя. Оценено применение одномерной и многомерной фильтрации Калмана входных и выходных параметров нейросетевой модели авиационного двигателя ТВ3-117 для повышения ее точности и надежности. Представлен пример успешной реализации фильтрации Калмана входного сигнала положения поршня дозирующей иглы в результате моделирования по данным, полученным в результате летных испытаний воздушного судна. Определена область применения нейросетевой модели авиационного двигателя ТВ3-117 и ситуации, в которых модель функционировать не может. Проведена оценка погрешности модели для основных режимов эксплуатации двигателя: погрешность частоты вращения ротора турбокомпрессора не превысила 1,25 %, давления воздуха за турбокомпрессором – 3,5 %, температуры газов за турбиной компрессора – 2,2 %. Полученные данные свидетельствуют о возможном внедрении нейросетевой модели авиационного двигателя ТВ3-117 в бортовую систему контроля и диагностики его технического состояния в полетных режимах.

Ключевые слова: авиационный двигатель, нейросетевая модель, система автоматического управления, фильтр Калмана.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. На наш час генералним напрямом підвищення надійності цифрових систем автоматичного управління авіаційними газотурбінними двигунами (ГТД) у тому числі, і

ТВ3-117, є створення алгоритмічної надмірності інформації за допомогою вбудованої (бортової) моделі двигуна. Бортові моделі двигуна відносять до особливого класу моделей, сутнісними властивос-

тями яких є компактність (обсяг близько 100 кБ) швидкодія (процес моделювання в реальному масштабі часу – частота видачі рішення 50 Гц), а також прийнятна для виконання основної функції точність відображення параметрів двигуна в області. Очевидно, що забезпечувати виконання всіх цих вимог у математичній моделі двигуна вкрай важко. Компроміс досягається в основному за рахунок точності моделей, оскільки вимоги компактності та швидкодії є безумовними [1].

У зв'язку з цим виникає проблема вибору рівня математичної моделі для розв'язання поставленої задачі. Необхідно відзначити, що на сьогодні існує досвід застосування як лінійних, так і нелінійних

повузлових моделей в системах моделювання, супроводжуючих льотні випробування [2], і алгоритмічного резервування у вбудованих (бортових) моделях [3, 4]. Сама ідея алгоритмічного резервування системи управління двигуном за допомогою його математичної моделі очевидна і давно відома. Наявність третього незалежного джерела інформації (модель) дозволяє побудувати мажоритарну систему в двоканальних системах автоматичного управління (САУ) (рис. 1) [5] для виявлення таких важко ідентифікованих відмов окремого каналу, як «дрейф» параметра (неідентифіковані в двоканальних схемах) і розпізнавання ситуації «відмова двигуна».



Рисунок 1 – Структурна схема САУ з вбудованою бортовою моделлю авіаційного двигуна ТВ3-117

Наприклад, у результаті попадання вологи в пневматичний приймач повного тиску на вході в двигун з подальшим утворенням льоду датчик тиску не реагує на зміну висоти польоту, залишаючись у той же час у межах фізично допустимих значень («заморожене» значення). Це перешкоджає виявленню відмови інформаційного каналу в двоканальній схемі системи внутрішнього контролю, побудованої на принципі розрізнення значення параметра в робочому діапазоні або поза ним.

Однак при реалізації ідеї резервування за допомогою моделі виникають певні технічні та теоретичні труднощі. Справа в тому, що розмірність простору станів двигуна, як правило, значно перевищує розмірність вектору. Реальні показники можуть відрізнятися на борту, у силу чого встановити детерміновану однозначну відповідність між ними важко. У результаті виникає проблема як ідентифікації відмови датчика з подальшим заміщенням інформації модельним значенням, так і розпізнавання «відмови» (зміни конфігурації) двигуна.

Слід зазначити, що ця проблема є спільною (теоретичної) незалежно від рівня (лінійна або нелінійна) використовуваної моделі двигуна. Отже, у реальності підвищення рівня моделі автоматично не призводить до підвищення надійності системи. Однак очевидно, що нелінійні повузлові моделі мають більш високу точність відображення об'єкта, у тому числі і при зміні його стану в разі апріорно відомого впливу.

Інше питання, що це досягається за рахунок більшого обсягу вихідної інформації і більшої складності

експлуатації моделі в процесі роботи, що вимагає високої кваліфікації для аналізу, а це, у свою чергу, знижує надійність системи «людина–двигун–САУ».

Отже, при виконанні функції ідентифікації несправного інформаційного каналу і його заміщення в САУ за допомогою бортової моделі однією з її найважливіших властивостей слід визнати адаптивність до згаданих вище змін стану об'єкта. Більш того, ця властивість адаптивності моделі багато в чому є критичною для успіху справи.

Отже, метою роботи є підвищення надійності системи автоматичного управління авіаційним двигуном ТВ3-117 за рахунок використання його лінійної адаптивної бортової моделі.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. З урахуванням усього вищесказаного в роботі представлена лінійна адаптивна бортова нейромережева модель двигуна (LABEM), призначена для роботи спільно з САУ авіаційним двигуном ТВ3-117 у реальному середовищі і яка задовольнить вимогам, що висуваються. Основою статичної моделі двигуна є дросельна характеристика індивідуального двигуна, отримана в процесі експлуатації після проведення обслуговування (наприклад, заміни електронно-цифрового регулятора САУ), тобто $X, Y = f(U, A)$, де A – вектор входу; U – вектор управління; Y – вектор виходу; X – вектор стану. Для елімінації множини значень векторів входу в моделі використовується поняття узагальненого вектору входу (параметри з індексом «0»), який формується за допомогою теорії подібності газотурбінного двигуна процедурою [6],

відомої як «приведення до стандартних атмосферних умов».

У загальному вигляді нейромережева лінійна модель для узагальненого вектору входу має наступний канонічний вигляд моделі зі змінними коефіцієнтами [7]:

$$f_1(A, U) = 0, \quad (1)$$

$$Y = f_2(A, X), \quad (2)$$

де f_1 й f_2 – нелінійні вектор-функції; A й U – вектори параметрів двигуна.

На рис. 2 приведена узагальнена структурна схема процесу настройки параметрів (процедури навчання) нейромережевої моделі авіаційного двигуна ТВ3-117.

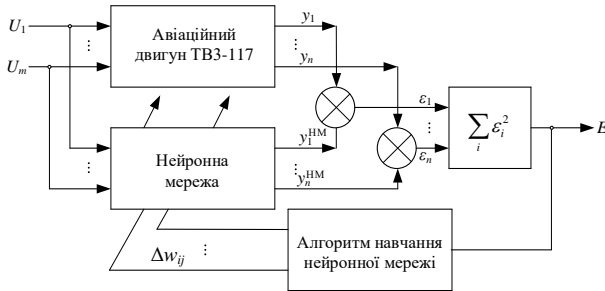


Рисунок 2 – Схема навчання нейромережевої моделі авіаційного двигуна ТВ3-117

На рис. 2 позначено: $\mathbf{U} = (u_1, u_2, \dots, u_m)^T$ – вектор вхідних (керуючих) впливів; $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ – вектор вихідних параметрів двигуна; $\mathbf{Y}^{HM} = (y_1^{HM}, y_2^{HM}, \dots, y_n^{HM})^T$ – вектор виходів нейромережі; ΔW_{ij} – приріст ваг синаптичних зв'язків нейромережі.

Перетворення вектору управляючих впливів на вектор вихідних параметрів описується оператором \mathbf{F} (у загальному випадку може описувати статичну або динамічну модель):

$$\mathbf{Y} = \mathbf{F}(\mathbf{U}). \quad (3)$$

Задача ідентифікації авіаційного двигуна ТВ3-117 за допомогою нейромережі може бути сформульована таким чином. За підсумками пропонування нейромережі в процесі навчання множини векторів $(\mathbf{U}_i; \mathbf{Y}_i)$, що утворюють «навчальну вибірку» і отриманих експериментальним шляхом для індивідуального екземпляра двигуна, необхідно відшукати оператор \mathbf{F}^{HM} у класі нейромережевих архітектур, який найкращим чином представляв би (апроксимував) оператор \mathbf{F} .

Апроксимація оператора \mathbf{F} оператором \mathbf{F}^{HM} може вважатися найкращою, якщо деякий функціонал від різниці $(\mathbf{Y} - \mathbf{Y}^{HM})$ не перевищує заданої досить малої величини ε_{000} , що визначає точність апроксимації оператора \mathbf{F} :

$$E = \|\mathbf{Y} - \mathbf{Y}^{HM}\| = \sum_i \varepsilon_i^2 \leq \varepsilon_{000}, \quad (4)$$

Виконання умови (4) забезпечується шляхом навчання нейромережі, тобто настройки її параметрів на навчальній вибірці $\{(\mathbf{U}, \mathbf{Y})\}$, і перевіряється на спеціальним чином організованій «тестовій вибірці».

Безпосередня побудова нейромережі передбачає виконання такої послідовності дій [8]:

Крок 1. Визначення цілей і завдань забезпечення відмовостійкості системи автоматичного управління авіаційним двигуном ТВ3-117.

Крок 2. Вибір структури і місця включення нейромережі.

Крок 3. Вибір алгоритму навчання нейромережі.

Крок 4. Формування на основі експериментів (на цифровій моделі з використанням результатів польотних даних) навчальної вибірки.

Крок 5. Навчання нейромережі.

Крок 6. Контрастування нейромережі (тобто її редукція, спрощення).

Крок 7. Моделювання і налагодження (тестування) алгоритмів управління та контролю системи автоматичного управління з нейромережею.

Крок 8. Програмна або апаратна реалізація нейромережі.

Віртуальні зміни стану авіаційного двигуна ТВ3-117 можуть бути умовно класифіковані в такий спосіб:

1. Детерміновані, апріорно відомі зміни під впливом контрольованих чинників (умови польоту, напрацювання по ресурсу, величини відборів повітря тощо).

2. Стохастичні зміни, зумовлені, наприклад, різним початковим тепловим станом роторів і статорів, зміни радіальних зазорів тощо), неконтрольованими відборами повітря і потужності тощо.

3. Випадкові зміни, викликані неконтрольованою зміною конфігурації двигуна (пошкодження лопаток турбокомпресора, забруднення проточної частини двигуна, зміна характеристик вентилятора при сильному бічному вітрі тощо).

Відповідно, виділимо три види поправок для адаптації моделі до можливої зміни технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 і умовно позначимо їх як детерміновані, стохастичні і випадкові.

Детерміновані поправки. У моделі передбачена поправка статичної характеристики на погіршення ККД вузлів двигуна з напрацюванням щодо ресурсу в польотних циклах. Відповідна зміна параметрів (у відсотках) визначається за допомогою коефіцієнтів впливу ККД на параметри двигуна залежно від режиму роботи з подальшим лінійним підсумовуванням.

Зі зміною швидкості польоту (числа Маха, M) необхідно вводити поправку до статичної характеристики. При $M > 0$ температура газу за турбіною компресора стає нижче температури газу при $M = 0$, а частота обертання ротора турбокомпресора вище частоти обертання при $M = 0$ за рахунок збільшення перепаду тиску на турбіні зі збільшенням швидкості польоту.

Відбір повітря з будь-якого сигналу враховується в моделі у вигляді залежності відсотка відбору від тиску повітря за компресором. Відповідно, корекція параметрів статичної характеристики авіаційного двигуна ТВ3-117 при нормальному відборі проводиться множенням величини відбору повітря (%) на відповідний коефіцієнт впливу.

У зв'язку з тим, що при експлуатації вертольоту в його системі, окрім нормального відбору в системі кондиціонування можливі різні поєднання відборів, польотних умов і режимів роботи двигуна априорна задача корекції моделі важко. Як наслідок, урахування в цих варіантах відбору проводиться в поправці на стан двигуна за допомогою діагностичної матриці.

Стохастичні поправки. У зв'язку з тим, що авіаційний двигун ТВ3-117 є стохастичною системою, описувану простором станів великої розмірності з передісторією, не має змоги априорно описати всі його поточні стани. Отже, для моніторингу його стану в моделі використана діагностична матриця розмірністю (обмеженою числом вимірювальних каналів) 4×4 . Передбачається, що більшість станів, відмінних від базової характеристики двигуна з урахуванням поправок, відображається у відхиленнях ККД турбіни компресора, витоків повітря у зовнішній контур і величин відборів повітря. Діагностична матриця отримується в результаті розв'язання системи чотирьох лінійних рівнянь.

Вхідними параметрами системи є приведена витрата палива і відхилення вимірних середніх значень параметрів у справних керуючому і резервному каналах від еталонних (базових) з урахуванням поправок. Після інтерполяції коефіцієнтів впливу в залежності від режиму дані використовуються в системі нормальних лінійних рівнянь, що має вигляд:

$$\left\{ \begin{aligned} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \right) \delta x_1 + \dots + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \right) \delta x_k &= \\ = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \right) \delta P_{ij}, & \\ \dots & \\ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \right) \delta x_1 + \dots + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \right) \delta x_k &= \\ = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \right) \delta P_{ij}, & \end{aligned} \right. \quad (5)$$

де $\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k}$ – коефіцієнти впливу, визначені чисельним експериментом на повузловій нелінійній моделі двигуна; δx_k ($k = 4$) – шукані відхилення невимірюваних параметрів (ККД турбокомпресора, ККД турбіни компресора, площа вихідного пристрою, приведена витрата газів до умов на вході в турбіну); δP_i ($i = 5$) – відносні відхилення вимірюваних параметрів (температура повітря за компресором, тиск повітря за компресором, витрата палива, тиск газів за турбіною тощо) від базової характеристики двигуна з урахуванням поправок.

Оскільки вимірювані величини мають статистичний розкид, то при обчисленні згаданих відхилень необхідно використовувати їх осереднене значення, зробивши кілька вимірів j ($5 \dots 10$) або пропустивши через оптимізований фільтр ковзного середнього.

Після визначення відхилень невимірюваних параметрів необхідно провести порівняння з обмежу-

вачами (лімітерами) на відхилення. У разі, якщо розрахункові відхилення перевищують лімітери, при обчисленні поправок приймаються їх лімітовані значення. Для ККД турбокомпресора обмеження складає $\pm 5\%$, для відборів і витоків обмеження складає $0 \dots 10\%$.

Випадкові поправки. Для корекції випадкових похибок моделі в межах певного діапазону передбачається робота інтегратора на сталому режимі, що «підтягує» модельні значення параметрів до середніх вимірних значень справних керуючого і резервного каналів. Це забезпечує стійку ідентифікацію відмов каналу за допомогою моделі i , в разі відмови каналів плавний перехід на управління за модельними значеннями параметрів. При інтегруванні проводиться коригування модельного фізичного значення в сторону зменшення різниці з вимірним значенням:

$$Y' = Y + \int (Y' - Y_{\text{вим}}) dt. \quad (6)$$

При цьому виконуються логічні операції обмеження, унаслідок яких величина абсолютної інтегральної поправки не може перевищувати заздалегідь задану величину. Далі інтегральні поправки обчислюються у відносному вигляді для подальшої корекції моделі. Обчислені поправки підсумовуються лінійно зі своїм знаком з базовою характеристикою.

Окрім того, для підвищення надійності і точності моделі використовується фільтрація Калмана вхідних і вихідних параметрів моделі. Необхідність у використанні додаткових пристроїв ідентифікації обумовлена дією зовнішніх і внутрішніх перешкод (в тому числі відмов) як в каналі вбудованої моделі (обумовлених помилкою моделювання), так і в каналі вимірювання (обумовлених похибкою датчиків і відмовами вузлів двигуна). Можливість застосування фільтрів Калмана зумовлена нормальністю розподілу випадкових величин і ергодичності випадкових процесів у каналах ЛАВЕМ, доведеними на основі статистичної обробки даних випробувань двигуна [9, 10].

Вхідна одномірна фільтрація ведеться по ходу дозувальної голки (ДГ). Для реалізації алгоритму фільтрації Калмана в блок фільтрації вхідних параметрів вбудовується математична модель ДГ, що виробляє сигнал модельного (прогнозованого) значення ходу поршня ДГ. Алгоритми фільтрації Калмана будуються на порівнянні вимірних $Z_{ДГ}$ і модельних $X_{ДГ}$ значень ходу дозувальної голки з метою визначення в поточний момент оптимального коефіцієнта Калмана (K) на основі розв'язання задачі мінімізації математичного очікування квадрата помилки $\min M(e^2)$ оптимальної оцінки ходу дозувальної голки ($e = X_{ДГ} - X_{ДГ}^{\text{opt}}$) [11]. При цьому оптимальна оцінка ходу дозувальної голки обчислюється за допомогою рекурентного співвідношення

$$X_{ДГ_{k+1}}^{\text{opt}} = K_{k+1} Z_{ДГ_{k+1}} + (1 - K_{k+1}) \left(X_{ДГ_k}^{\text{opt}} + \Delta X_{ДГ_k} \right). \quad (7)$$

Результати досліджень вхідний фільтрації Калмана сигналу положення поршня ДГ [12], що визначає витрата палива на вході в ЛАВЕМ, наведені на рис. 3.

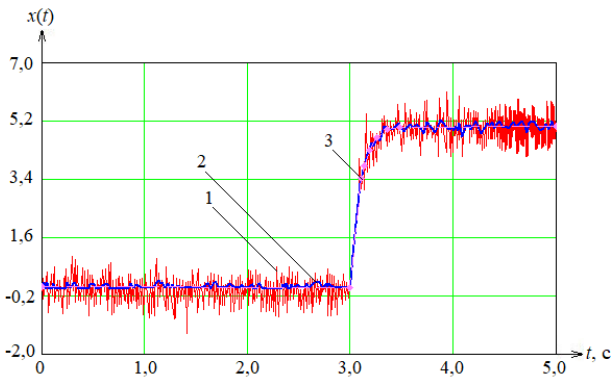


Рисунок 3 – Результати фільтрації сигналів в контурі дозувальної голки: 1 – сигнали датчиків; 2 – вихід фільтра Калмана; 3 – модельне значення

Отримана оптимальна оцінка положення поршня ДГ потрапляє на вхід моделі регулятора перепаду тиску (диференціального клапана), виходом якої є витрата палива, що подається на вхід LABEM.

За аналогічним принципом будується багатовимірний фільтр Калмана вихідних параметрів лінійної адаптивної бортовий моделі двигуна. На виході LABEM підключається багатовимірний фільтр Калмана [12], який визначає оптимальні оцінки вихідних параметрів: швидкості турбін компресора (v_3), температури газів за турбіною компресора (T_3), тиску газів за турбіною компресора (P_3) за допомогою матричного рівняння:

$$\mathbf{X}_k^{opt} = (1 - K_k) \mathbf{X}_k + K_k \mathbf{Z}_k, \quad (8)$$

де на k -у кроці $\mathbf{X}_k = \{v_3, T_3, P_3\}$ – вектор-стовпець прогнозованих модельних значень координат виходу LABEM; \mathbf{X}_k^{opt} – вектор-стовпець оптимальних оцінок цих координат; \mathbf{Z}_k – вектор-стовпець їх вимірювань датчиків; \mathbf{K}_k – матриця коефіцієнтів Калмана для вихідних координат.

Точність алгоритмів одновимірної і багатовимірної фільтрації Калмана залежить від коректності завдання з усіх, які можуть бути ідентифіковані параметрам дисперсій моделей і датчиків. Вибір значень дисперсій ведеться на основі статистичної обробки великих масивів даних стендових і льотних випробувань двигунів.

Слід зазначити, що вирішення завдання фільтрації Калмана є задачею ідентифікації, а не згладжування. Фільтр Калмана не розрахований на згладжування одержуваних з датчиків даних, а націлений на визначення найбільш ймовірного значення вимірюваного з їх допомогою реального параметра – його оптимальної оцінки, отриманої з урахуванням «зашумленого» модельного (прогнозованого) значення і вимірювання датчика.

Оскільки авіаційний двигун ТВ3-117 має суттєво нелінійні властивості, то застосування моделі як заміщення об'єкта в інформаційному просторі обмежена. Зокрема, модель авіаційного двигуна ТВ3-117 не може бути використана за своїм призначенням на режимах авторотації, запуску, а також у таких ситуаціях як мимовільне згасання камери згоряння, помпаж компресора і деяких інших.

ВИСНОВКИ. Оцінка похибки справжньої моделі, отримана за допомогою порівняння результатів моделювання на поузловій нелінійній моделі, дала такі результати для основних режимів експлуатації двигуна (зліт, набір висоти, крейсерський політ): по частоті обертання ротора турбокомпресора – 1,25 %, по тиску повітря за компресором – 3,5 %, по температурі газу за турбіною компресора – 2,2 %. Як і слід було очікувати, похибка моделі збільшується зі зменшенням режиму через нелінійність характеристик, досягаючи дворазової величини на мінімальному режимі (малого газу). З огляду на те, що основні режими роботи складають 90 % часу експлуатації, отримані величини похибки моделі є прийнятними.

ЛІТЕРАТУРА

1. Panov V. Auto-tuning of real-time dynamic gas turbine models. *Proceedings of ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition*, June 16–20, 2014. Düsseldorf, 2014. GT2014-25606. P. 1–10.
2. Steady state detection in industrial gas turbines for condition monitoring and diagnostics applications / C. Celis, E. Xavier, T. Teixeira, G. Pinto. *Proceedings of ASME Turbo Expo 2014: Turbine Technical Conference and Exposition*, June 16–20, 2014. Düsseldorf, 2014. GT2014-25007. P. 1–10.
3. Kobayashi T., Simon D. L. Aircraft engine on-line diagnostics through dual-channel sensor measurements: development of baseline system. *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2008*, Berlin, 2008. GT2008-50345.
4. Kobayashi T., Simon D. L. Aircraft engine on-line diagnostics through dual-channel sensor measurements: development of enhanced system. *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2008*, Berlin, 2008. GT2008-50346.
5. Malloy D. J., Webb A. T., Kidman D. F-22/F119 propulsion system ground and flight test analysis using modeling and simulation. *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2002*. Amsterdam, 2002. GT2002-30001.
6. Августиневич В. Г. Математическое моделирование авиационных двигателей. Пермь : Издательство Пермского национального исследовательского политехнического университета, 2008. 100 с.
7. Onboard parameter identification method of the TV3-117 aircraft engine of the neural network technologies / S. Vladov et all. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. 2019. Iss. 5/2019 (118). P. 90–96.
8. Васильев В. И., Валеев С. С. Оценка сложности нейросетевых моделей на основе энтропийного подхода. *Нейрокомпьютеры, разработка, применение*. 2004. № 9. С.10–16.
9. Кузнецова Т. А., Августиневич В. Г., Якушев А. П. Статистический анализ процессов в системах управления авиационных двигателей с бортовыми математическими моделями. *Научно-технический вестник Поволжья*. 2014. № 35. С. 236–238.
10. Лялькина Г. Б., Бердышев О. В. Математическая обработка результатов эксперимента. Пермь : Издательство Пермского национального исследовательского политехнического университета, 2013. 78 с.
11. Borguet S., Dewalle P., Leonard O. On-line transient engine diagnostics in a Kalman filtering framework. *Proceedings of ASME Turbo Expo 2005*:

Power for Land, Sea and Air, 06–09 June, 2005, Reno-Tahoe, 2005. GT2005-68013. 9 p.

12. Кузнецова Т. А., Губарев Е. А., Лихачева Ю. В. Алгоритмы оптимальной фильтрации в зада-

чах идентификации параметров систем автоматического управления авиационных двигателей. *Информационно-измерительные и управляющие системы*. 2014. Т. 12, № 9. С. 12–20.

IMPROVING THE RELIABILITY OF TV3-117 AIRCRAFT ENGINE AUTOMATIC CONTROL SYSTEM USING ITS ON-BOARD NEURAL NETWORK MODEL

S. Vladov, Yu. Shmelov, A. Siora, A. Yanitskyi, A. Ponomarenko

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs

vul. Peremogy, 17/6, Kremenchuk, 39605, Ukraine. E-mail: ser26101968@gmail.com

Purpose. The purpose of this work is to increase the reliability of TV3-117 aircraft engine automatic control system using its linear neural network model along with input one-dimensional and multi-dimensional Kalman filtering. Based on the study, a linear adaptive on-board neural network model was developed and presented, designed to work together with the TV3-117 aircraft engine automatic control system. **Methodology.** The work is based on neuroinformatics methods were applied to develop and training a neural network for implementing a linear on-board model of aircraft engine TV3-117; statistical methods for processing the experimental results to determine the accuracy of the one-dimensional and multi-dimensional Kalman filtering algorithms; methods of probability theory and mathematical statistics for the implementation of deterministic, stochastic and random corrections for model correction during engine operation. **Results.** Estimation of the error of the present model, obtained by comparing the simulation results on the nodal nonlinear model, gave the following results for the main modes of operation of the engine (takeoff, altitude, cruising): turbocharger rotor speed – 1.25 %, air pressure behind the compressor – 3.5 %, the temperature of the gas behind the compressor turbine – 2.2 %. As expected, the error of the model increases with decreasing mode due to the nonlinearity of the characteristics, reaching twice the value at the minimum mode (small gas). Given that the main operating modes account for 90% of the operating time, the obtained values of the model error are acceptable. **Originality.** The scientific novelty of the results is that the method of increasing the reliability of TV3-117 aircraft engine automatic control system was further developed, which, along with the use of its linear neural network model, as well as one-dimensional and multidimensional Kalman filtering of input signals, allowed to reduce the error estimate of the identification model of TV3-117 aircraft engine. **Practical value.** The developed method is a component of the intelligent system of control and diagnostics of TV3-117 aircraft engine technical state in flight modes. References 12, table 0, figure 3.

Key words: aircraft engine, neural network controller, automatic control system, Kalman filter.

REFERENCES

1. Panov, V. (2014), “Auto-tuning of real-time dynamic gas turbine models”, Technical Conference and Exposition, *Proceedings of ASME Turbo Expo 2014: Turbine, June 16-20, 2014*, Düsseldorf, GT2014-25606, pp. 1–10.

2. Celis, C., Xavier, E., Teixeira, T. Pinto, G. (2014), “Steady state detection in industrial gas turbines for condition monitoring and diagnostics”, Technical Conference and Exposition, *Proceedings of ASME Turbo Expo 2014: Turbine, June 16-20, 2014*, Düsseldorf, GT2014-25007, pp. 1–10.

3. Kobayashi, T., Simon, D. L. (2008), “Aircraft engine on-line diagnostics through dual-channel sensor measurements: development of baseline system”, *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2008*, Berlin, GT2008-50345.

4. Kobayashi, T., Simon, D. L. (2008), “Aircraft engine on-line diagnostics through dual-channel sensor measurements: development of enhanced system”, *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2008*, Berlin, GT2008-50346.

5. Malloy, D. J., Webb, A. T., Kidman, D. (2002), “F-22/F119 propulsion system ground and flight test analysis using modeling and simulation”, *Proceedings of ASME Turbo-Expo 2002*, Amsterdam, GT2002-30001.

6. Avgustinovich, V. G. (2008), “Matematicheskoe modelirovanie aviacionnykh dvigatelej” [Mathematical modeling of aircraft engines], Perm National Research University, Perm, Russia, 100 p.

7. Vladov, S., Shmelov, Yu., Kotliarov, K., Hrybanova, S., Husarova, O., Derevyanko, I., Chyzhova, L. (2019), “Onboard parameter identification method of the TV3-117 aircraft engine of the neural network technologies”, *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*, iss. 5, № 118, pp. 90–96.

8. Kuznetsova, T. A., Avgustinovich, V. G., Yakushev, A. P. (2014), “Statistical analysis of processes for aviation engine control systems with on-board mathematical models”, *Scientific and Technical Volga region Bulletin*, № 35, pp. 236–238.

9. Vasiliev, V. I., Valeev, S. S. (2004), “Evaluation of the complexity of neural network models based on the entropy approach”, *Journal Neurocomputers*, № 9, pp. 10–16.

10. Lyalkina, G. B., Berdyshev, O. V. (2013), “Matematicheskaya obrabotka rezultatov eksperimenta” [Mathematical treatment of experiment results], Perm, Russia, 78 p.

11. Borguet, S., Dewallef, P., Leonard, O. (2005), “On-line transient engine diagnostics in a Kalman filtering framework”, *Turbo Expo 2005: Power for Land, Sea and Air, Proceedings of ASME, 06–09 June, 2005*, Reno-Tahoe, GT2005-68013, 9 p.

12. Kuznetsova, T. A., Gubarev, E. A., Likhacheva, Yu. V. (2014), “Algorithms of optimal filtration in identification of parameters of aviation engine automatic control systems”, *Information-measuring and Control Systems*, vol. 12, № 9, pp. 12–20.

Стаття надійшла 17.03.2020