

УДК 629.765

<https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2021.1.11>

С.І. ВЛАДОВ

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0001-8009-5254

Л.М. ПИЛИПЕНКО

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0001-5221-0921

Н.В. ТУТОВА

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0001-5609-5502

І.О. ДЄРЯБІНА

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0001-5164-2976

А.А. ЯНИЦЬКИЙ

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0001-5318-1915

## КОНТРОЛЬ І ДІАГНОСТИКА ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВІАЦІЙНОГО ДВИГУНА ТВ3-117 ШЛЯХОМ АНАЛІЗУ ТРЕНДУ ЙОГО ПАРАМЕТРІВ

*Предметом дослідження в статті є авіаційний двигун ТВ3-117 та методи контролю і діагностики його технічного стану. Мета роботи – розробка методу контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 в польотних режимах шляхом аналізу тренду його параметрів з використанням нейромережових технологій. В статті вирішується завдання розробки методики визначення оптимальної структури нейронної мережі, яка полягає у визначенні архітектури нейронної мережі, виборі оптимального алгоритму пошуку ваг нейронів і навчання нейронної мережі, аналізу ефективності різних алгоритмів навчання нейронної мережі, визначення структури нейронної мережі щодо знаходження мінімальної помилки навчання нейронної мережі залежно від кількості нейронів у прихованому шарі, а також в аналізі ефективності отриманих результатів. Використовуються такі методи: методи теорії ймовірностей і математичної статистики, методи нейроінформатики, методи теорії інформаційних систем та обробки даних. Висновки: Результати чисельного моделювання свідчать про можливість розв'язку задач контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, що дозволяють поряд з класичними критеріями виявлення тренду параметрів застосовувати якісно нові нейромережові критерії, що розширюють і доповнюють класичні критерії, що підвищують достовірність інформації при контролі та діагностиці технічного стану і на етапах прийняття рішень. Практична значимість отриманих результатів: Отримані результати свідчать про можливість впровадження нейромережової моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 в бортову систему контролю і діагностики його технічного стану в польотних режимах.*

*Ключові слова: авіаційний двигун, нейронна мережа, тренд, фільтр*

С.І. ВЛАДОВ

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0001-8009-5254

Л.М. ПИЛИПЕНКО

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0001-5221-0921

Н.В. ТУТОВА

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0001-5609-5502

И.А. ДЕРЯБИНА

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0001-5164-2976

А.А. ЯНИЦЬКИЙ

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0001-5318-1915

## КОНТРОЛЬ И ДИАГНОСТИКА ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ ТВ3-117 ПУТЕМ АНАЛИЗА ТРЕНДА ЕГО ПАРАМЕТРОВ

*Предметом исследования в статье является авиационный двигатель ТВ3-117 и методы контроля и диагностики его технического состояния. Цель работы – разработка метода контроля и диагностики технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117 в полетных режимах путем анализа тренда его параметров с использованием нейросетевых технологий. В статье решается задача разработки методики определения оптимальной структуры нейронной сети, которая состоит в определении архитектуры нейронной сети, выборе оптимального алгоритма поиска весов нейронов и обучения нейронной сети, анализа эффективности различных алгоритмов обучения нейронной сети, определение структуры нейронной сети по нахождению минимальной ошибки обучения нейронной сети в зависимости от количества нейронов в скрытом слое, а также в анализе эффективности полученных результатов. Используются следующие методы: методы теории вероятностей и математической статистики, методы нейроиформатики, методы теории информационных систем и обработки данных. Выводы: Результаты численного моделирования свидетельствуют о возможности решения задач контроля и диагностики технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117, позволяющие наряду с классическими критериями выявления тренда параметров применять качественно новые нейросетевые критерии, которые расширяют и дополняют классические критерии, повышающие достоверность при контроле и диагностике технического состояния и на этапах принятия решений. Практическая значимость полученных результатов: Полученные результаты 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, нейронная сеть, тренд, фильтр*

S.I. VLADOV

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0001-8009-5254

L.M. PYLYPENKO

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0001-5221-0921

N.V. TUTOVA

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0001-5609-5502

I.O. DIERIABINA

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0001-5164-2976

A.A. YANITSKYI

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0001-5318-1915

## CONTROL AND DIAGNOSTICS OF TV3-117 AIRCRAFT ENGINE TECHNICAL STATE BY ANALYSIS OF ITS PARAMETERS TREND

*The subject matter of the article is TV3-117 aircraft engine and methods for monitoring and diagnosing its technical state. The goal of the work is development of a method of control and diagnostics of TV3-117 aircraft engine technical state in flight modes by the analysis of a trend of its parameters using neural network technologies. The article solves the problem of developing a methodology for determining the optimal structure of a neural network, which consists in determining the neural network architecture, choosing an optimal algorithm for finding the weights of neurons and training a neural network, analyzing the effectiveness of various training algorithms for a neural network, determining the structure of a neural network to find the minimum error in training a neural network depending on the number of neurons in the hidden layer, as well as in the analysis of the effectiveness of the results. The following methods are used: methods of probability theory and mathematical statistics, methods of neuroinformatics, methods of information systems theory and data processing. Conclusions: The results of numerical modeling indicate the possibility of solving the problems of control and diagnosing of TV3-117 aircraft engine technical state, allowing, along with the classical criteria for identifying the trend of parameters, to apply qualitatively new neural network criteria that expand and supplement the classical criteria that increase the reliability in control and diagnosing the technical state and decision-making stages. The practical significance of the results obtained: The results obtained indicate the*

*possible implementation of the neural network model of the TV3-117 aircraft engine into the on-board system for control and diagnosing its state condition in flight modes.*

*Keywords: aircraft engine, neural network, trend, filter*

### **Постановка проблеми**

Авіаційний двигун ТВ3-117 і його системи управління є складною динамічною системою. Коректність і безпечність функціонування такого об'єкта вимагає постійного і безперервного аналізу його параметрів. Контроль і діагностика технічного стану динамічного об'єкта необхідні для узгодження стратегії оптимального управління його експлуатацією.

Ефективність контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 залежить від повного контролю параметрів, тобто від аналізу (моделювання) поточної ситуації з прогнозом її розвитку в двигуні (інформація з датчиків). Однією з класичних задач контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 є розладнання (визначення тренду контрольованих даних). У загальному випадку тренд-аналіз дозволяє контролювати часовий ряд, утворений послідовністю значень контрольованих показників, і визначає наявність тренду: змін (розладнання) в цьому ряду. Цінність тренд-аналізу дуже велика, оскільки дозволяє виявити дефекти на ранній стадії їх розвитку (навіть якщо значення контрольованих параметрів знаходяться в допустимих межах) [1].

### **Аналіз останніх досліджень і публікацій**

Дослідження в області розробки автоматизованих систем контролю і діагностики технічного стану авіаційних двигунів показують недостатню обґрунтованість застосування систем, заснованих тільки на одному з відомих методів діагностики, оскільки жоден з методів не є універсальним й абсолютно надійним [2–4]. Подібні системи контролю і діагностики, побудовані на основі одного класифікатора, не зможуть повною мірою задовольнити зростаючі вимоги, що пред'являються до діагностики авіаційного двигуна ТВ3-117. Існує кілька напрямків, що визначають підвищення ефективності бортових технологій контролю і діагностики технічного стану авіаційних двигунів. Основним напрямком слід вважати інтелектуалізацію процесів обробки інформації з залученням нейромережових методів, які здатні забезпечити підвищення якості бортових алгоритмів контролю та діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 [1, 5–7].

Нейронні мережі від класичних методів відрізняються швидкодією, універсальністю, гнучкістю у використанні, а також здатності до узагальнення інформації, високої робастності до зовнішніх збурень і здатності до прогнозування. При цьому актуальною проблемою на сьогоднішній день є комплексний контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 на базі моделей нейронних мереж з прогнозом поточних ситуацій.

На сьогоднішній день аналіз робіт в області контролю і діагностики технічного стану авіаційних двигунів на основі нейронних мереж [1, 5–8] показує, що в даний час такі роботи ведуться, однак, в силу низки причин (таємність, вузька спеціалізація розв'язуваних задач) в більшості публікацій відсутні методи, а також теоретичні та практичні рекомендації щодо розв'язку подібних задач.

### **Формулювання мети досліджень**

Аналіз тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 теоретично можлива у просторі станів, якщо використовувати змінні стани як параметри поточного технічного стану. Однак, доступними для спостереження є компоненти вектору вихідних станів двигуна, які включають адитивні випадкові шуми вимірювань. Відповідно, існує проблема визначення робочого набору ознак для побудови вирішальних правил, інваріантних до випадкових шумів спостережень. Іншою проблемою збільшення якості аналізу є підвищення точності визначення меж класів станів авіаційного двигуна ТВ3-117. Ця проблема обумовлена тим, що вони суттєво залежать від співвідношень між динамічними параметрами двигуна (й спектральними характеристиками всіх видів впливів і збурень, які мають випадковий характер, й, відповідно, є умовними). У наш час процес аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117, як правило, здійснюється вручну, з участю висококваліфікованого спеціаліста, тривала і монотонна робота якого, з одного боку, може призвести до виникнення помилок аналізу, а з іншого боку, до значних часових затрат.

Для ліквідації перерахованих вище недоліків у роботі пропонується метод розв'язку задачі аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 на основі нейронних мереж. При використанні нейронних мереж для розв'язку задач контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 наявна апріорна інформація пред'являється нейронній мережі у вигляді готових розв'язків (задачників), на основі яких здійснюється процес її навчання (донавчання). При оцінюванні якості роботи мережі на її вхід подаються дані з тестової вибірки, на основі яких вона обчислює вектор відхилення (різницю між виходом нейронної мережі і бажаними характеристиками). Спектр задач, що розв'язуються такою моделлю, достатньо широкий: від задач контролю технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 до налагодження його параметрів [9, 10].

### **Класичні методи аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117**

Важливою задачею у процесі аналізу експериментальних даних, які відображають розпізнавання «вигляду» авіаційного двигуна ТВ3-117 є визначення розладнання у вимірних параметрах часового ряду, тобто аналіз статистичних характеристик результатів реєстрації контрольованих параметрів з метою визначення їх стаціонарності. Основна задача тренд-аналізу – виявлення закономірностей в послідовності даних. Найбільш повний опис методів виявлення тренду приведено у [11]. Серед найбільш поширених «класичних» методів аналізу тренду виділяють: параметричні, непараметричні і змішані методи. З параметричних методів найбільш докладно розглянемо інтегральний критерій, який полягає в наступній послідовності операцій:

– попередньо здійснюється обробка числового ряду (даних вимірювань)  $\{Y_1, \dots, Y_N\}$  з метою перетворення його до вигляду, зручного для подальшої оцінки;

– аналізується логіка і фізика процесу, що робить істотний вплив як на вибір виду апроксимуючої функції, так і на визначення меж зміни її параметрів.

Попередня обробка вихідного числового ряду на інтервалі часу  $T \in [t_1, \dots, t_N]$  спрямована на зниження впливу випадкової складової  $\varepsilon(t)$  у початковому числовому ряді  $\{Y_1, \dots, Y_N\}$  (тобто наближення її до тренду) на подання міститься в числовому ряді інформації в такому вигляді, щоб істотно зменшити труднощі аналітичного опису тренду.

Основні методи розв'язку цих задач – процедури згладжування і вирівнювання статистичного ряду. При цьому процедура згладжування направлена на мінімізацію випадкових відхилень точок від деякої гладкої кривої передбачуваного тренду процесу. Згладжування проводиться за допомогою многочленів, що наближають по МНК групи вимірних в експерименті точок. Навіть у простому лінійному варіанті процедура згладжування дуже ефективна у процесі виявлення тренду при накладенні на емпіричний числовий ряд випадкових перешкод і похибок вимірювань. Якщо згладжування направлено на первинну обробку числового ряду для виключення випадкових коливань і виявлення тренду, то вирівнювання на меті сприяння більш зручного представлення вихідного ряду при збереженні його значень. У найпростішому випадку ця процедура може бути здійснена апроксимацією по вихідному ряду оброблених експериментальних точок.

Вибір в якості критерію оптимальності заходів відхилення точок емпіричного ряду від апроксимуючої функції здійснюється за формулою (метод МНК):

$$\sum_{j=1}^N (Y_j - \eta(t_j, \alpha_1, \dots, \alpha_N))^2 \rightarrow \min; \quad (1)$$

де  $Y_j$  – точки емпіричного ряду (вимірні значення);  $\eta$  – апроксимуюча функція;  $t_j$  – часова складова;  $\alpha_1 \dots \alpha_N$  – апроксимовані точки.

В якості одного з інтегральних критеріїв оцінки тренду були розглянуті наступні функціонали:

$$\delta = \frac{Y_j - Y_n(j)}{Y_n(j)}; \quad (2)$$

де  $Y_j$  – дані експерименту,  $j = \overline{1, N}$ ;  $Y_n(j)$  – дані, обчислені за моделлю;  $N$  – кількість точок, вимірних в експерименті;  $\delta$  – оцінка тренду. Застосування цього критерію (2) у процесі оцінки експериментальних даних показано на рис. 1, а.

На рис. 1, а можна виділити чотири характерні ділянки: I – з 0 по 78 год; II – з 80 по 104 год; III – з 104 по 118 год; IV – з 118 по 128 год експлуатації двигуна. Тренд відсутній на I і III ділянках, а проявляється на II і IV. На рис. 1, б можна також спостерігати чотири характерних ділянки: I – з 0 по 78 год; II – з 80 по 102 год; III – з 102 по 122 год; IV – з 122 по 128 год експлуатації двигуна. Очевидно, що тренд відсутній лише на першій ділянці напрацювання, а на інших трьох помітна тенденція до зміни температури газу за турбіною компресора, тобто присутність тренду. При цьому, якщо тільки на другій ділянці температура повільно підвищується, то на третьому і четвертому її зміна має яскраво виражений характер.

Іншим інтегральним критерієм оцінки тренду є функціонал виду:

$$\delta = \sum_{j=1}^N \left( \frac{Y_j - Y_n(j)}{Y_n(j)} \right)^2. \quad (3)$$

Застосування критерію (3) у процесі аналізу частоти обертання ротора високого тиску показано на рис. 1, б, де також помітні чотири характерних ділянки: I – з 0 до 26 год; II – з 20 по 100 год; III – з 100 по 122 год; IV – з 122 по 128 год експлуатації систем управління літальним апаратом (СУЛА). Перша

ділянка напрацювання характеризується як область підробітки; друга – область нормального періоду експлуатації; третя і четверта – області інтенсивного зносу і старіння.

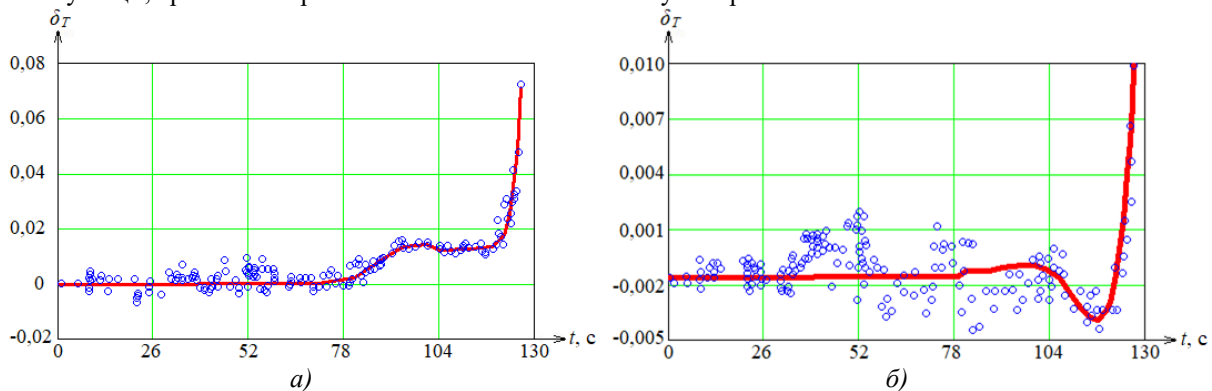


Рис. 1. Тренд-аналіз: *a* – частоти обертання ротора турбокомпресора; *b* – температури газу перед турбіною компресора

У процесі дослідження тренду класичними методами можна зробити висновок про те, що «класичні» інтегральні критерії вельми ефективні при експрес-аналізі, мають точність, наочність і здатні з високим ступенем достовірності визначити момент початку прояви тренду.

#### Розв'язання задачі аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 на базі нейронних мереж

Позначимо через  $x(t)$ ,  $t = 1, 2, \dots, N$  послідовність дискретних спостережень параметрів СУЛА  $x(t) = f(t) + \zeta(t)$  на тлі перешкоди  $\zeta(t)$  з нульовим середнім і дисперсією  $\sigma^2$ . В якості моделей часових залежностей (трендів) будемо використовувати множину поліномів:

$$f_j(t) = \sum_{s=0}^{j-1} c_{sj} t^s; \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

з невідомими коефіцієнтами  $c_{sj}$ ; де  $j$  – індекс типу моделі.

При поточному оцінюванні модель (4) зручно представити у вигляді:

$$f_j(t + \Delta t) = \sum_{s=0}^{j-1} f_j^{(s)}(t) \cdot \frac{\Delta t^s}{s!}; \quad (j = 1, 2, \dots, n); \quad (5)$$

де  $\Delta t$  – час, що відрховується від поточного моменту часу  $t$ ;  $f_j^{(s)}$  –  $s$ -а похідна функції  $f_j(t)$ .

Будемо визначати значення функції  $f_j(t)$  по ковзній вибірці спостережень  $x(t - N + 1)$ ,  $x(t - N + 2)$ , ...,  $x(t)$  постійного обсягу  $N$ , що дозволяє відслідковувати зміну коефіцієнтів  $c_{sj}$  моделі (5). Регулярні дані відповідають наявності певної закономірності. Порушення цієї закономірності відбувається при зміні коефіцієнтів  $c_{sj}$  у (5). Завдання полягає в побудові нейромережевого класифікатора, що дозволяє на підставі результатів обробки спостережень (вимірювань параметрів СУЛА)  $x(t)$  встановити факти порушення закономірностей трендів і моменти часу появи цих порушень (трендів).

Опис класичних критеріїв виявлення тренду: Хальден-Аббе, Неймана-Пірсона, модифікованого  $r$ -критерію, інтегрального  $S$ -критерію можна знайти, наприклад, у [11].

У роботі проводиться порівняльна оцінка ефективності тренд-аналізу нейромережевого і класичних критеріїв. Порівняльне дослідження критеріїв проводилося на основі імітаційного моделювання, що дозволило здійснити перевірку в широкому діапазоні зміни похибок вимірювань і інтенсивності прояви тренду. Значення контрольованого параметра дорівнює сумі детермінованою основи і випадкової нормально розподіленої перешкоди з дисперсією  $\zeta$ . Детермінована складова постійна на інтервалі  $[0, t_0]$ , а потім змінюється лінійно з темпом  $a = \text{tg}(\alpha)$  ( $1/c$ ) (де  $\alpha$  – інтенсивність тренду). В ході моделювання значення  $a$  варіювалося в діапазоні  $[0,01; 1]$ ; а значення  $\zeta$  в діапазоні  $[0,001; 1]$ . При моделюванні для настройки математичної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 використовувалася вибіркова дисперсія, розрахована на інтервалі стаціонарності  $[0, t_0]$ . Починаючи з моменту  $t_0$ , обчислювалися значення критеріїв і перевірялося наявність тренду. Ефективність критеріїв оцінювалася часом спрацювання критеріїв від початку тренду  $t_0$  до моменту часу, відповідного виявлення тренду  $t_{зан}$ .

Серед численних методів аналізу трендів відзначаються [11, 12]: метод лінійної фільтрації, фільтр Калмана, екстраполяційні методи. Останні найбільш просто реалізуються в середовищі нейронної

мережі, оскільки їх основою є процедури згладжування і вирівнювання статистичного ряду. Процедури згладжування і вирівнювання можуть бути реалізовані на базі рекурентних нейронних мереж у вигляді двох послідовно з'єднаних фільтрів – низької частоти (НЧ) і високої частоти (ВЧ). Для розв'язку даної задачі необхідно реалізувати на базі рекурентних нейронних мереж два послідовно з'єднаних фільтру – низької частоти (НЧ) і високої частоти (ВЧ). При цьому НЧ-фільтр «пропускає» постійну складову  $f_j(t)$  і фільтрує перешкоду  $\zeta(t)$ , а ВЧ-фільтр пропускає  $f_j^{(s)}(t)$  і фільтрує  $f_j(t)$  і перешкоду  $\zeta(t)$ . Реалізація НЧ і ВЧ-фільтрів на базі рекурентних нейронних мереж показана на рис. 2.

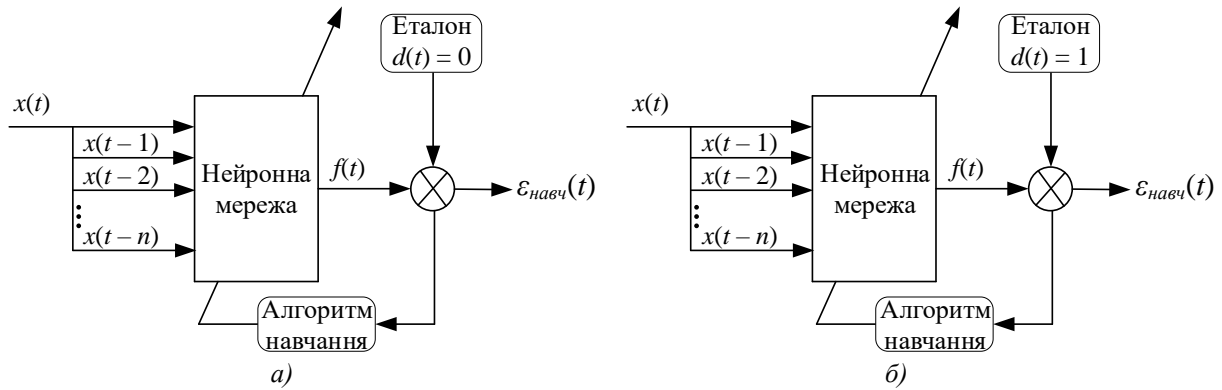


Рис. 2. Реалізація НЧ (а) і ВЧ (б) фільтрів на базі рекурентних нейронних мереж

Дані варіанти розрізняються тим, що реалізуються відповідними зовнішніми фільтрами. Структура зовнішнього фільтра показана на рис. 3.

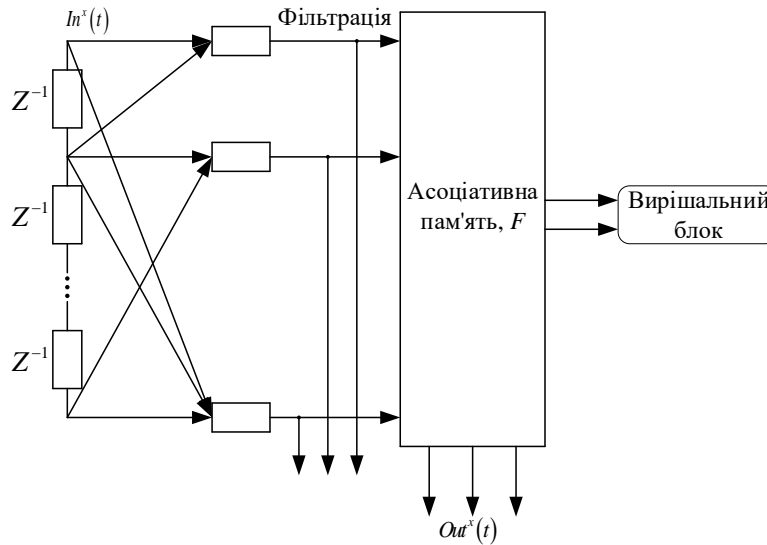


Рис. 3. Реалізація НЧ (а) і ВЧ (б) фільтрів на базі рекурентних нейронних мереж

Реалізація НЧ і ВЧ-фільтрів на базі рекурентних нейронних мереж показана на рис. 4. З теорії нейронних мереж [13] відомо, що статичні архітектури нейронних мереж здатні апроксимувати багаторозмірні, нелінійні статичні функції. Ідентифікація динамічних систем, навпаки, вимагає моделі з відповідними елементами запам'ятовування. Тому статичні повнорозмірні нейронні мережі повинні розширюватися динамічними структурами. Однією з можливостей динамічного розширення є додавання зовнішніх фільтрів, які реалізують динамічну модель поза мережею. До таких нейронних мереж з зовнішньою динамікою відносяться [14]:

- нелінійні моделі зі зворотним зв'язком з виходу;
- нелінійні моделі з кінцевою імпульсною відповіддю;
- нелінійні ортогональні моделі базисних функцій.

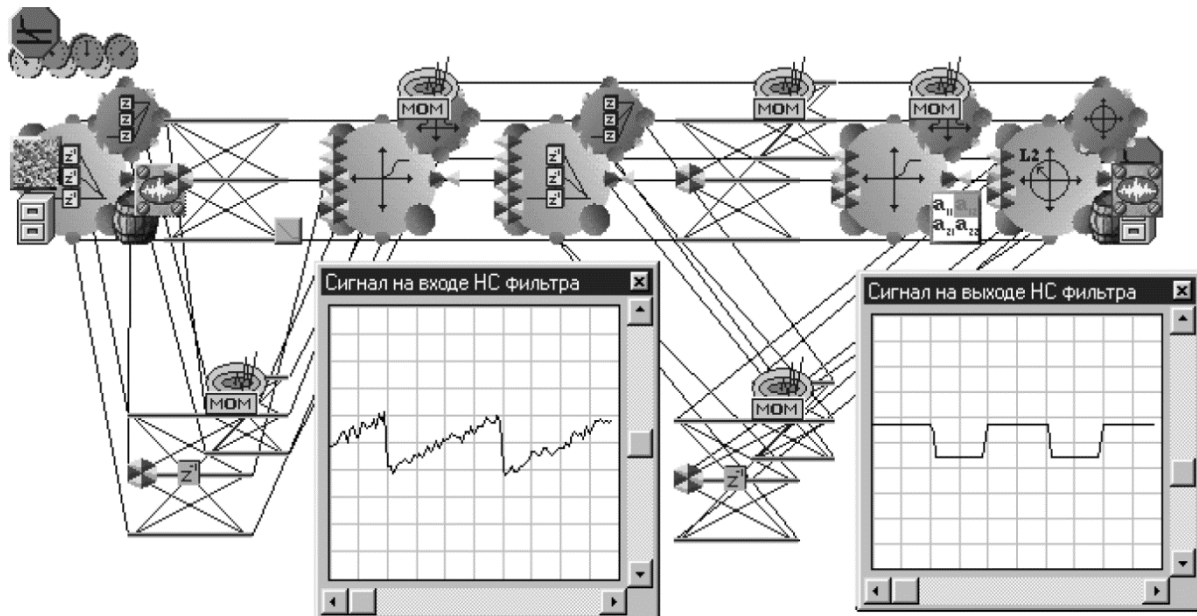


Рис. 4. Процес навчання рекурентною нейронною мережею розпізнаванню тренду

Оцінювання ефективності. При попередній обробці вважається, що функції  $f(t)$  і  $\zeta(t)$  не корельовані. Потрібно, щоб вектор  $Out^x(t)$  вихідних величин фільтра  $Out_l^x(t)$ ,  $l = 1, N$ , що є реакцією на зовнішній вплив, наближався до бажаної функції від корисного сигналу:

$$Out^x(t) \approx Ff(t); \tag{6}$$

де  $F = (F_l)$  – деякий векторний оператор, що описує відображення множини корисних сигналів у вихідні сигнали фільтра [15].

В якості міри наближення  $Out^x(t)$  до  $Ff(t)$  у загальному випадку можна вибрати функціонал:

$$J = J\{\varphi(Ff(t) - Out^x(t))\}; \tag{7}$$

де  $\varphi(\bullet)$  – деяка міра векторної функції.

У найпростішому випадку [27, 28] (рис. 1, б) вхідний сигнал подається на безліч послідовно з'єднаних функціональних елементів, що володіють затримкою  $Z^{-1}$  (в синапсах). Їх вхідні величини подаються у вигляді сигналів  $In^x(t - kZ^{-1})$ ,  $k = 1, N$  з вагами  $W_{jk}$ , формуючи вектор оцінок корисних сигналів  $(x_j(t))$ , на основі якого за допомогою мережі, що реалізує матрицю операторів  $(F_{ij})$ , формується вектор вихідних сигналів  $(Out_l^x(t))$ :

$$Out_l^x(t) = F_{lj} \left( \sum_k W_{jk} In^x(t - kZ^{-1}) \right). \tag{8}$$

Задачею фільтрації є відтворення корисного сигналу на тлі шумів і виконання необхідного перетворення. Для розв'язку даної задачі необхідно мінімізувати середньоквадратичне відхилення оцінки корисного сигналу  $x_j(t)$  від очікуваного  $j$  – корисного сигналу  $f_j(t)$ , що характеризує відповідний корисний результат нейромережевого фільтра, тобто знайти:

$$\min_{W_{jk}} M \left\{ \sum_j \left( f_j(t) - \sum_k W_{jk} In^x(t - kZ^{-1}) \right)^2 \right\}; \tag{9}$$

де  $M$  – математичне сподівання.

Згідно даного критерію можуть бути реалізовані класичні алгоритми адаптації фільтра з використанням апріорної інформації про корисний сигнал і шуми.

Виходячи з вищевикладеного, для розв'язку поставленої задачі в якості динамічної (рекурентної) нейронної мережі, що реалізує НЧ-фільтр, може бути обраний перцептрон; для ВЧ-фільтра – нейронна мережа РБФ (радіально-базисної функції) (рис. 3). Алгоритм навчання нейронної мережі базується на градієнтному методі й детально описаний у [16], в якому зміна ваг описується залежністю:

$$\overrightarrow{w_{k+1}} = \overrightarrow{w_k} + \eta_k \overrightarrow{p_k}; \quad (10)$$

де  $\eta_k$  – розмір кроку на  $k$ -й ітерації, а вектор  $p_k$  задає напрямок руху і обчислюється за формулою:

$$\overrightarrow{p_k} = \overrightarrow{g_k} + \sum_{i=1}^{\min(k-1, m)} \beta_i \overrightarrow{g_{k-1}}; \quad (11)$$

де вектор  $g_j$  задає напрямок антиградієнта на  $j$ -й ітерації;  $\beta_i$  – коефіцієнт, який визначає вагу  $i$ -го градієнта;  $m$  визначає кількість запам'ятовуваних градієнтів;  $k$  – порядковий номер поточної ітерації.

Сигнал, який має  $N$  відліків  $x = (x_1, \dots, x_n)$ , може бути апроксимований нейронною мережею з  $G$  нейронами в прихованому шарі наступними рівняннями:

– для перцептрона:

$$f(t) = \sum_{i=0}^G W_i^0 q\left(\overline{W_i^{(h)^T} t}\right); \quad (12)$$

– для РБФ:

$$f(t) = \sum_{i=0}^G W_i^0 R_i\left(\overline{t}, \overline{W_i^{(h)}}\right); \quad (13)$$

де  $q(\bullet)$  – різні типи базисних функцій багатозарового перцептрона, що володіють скалярним аргументом (вихідна  $N$ -вимірною задачею апроксимації шляхом ваговий суперпозиції розкладається на прості скалярні базисні функції; стиснення  $N$ -розмірного вхідного простору до одномірного входу  $f(\bullet)$  здійснюється шляхом скалярного добутку  $\overline{W_i^{(h)^T} t}$ );  $R(\bullet)$  – зважені базисні функції РБФ (кожна базисна функція реалізується окремим нейроном).

Вирішальне правило для ансамблю нейронних мереж, що реалізує НЧ і ВЧ фільтри, має такий вигляд:

$$\alpha = \frac{\sum_{j=1}^N f_{j+1}(t) - f_j(t)}{t} \geq C; \quad (14)$$

де чисельник виразу (14) означає накопичення суми відхилень контрольованих параметрів ( $C$  – поріг спрацьовування (чутливість) нейронної мережі; при  $C = 0$  (нормальний режим роботи), при  $\alpha \geq C$  (тренд)).

Будемо аналізувати наявність тренду (рис. 1, а) на ділянках I і II за допомогою апарату нейронних мереж. Аналіз тренду на першій ділянці наведено на рис. 5. Визначення тренду нейронної мережі на другій характерній ділянці показано на рис. 6. Одна клітина при цьому відповідає 15-и годинам експлуатації СУЛА. Видно, що поява тренду помічена нейронною мережею після шостої клітини. Для ускладнення процесу розпізнавання тренду і максимального наближення до реальної ситуації на вхідний сигнал, ідентифікований нейронною мережею, «накладається» перешкода.

У процесі математичного моделювання на ансамблеві нейронної мережею (перцептрон – РБФ), що реалізує рекурентні фільтри, у порівнянні з класичними критеріями виявлення тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 отримано результати, наведені на рис. 7.



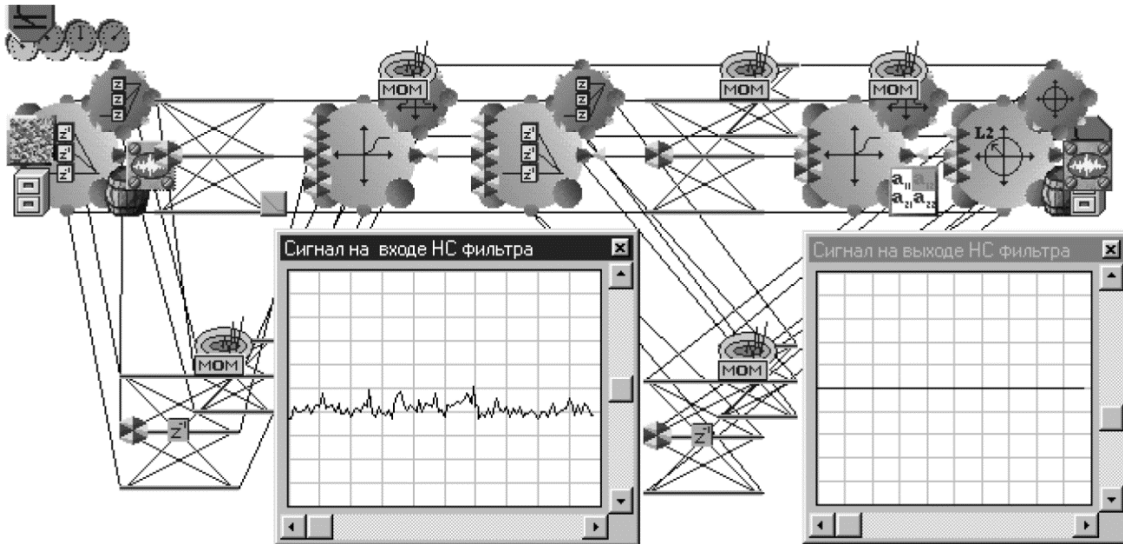


Рис. 5. Процес тестування рекурентної нейронної мережі (тренд відсутній)

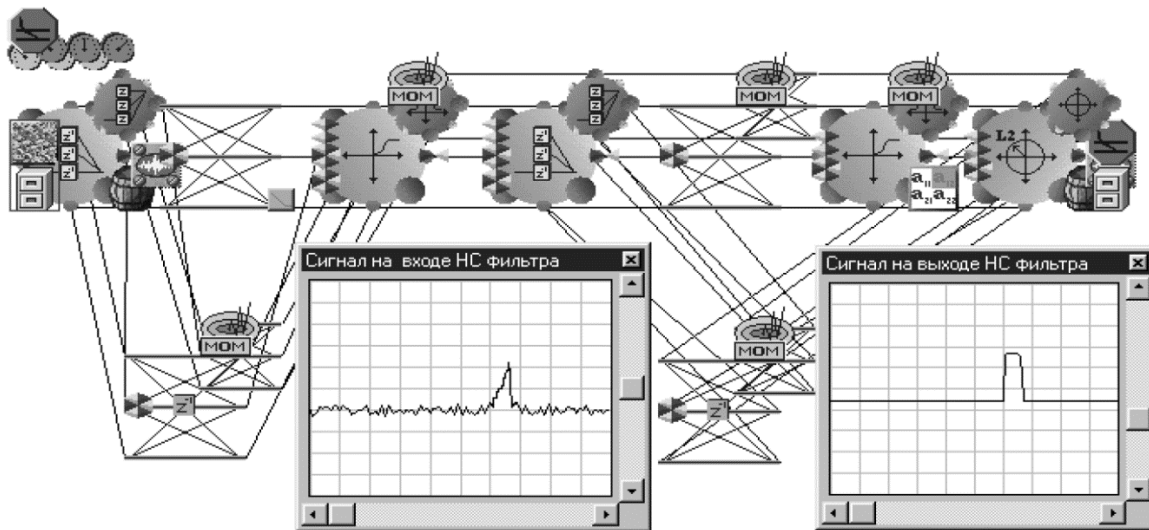


Рис. 6. Визначення тренду за допомогою нейромережевої бази знань

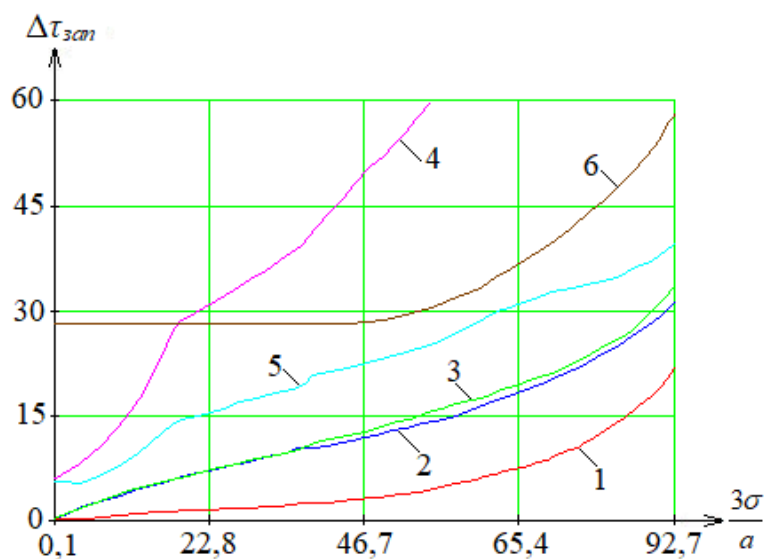


Рис. 7. Характеристики критеріїв тренду для 5 % рівня значимості в безрозмірних координатах: 1 – нейромережевий критерій; 2 – s-критерій; 3 – S-критерій; 4 – r-критерій Хальден-Аббе; 5 – модифікований r-критерій; 6 – u-критерій

Результати чисельного моделювання (табл. 1) свідчать про можливість розв'язку задач інформаційного контролю та діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, що дозволяють поряд з класичними критеріями виявлення тренду параметрів застосовувати якісно нові нейромережеві критерії, що розширюють і доповнюють класичні критерії, що підвищують достовірність інформації при діагностиці і контролі параметрів і на етапах прийняття рішень.

Таблиця 1

**Порівняльний аналіз методів аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117**

Критерії	Вимірювальна вибірка	Час появи тренду (вимірювання)	Якість розпізнавання, %	Якість розпізнавання тренду при зміні		
				$\alpha$ , %	$\tau_0$ , %	$\sigma_y$ (чутливість)
Класичні	50	7...8	95	70...95	90...95	10...25 вимірювань
Нейромережеві	50	4...5	100	95...100	95...100	3...5 вимірювань

У даний час при розв'язку складних комплексних задач інформаційного контролю та діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 можуть успішно застосовуватися складні ансамблеві нейронні мережі [11], які у порівнянні зі звичайними повнозв'язну нейронними мережами дозволяють отримати на практиці додаткові переваги:

- неймпозиція складного динамічного об'єкта (його систем), тобто авіаційного двигуна ТВ3-117, на ряд простих об'єктів (підсистем);
- нейромережеві ансамблі простіше перебудовуються під мінливі зовнішні умови (в класі адаптивних, самоналагоджувальних систем);
- структура нейромережевих ансамблів може бути оптимізована під конкретну задачу;
- швидкодню і точність нейромережних ансамблів значно вище, ніж класичних повнозв'язних нейронних мереж;
- нейромережеві ансамблі забезпечують кращу апроксимацію кусково-неперервних функцій (табл. 1).

Перераховані вище переваги нейромережевих ансамблів над звичайними повнозв'язними нейронними мережами дають можливість їх подальшого застосування при розв'язку задач інформаційного контролю та діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117.

Методика аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 на базі технології рекурентних нейронних мереж така:

1. Отримання навчальної вибірки на  $N$  режимах нормально працюючого двигуна в темпі реального часу.
2. Отримання навчальної вибірки на  $N$  режимах двигуна з трендом параметрів в темпі реального часу.
3. Вибір архітектури рекурентних нейронних мереж.
4. Вибір алгоритмів навчання.
5. Навчання, тестування і розпізнавання тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 в режимі реального часу.
6. Аналіз тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 рекурентними нейронними мережами.
7. Адаптація рекурентних нейронних мереж в середовищі активної експертної системи [17].

#### Висновки

Результати чисельного моделювання свідчать про можливість розв'язку задач контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, що дозволяють поряд з класичними критеріями виявлення тренду параметрів застосовувати якісно нові нейромережеві критерії, що розширюють і доповнюють класичні критерії, що підвищують достовірність інформації при контролі та діагностиці технічного стану і на етапах прийняття рішень.

#### Список використаної літератури

1. Жернаков С. В., Равилов Р. Ф. Тренд-анализ параметров авиационного ГТД на основе технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2011. Т. 15. № 4 (44). С. 25–32.
2. Ntantis E. L., Botsaris P. N. Diagnostic methods for an aircraft engine performance. *Journal of Engineering Science and Technology Review*. 2015. Review 8 (4) (2015). Pp. 64–72.
3. Krivosheev I. A., Rozhkov K. E., Simonov N. B. Complex Diagnostic Index for Technical Condition Assessment for GTE. *Procedia Engineering*. 2017. Vol. 206. Pp. 176–181.

4. Wang Z. F., Zarader J.-L., Argentieri S. Aircraft fault diagnosis and decision system based on improved artificial neural networks. *2012 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 11–14 July 2012. Kachsiung, 2012. Pp. 1123–1128.
5. Жернаков С. В. Алгоритмы контроля и диагностики авиационного ГТД в условиях бортовой реализации на основе технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2010. Т. 14. № 3 (38). С. 42–56.
6. Жернаков С. В., Гильманшин А. Т. Новые алгоритмы бортовой диагностики авиационного газотурбинного двигателя на базе нейро-нечетких сетей. *Вестник УГАТУ*. 2015. Т. 19. № 2 (68). С. 63–68.
7. Васильев В. И., Жернаков С. В., Муслухов И. И. Бортовые алгоритмы контроля параметров ГТД на основе технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2009. Т. 12. № 1 (30). С. 61–74.
8. Васильев В. И., Жернаков С. В. Контроль и диагностика технического состояния авиационных двигателей на основе интеллектуального анализа данных. *Вестник УГАТУ*. 2006. Т. 7. № 2 (15). С. 71–81.
9. Применение нейросетевых технологий в системе контроля технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117 в полетных режимах / Шмелев Ю. Н., Владов С. И., Крышан А. Ф., Гвоздик С. Д. *Радиотехника*. 2018. Вып. 194. С. 147–154.
10. Onboard parameter identification method of the TV3-117 aircraft engine of the neural network technologies / Vladov S., Shmelov Yu., Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Derevyanko I., Chyzhova L. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. 2019. Issue 5/2019 (118). P. 90–96.
11. Deep Neural Network Approximation Theory / Grohs P., Perekrestenko D., Elbrächter D., Bölscke H. *Computer Science*, 08 January 2019. 2019. 60 p.
12. Tahmasebi P., Hezarkhani A. A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation. *Computers & Geosciences*. 2012. Vol. 42. Pp. 18–27.
13. Du X., Ying H., Lin F. On modeling of fuzzy hybrid systems. *Journal of intelligent & fuzzy systems*. 2012. Vol. 23. No. 4. Pp. 129–141.
14. Cheng S., Dong R., Pedrycz W. A framework of fuzzy hybrid systems for modelling and control. *International journal of general systems*. 2010. Vol. 39. Issue 2. Pp. 165–176.
15. Жернаков С. В. Контроль и диагностика комплексных отказов САУ ГТД с использованием рекуррентных нейронных сетей. *Авиакосмическое приборостроение*. 2009. № 2. С. 33–49.
16. Neuro-mechanical methods of control and diagnostics of the technical state of aircraft engine TV3-117 in film regions / Vladov S., Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Derevyanko I., Gvozdk S. *Visnyk of Kherson National Technical University*. 2020. No. 1 (72). Part 1. Pp. 141–154.
17. Expert system for identification of the technical state of the aircraft engine TV3-117 in flight modes / Shmelov Y., Vladov S., Klimova Y., Kirukhina M. *System Analysis & Intelligent Computing : IEEE First International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, 08–12 October 2018. Pp. 77–82.

#### References

1. Zhernakov S. V., Ravilov R. F. Trend-analiz parametrov aviatsionnogo GTD na osnove tekhnologii neyronnykh setey. *Vestnik UGATU*. 2011. Т. 15. № 4 (44). pp. 25–32.
2. Ntantis E. L., Botsaris P. N. Diagnostic methods for an aircraft engine performance. *Journal of Engineering Science and Technology Review*. 2015. Review 8 (4) (2015). Pp. 64–72.
3. Krivosheev I. A., Rozhkov K. E., Simonov N. B. Complex Diagnostic Index for Technical Condition Assessment for GTE. *Procedia Engineering*. 2017. Vol. 206. Pp. 176–181.
4. Wang Z. F., Zarader J.-L., Argentieri S. Aircraft fault diagnosis and decision system based on improved artificial neural networks. *2012 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, 11–14 July 2012. Kachsiung, 2012. Pp. 1123–1128.
5. Zhernakov S. V. Algoritmy kontrolya i diagnostiki aviatsionnogo GTD v usloviyakh bortovoy realizatsii na osnove tekhnologii neyronnykh setey. *Vestnik UGATU*. 2010. Т. 14. № 3 (38). pp. 42–56.
6. Zhernakov S. V., Gil'manshin A. T. Novyye algoritmy bortovoy diagnostiki aviatsionnogo gazoturbinnogo dvigatelya na baze neyro-nechetkikh setey. *Vestnik UGATU*. 2015. Т. 19. № 2 (68). pp. 63–68.
7. Vasil'yev V. I., Zhernakov S. V., Muslukhov I. I. Bortovyye algoritmy kontrolya parametrov GTD na osnove tekhnologii neyronnykh setey. *Vestnik UGATU*. 2009. Т. 12. № 1 (30). pp. 61–74.
8. Vasil'yev V. I., Zhernakov S. V. Kontrol' i diagnostika tekhnicheskogo sostoyaniya aviatsionnykh dvigateley na osnove intellektual'nogo analiza dannykh. *Vestnik UGATU*. 2006. Т. 7. № 2 (15). pp. 71–81.
9. Primeneniye neyrosetevykh tekhnologiy v sisteme kontrolya tekhnicheskogo sostoyaniya aviatsionnogo dvigatelya TV3-117 v poletnykh rezhimakh / Shmelev YU. N., Vladov S. I., Kryshan A. F., Gvozdk S. D. *Radiotekhnika*. 2018. Vyp. 194. pp. 147–154.
10. Onboard parameter identification method of the TV3-117 aircraft engine of the neural network technologies / Vladov S., Shmelov Yu., Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Derevyanko I., Chyzhova L. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. 2019. Issue 5/2019 (118). P. 90–96.
11. Deep Neural Network Approximation Theory / Grohs P., Perekrestenko D., Elbrächter D., Bölscke H. *Computer Science*, 08 January 2019. 2019. 60 p.

12. Tahmasebi P., Hezarkhani A. A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation. *Computers & Geosciences*. 2012. Vol. 42. Pp. 18–27.
13. Du X., Ying H., Lin F. On modeling of fuzzy hybrid systems. *Journal of intelligent & fuzzy systems*. 2012. Vol. 23. No. 4. Pp. 129–141.
14. Cheng S., Dong R., Pedrycz W. A framework of fuzzy hybrid systems for modelling and control. *International journal of general systems*. 2010. Vol. 39. Issue 2. Pp. 165–176.
15. Zhernakov S. V. Kontrol' i diagnostika kompleksnykh otkazov SAU GTD s ispol'zovaniyem rekurrentnykh neyronnykh setey. *Aviakosmicheskoye priborostroyeniye*. 2009. № 2. pp. 33–49.
16. Neuro-mechanical methods of control and diagnostics of the technical state of aircraft engine TV3-117 in film regions / Vladov S., Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Derevyanko I., Gvozdik S. *Visnyk of Kherson National Technical University*. 2020. No. 1 (72). Part 1. Pp. 141–154.
17. Expert system for identification of the technical state of the aircraft engine TV3-117 in flight modes / Shmelov Y., Vladov S., Klimova Y., Kirukhina M. *System Analysis & Intelligent Computing : IEEE First International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, 08–12 October 2018. Pp. 77–82.