

УДК 629.765

Ю.М. ШМЕЛЬОВ, С.І. ВЛАДОВ, О.Ф. КРИШАН, С.Д. ГВОЗДІК
Кременчуцький льотний коледж Національного авіаційного університету**ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ЗАДАЧІ НАЛАГОДЖЕННЯ
ПАРАМЕТРІВ АВІАЦІЙНОГО ДВИГУНА ТВ3-117
У ПОЛЬОТНИХ РЕЖИМАХ**

Предметом вивчення в статті є методи і моделі контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117. Метою є розробка інтелектуальної системи контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, однією з вирішуваних завдань якої є налагодження параметрів його технічного стану в режимі реального часу. Завдання: розробка методів і алгоритмів налагодження параметрів технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 в польотних режимах на базі нейромережевої технології. Використовуваними методами є: методи теорії ймовірностей і математичної статистики, методи нейроінформатики, методи теорії інформаційних систем та обробки даних. Отримані такі результати: процес налагодження параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 легко формалізується у нейромережевому базисі; для обчислення необхідного значення діаметра реактивного сопла можна скористатися регулювальною кривою, побудованою на основі навчання нейронної мережі за результатами попередніх випробувань авіаційного двигуна ТВ3-117. Наукова новизна отриманих результатів полягає в наступному: дістав подальший розвиток нейромережевий метод налагодження параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117, заснований на навчанні нейронної мережі на експериментальних даних, виміряних на реальному авіаційному двигуні ТВ3-117, або даних, отриманих за його математичної моделі, дозволяє ефективно і якісно вирішувати задачі налагодження параметрів технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117.

Ключові слова: авіаційний двигун, нейронна мережа, технічний стан, налагодження параметрів.

Ю.Н. ШМЕЛЕВ, С.И. ВЛАДОВ, А.Ф. КРЫШАН, С.Д. ГВОЗДИК
Кременчугский летный колледж Национального авиационного университета**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧЕ ОТЛАДКИ
ПАРАМЕТРОВ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ ТВ3-117
В ПОЛЕТНЫХ РЕЖИМАХ**

Предметом изучения в статье являются методы и модели контроля и диагностики технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117. Целью является разработка интеллектуальной системы контроля и диагностики технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117, одной из решаемых задач которой является настройка параметров его технического состояния в режиме реального времени. Задачи: разработка методов и алгоритмов настройки параметров технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117 в полетных режимах на базе нейросетевой технологии. Используемыми методами являются: методы теории вероятностей и математической статистики, методы нейроинформатики, методы теории информационных систем и обработки данных. Получены следующие результаты: процесс отладки параметров авиационного двигателя ТВ3-117 легко формализуется в нейросетевом базисе; для вычисления необходимого значения диаметра реактивного сопла можно воспользоваться регулирующей кривой, построенной на основе обучения нейронной сети по результатам предыдущих испытаний авиационного двигателя ТВ3-117. Научная новизна полученных результатов состоит в следующем: получил дальнейшее развитие нейросетевой метод отладки параметров авиационного двигателя ТВ3-117, основанный на обучении нейронной сети на экспериментальных данных, измеренных на реальном авиационном двигателе ТВ3-117, или данных, полученных по его математической модели, позволяет эффективно и качественно решать задачи отладки параметров технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117.

Ключевые слова: авиационный двигатель, нейронная сеть, отладка параметров.

Y.M. SHMELOV, S.I. VLADOV, O.F. KRISHAN, S.D. GVOZDIK
Kremenchug Flight College of National Aviation University**APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN THE PROBLEM OF SETTING
OF THE PARAMETERS OF THE AVIATION ENGINE TV3-117 IN FLIGHT MODES**

The subject of the study in the article are methods and models for identifying the technical state of the aircraft engine TV3-117. The aim is the development of an intelligent system for identifying the technical state of

the aircraft engine TV3-117, one of the solved tasks is the diagnosis of its technical status in real time. Tasks: development of methods and algorithms for diagnosing the technical state of the aircraft engine TV3-117 in flight modes based on neural network technology. The methods used are: methods of probability theory and mathematical statistics, methods of neuroinformatics, methods of information systems theory and data processing. The following results were obtained: the process of debugging the parameters of the aviation engine TV3-117 is easily formalized in the neural network basis; to calculate the required value of the jet nozzle diameter, you can use the control curve based on the training of the neural network based on the results of previous tests of the TB3-117 aircraft engine. The scientific novelty of the results is as follows: the neural network method of debugging the parameters of the aviation engine TV3-117, based on training the neural network on experimental data measured on a real aircraft engine TV3-117, or data obtained from its mathematical model, has made it possible to effectively and efficiently solve problems of debugging the parameters of the technical state TV3-117 aircraft engine.

Keywords: aviation engine, neural network, technical condition, debugging parameters.

Постановка проблеми

У даній час сучасний авіаційний газотурбінний двигун (ГТД), у тому числі і ТВ3-117, і його системи управління, є складною динамічною системою. Правильність і безпека функціонування такого об'єкта вимагають постійного та безперервного аналізу його параметрів. Класифікація та розпізнавання класів станів динамічного об'єкта необхідні для узгодження стратегії оптимального управління із його станом. Ефективність контролю стану авіаційного двигуна істотно залежить від ймовірності правильного розпізнавання його технічного стану, що безпосередньо впливає на якість систем управління експлуатацією двигуна, що в кінцевому підсумку визначає економічність і безпеку польотів.

Створення авіаційних газотурбінних двигунів 5–6 поколінь призводить до ускладнення конструкції об'єкта та збільшення кількості контрольованих параметрів, аналіз яких людиною-оператором пов'язаний з численними помилками контролю та прийняття рішень.

Дослідження в області створення автоматизованих систем контролю та діагностики технічного стану авіаційних двигунів показують недостатню обґрунтованість застосування систем, заснованих лише на одному з відомих методів діагностики, оскільки жоден з методів не є універсальним та абсолютно надійним. Очевидно, що подібні системи контролю та діагностики, побудовані на основі одного класифікатора, не зможуть у повній мірі задовольнити зростаючі вимоги, що пред'являються до діагностики двигунів. Існує кілька напрямків, що визначають підвищення ефективності бортових технологій контролю стану авіаційних двигунів. Основним напрямком слід вважати інтелектуалізацію процесів обробки інформації [1–7] з залученням нейромережових методів, які здатні забезпечити підвищення якості бортових алгоритмів контролю та діагностики технічного стану авіаційного двигуна.

Нейронні мережі від класичних методів відрізняються швидкодією, універсальністю, гнучкістю у застосуванні, а також здатність до загальної інформації, висока робастність до зовнішніх відгуків і здатність до прогнозування. При цій актуальній проблемі на сьогоднішній день є комплексна діагностика авіаційного двигуна, в тому числі й ТВ3-117, на базі моделей нейронних мереж, яка включає задачу налагодження параметрів його технічного стану.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Створення інформаційних систем контролю і діагностики технічного стану авіаційних двигунів досліджуються в роботах В. Г. Августиневича, А. М. Ахмедзянова, І. А. Біргера, В. І. Васильєва, Х. С. Гумерова, В. Т. Дедеша, Н. Г. Дубравського, І. В. Єгорова, С. В. Єпіфанова, В. Н. Єфанова, Ю. С. Кабальнова, В. Г. Кримського, Г. Г. Куликова, Д. Ф. Самбірського, М. М. Сиротіна, А. П. Тунакова, В. Т. Шепеля, С. В. Жернакова, О. Ф. Машошина тощо [1–6].

Аналіз робіт у даній області показує [1–6], що існуючі у даній час алгоритми і програми, що реалізують цей процес, не позбавлені недоліків, серед яких основними є:

- відсутність універсальної методики, що реалізує дану задачу (більшість підприємств галузі орієнтується на власні розробки);
- вимоги наявності великих обсягів апріорної і апостеріорної інформації по парку двигунів;
- призначення жорстких допусків для кожного налаштованого параметра;
- значні часові витрати на процес налагодження параметрів двигуна, пов'язані з необхідністю вирішення оптимізаційної задачі: мінімізація функціоналу якість / час тощо.

Також варто відзначити, що усі праці у даній області присвячені газотурбінним двигунам, які установлені на літаках, наприклад [7]. У силу відмінностей конструктивних особливостей авіаційних вертолітних та літакових двигунів, застосування інтелектуальних методів для розв'язку задачі контролю і діагностування, а, отже, і налагодження параметрів технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 і його систем, є актуальною науково-практичною задачею [8].

Формулювання мети дослідження

Метою роботи є доказ можливості застосування якісних нейромережових моделей, побудованих на основі експериментальних даних в якості моделі індивідуального авіаційного двигуна ТВ3-117 для розв’язку задачі налаштування параметрів його технічного стану.

Викладення основного матеріалу дослідження

З метою усунення зазначених вище недоліків в даній пропонується метод вирішення задачі налагодження параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117, заснований на використанні нейромережових технологій. Особливість постановки і вирішення цієї задачі полягає в тому, що при побудові нейронної мережі, як і раніше, використовується лише експериментально отримана інформація, в той час як класичні методи вирішення даної задачі [1–6] вимагають застосування середньостатистичних математичних моделей двигунів, опису фізики протікаючих процесів тощо.

Для двигуна ТВ3-117 в якості діагностичних ознак використовується інформація по 17 параметрам двигуна (у даному прикладі застосовано 10 параметрів) [9] – відхилення Δn_2^* – частоти обертання компресора; ΔG_B – витрати повітря через двигун; ΔP_1^* й ΔT_1^* – тиску і температури повітря на вході в двигун; ΔP_2^* й ΔT_2^* – тиску і температури газу за компресором; ΔP_3^* й ΔT_3^* – тиску і температури повітря за турбіною компресора; ΔP_4^* й ΔT_4^* – тиску і температури палива на вході в двигун.

Припустимо, що параметри відрегульованого, нормально функціонуючого двигуна у просторі параметрів, що контролюються (наприклад, на площині параметрів P_2^* і T_4^* , див. рис. 1) відповідають заданому номінальному режиму роботи двигуна: $P_2^* = P_{2ном}^*$, $T_4^* = T_{4ном}^*$.

Будемо вважати, що характеристики парку справних двигунів для тих же виміряних показників можуть відрізнитися й дають деякий розкид щодо зазначеної номінальної точки, утворюючи еліпс (у багатовимірному просторі – еліпсоїд) розсіювання. Вихід робочої точки за межі цього еліпса відповідає аномальним змінам параметрів індивідуального двигуна. Тоді метою налагодження параметрів двигуна є повернення точки, що «випала», в еліпс (еліпсоїд) шляхом плавного регулювання елементів конструкції двигуна, наприклад, шляхом коригування площі критичного перерізу соплового апарату двигуна F_c (або діаметра сопла D) [10].

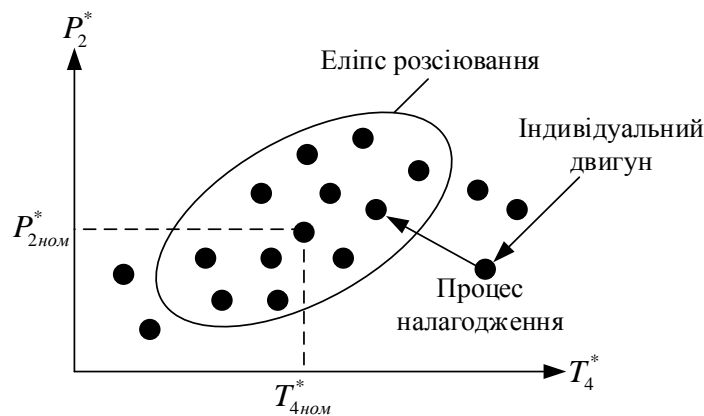


Рис. 1. Еліпс розсіювання параметрів двигуна ТВ3-117

Розв’язання даної задачі на основі методу статистичного моделювання [11–13] передбачає виконання наступній послідовності кроків:

- у процесі експериментальних досліджень (в ході стендових випробувань) виділяються параметри, які максимально впливають на процес налагодження: тяга R_{np} , температура газу за компресором (перед турбіною) T_{2np} , питома витрата палива $C_{yd,np}$;
- визначається виконання умови знаходження перелічених параметрів у полі допуску:

$$\begin{cases} (R_{np})_н \leq R_{np} \leq (R_{np})_г; \\ (T_{2np})_н \leq T_{2np} \leq (T_{2np})_г; \\ (C_{yd,np})_н \leq C_{yd,np} \leq (C_{yd,np})_г; \end{cases} \quad (1)$$

де індекси «н» і «в» вказують відповідно нижню і верхню допустимі межі зазначених параметрів;

- визначаються параметри $R_S, T_{2S}^*, C_{y\partial.S}$ середньостатистичного за парком двигуна;
- формується цільова функція:

$$I = (\overline{R_{np}} - \overline{R_{npS}})^2 + (\overline{T_{2np}^*} - \overline{T_{2npS}^*})^2 + (\overline{C_{y\partial.np}} - \overline{C_{y\partial.npS}})^2; \quad (2)$$

де значення параметрів в дужках приведені до відносних (безрозмірних) значень: $\overline{R_{np}} = \frac{R_{np}}{R_{np \max}}$,

$$\overline{T_{2np}^*} = \frac{T_{2np}^*}{T_{2np \max}^*}, \quad \overline{C_{y\partial.np}} = \frac{C_{y\partial.np}}{C_{y\partial.np \max}};$$

– знаходиться таке значення змінними параметрами (у даному випадку, діаметра реактивного сопла D , при якому досягається мінімум цільової функції (2), при виконанні обмежень (1).

Розв'язання даної задачі у нейромережевому базисі може бути представлено у вигляді такої послідовності кроків:

- формування навчальної вибірки за результатами випробувань парку двигунів;
- визначення меж зміни змінними параметрами $D_n \leq D \leq D_6$;
- побудова нейромережевої моделі середньостатистичного двигуна, вхідними параметрами якої є величина діаметра реактивного сопла \overline{D} , а виходами – параметри двигуна $\overline{R_{np}}, \overline{T_{2np}^*}, \overline{C_{y\partial.np}}$;

- побудова регульовальної кривої $I = f(\overline{D})$, де I – цільова функція (нев'язка) (2); $\overline{D} = \frac{D}{D_{\max}}$ –

відносне значення діаметра реактивного сопла;

– обчислення $\Delta D = D - D_{opt}$, де ΔD – необхідна поправка, на яку необхідно змінити діаметр реактивного сопла індивідуального двигуна; D – діаметр реактивного сопла двигуна; D_{opt} – оптимальне значення діаметра D , відповідне мінімуму цільової функції (2);

– уточнення значень параметрів відрегульованого двигуна $\overline{R_{np}}, \overline{T_{2np}^*}, \overline{C_{y\partial.np}}$ для скоригованого значення діаметра реактивного сопла $D = D_{opt}$.

Нейронна мережа зберігає інформаційний «портрет» середньостатистичного двигуна на одному з режимів його роботи (наприклад, II крейсерському) і при подачі на її вхід значення \overline{D} обчислює значення наведених параметрів $\overline{R_{np}}, \overline{T_{2np}^*}, \overline{C_{y\partial.np}}$.

На рис. 2 наведена схема НС, що реалізує вищеописаний алгоритм.

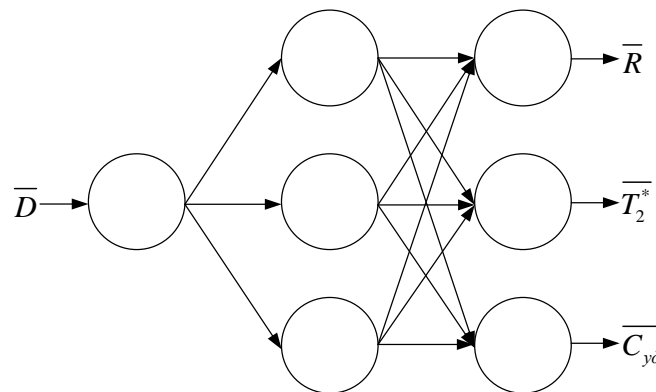


Рис. 2. Структура нейронної мережі

Дана мережа зберігає інформаційний «портрет» середньостатистичного двигуна на одному з режимів його роботи (наприклад, максимальному) і при подачі на її вхід значення \overline{D} обчислює значення наведених параметрів $\overline{R}, \overline{T_2^*}$ і $\overline{C_{y\partial}}$.

В якості архітектури нейронної мережі приймалась тришарова мережа прямого поширення. Графік зміни помилки навчання нейронної мережі в залежності від числа нейронів прихованого шару

наведено на рис. 3, звідки випливає, що помилка навчання нейронної мережі мінімальна при числі нейронів прихованого шару, що дорівнює 3.

Як навчальну вибірку будемо використовувати результати льотних випробувань авіаційного двигуна ТВ3-117 на II крейсерському режимі роботи ($n_1 = n_{1max}$) представлені в табл. 1.

Таблиця 1

Дані по парку двигунів ТВ3-117 (фрагмент навчальної вибірки)

D	R_{np}	$C_{yd,np}$	T_2
0,9978	0,9870	0,9712	0,9657
0,9978	0,9937	0,9777	0,9741
0,9921	0,9931	0,9638	0,9652
0,9921	0,9801	0,9831	0,9754
0,9902	0,9914	0,9972	0,9861
0,9921	0,9850	0,9788	0,9691
0,9939	0,9889	0,9690	0,9655
0,9902	0,9855	0,9896	0,9790
0,9939	0,9840	0,9647	0,9604
0,9902	0,9979	0,9896	0,9875
0,9957	0,9896	0,9668	0,9702
0,9976	0,9931	0,9636	0,9668
0,9948	0,9928	0,9668	1,0000
0,9948	0,9867	0,9679	0,9666
0,9939	0,9940	0,9777	0,9761
0,9978	0,9884	0,9571	0,9563
0,9884	0,9943	0,9864	0,9799
0,9967	0,9982	0,9701	0,9668
0,9884	0,9821	0,9799	0,9695

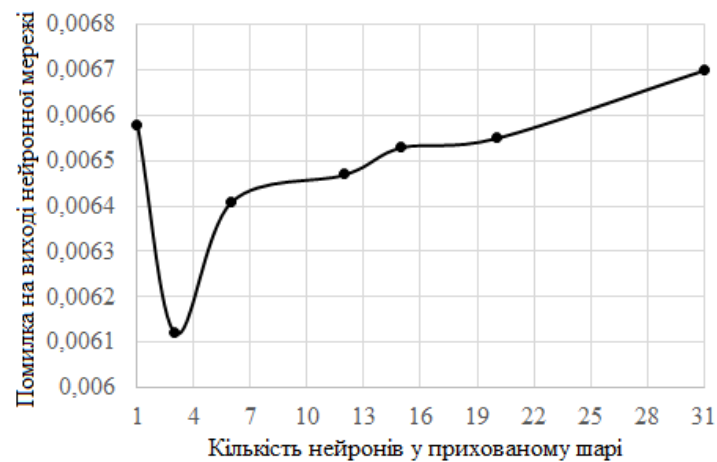


Рис. 3. Графік залежності помилки навчання нейронної мережі від числа нейронів прихованого шару

Найкраща відповідність процесу навчання нейронної мережі забезпечується при використанні алгоритму сполучених градієнтів [14].

Параметри «середнього» (середньостатистичного за парком) двигуна наведені у табл. 2, а залежність цільової функції (2) від параметра \bar{D} – на рис. 4.

Таблиця 2

Параметри «середнього» за парком двигуна ТВ3-117	
Параметр двигуна	Середнє значення
$\overline{R_0}$	0,9878
$\overline{T_{2_0}^*}$	0,9751
$\overline{C_{\text{уд.пр}_0}}$	0,9703
$\overline{D_0}$	0,9917

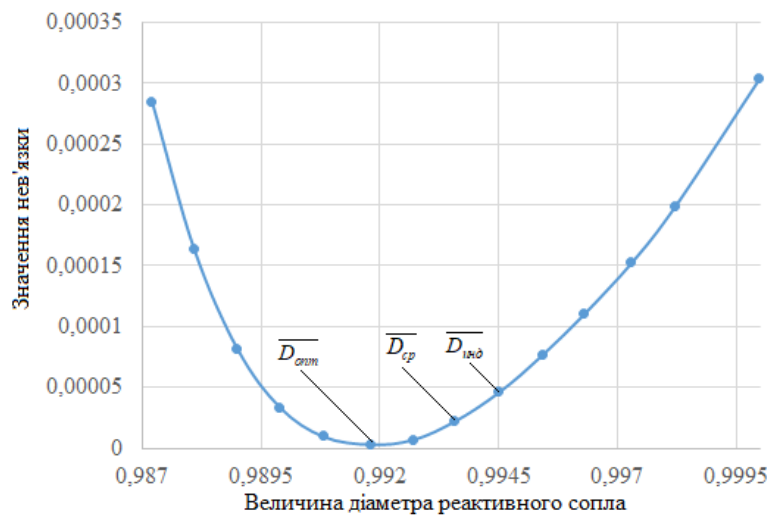


Рис. 4. Залежність цільової функції від діаметра реактивного сопла

У даному випадку $D_{\text{опт}} = 0,9917$, $I_{\text{мін}} = 2,11 \cdot 10^{-6}$. Припустимо, що індивідуальний двигун має діаметр реактивного сопла $\overline{D} = 0,9945$, тоді з графіка на рис. 3 випливає, що $\Delta \overline{D} = 0,0026$, що еквівалентно, у свою чергу, зміни площі його реактивного сопла на $\Delta D = D_{\text{макс}} \Delta \overline{D} = 1,5$ мм. Налаштованому двигуну (після коригування параметра D) будуть відповідати параметри, наведені у табл. 3.

Таблиця 3

Параметри індивідуального двигуна після налагодження	
Параметр двигуна	Середнє значення
$\overline{R_0}$	0,9864
$\overline{T_{2_0}^*}$	0,9743
$\overline{C_{\text{уд.пр}_0}}$	0,9695

Даний нейромережвий метод налагодження параметрів двигуна ТВ3-117 відрізняється простотою реалізації і універсальністю застосування [15, 16].

Висновки

1. У процесі розв'язку задачі налагодження параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 визначено, що:

– процес налагодження параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 легко формалізується у нейромережевому базисі;

– для обчислення необхідного значення діаметра реактивного сопла можна скористатися регулювальною кривою, побудованою на основі навчання нейронної мережі за результатами попередніх випробувань авіаційного двигуна ТВ3-117.

2. Перспективами подальшого дослідження є розробка експертної системи, одним із модулів якої є модуль налагодження параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117, яка використовується в бортовій системі для контролю і діагностики технічного стану двигуна та взаємодіє з системами управління двигуном, що дозволяє останньому плавно та своєчасно діяти на виконавчих механізмах, з одного боку, з

метою поліпшення якості управління двигуном та його підсистемами, а з іншого – підвищення його надійності у процесі його експлуатації.

Список використаної літератури

1. Бармин И. В. Концепция управления состоянием сложных технических комплексов за пределами плановых сроков эксплуатации / И. В. Бармин, Р. М. Юсупов, В. Е. Прохорович // Информационные технологии. – 2000. – № 5. – С. 2–7.
2. Машошин О. Ф. Оценка диагностической ценности информации при решении задач в области эксплуатации авиационной техники / О. Ф. Машошин // Научный вестник МГТУ ГА. – 2015. – № 219. – С. 53–56.
3. Дубровин В. И. Интеллектуальные средства диагностики и прогнозирования надежности авиадвигателей / В. И. Дубровин, С.А. Субботин, А. В. Богуслаев. – Запорожье: Мотор-Сич, 2003. – 279 с.
4. Жернаков С. В. Бортовые алгоритмы контроля параметров ГТД на основе технологии нейронных сетей / С. В. Жернаков, В. И. Васильев, И. И. Муслухов // Вестник УГАТУ. – 2009. – Т. 12. – № 1 (30). – С. 61–74.
5. Дегтярев А. Б. Оперативный контроль параметров аварийного динамического объекта на основе нейросетевых алгоритмов / А. Б. Дегтярев, И. А. Кирюхин // Нейроинформатика. – М.: МИФИ, 2002. Т. 2. – С. 151–158.
6. Жернаков С. В. Контроль и диагностика технического состояния масляной системы ГТД с использованием технологии нейронных сетей / С. В. Жернаков, Н. С. Иванова, Р. Ф. Равилов // Вестник УГАТУ. – 2012. – Т. 16. – № 2 (47). – С. 210–220.
7. Машошин О. Ф. Диагностика авиационной техники / О. Ф. Машошин. – М. : МГТУ ГА, 2007. – С. 104–122.
8. Застосування нейронних мереж у задачі діагностування технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах / [Шмельов Ю. М., Владов С. І., Клімова Я. Р., Котляров К. Г.] // Вісник Херсонського національного технічного університету. – Херсон : ХНТУ, 2018. – № 2 (65). – С. 80–90.
9. Застосування нейронних мереж у задачі діагностування технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах / [Шмельов Ю. М., Владов С. І., Клімова Я. Р., Котляров К. Г.] // Вісник Херсонського національного технічного університету. – Херсон : ХНТУ, 2018. – № 2 (65). – С. 80–90.
10. Жернаков С. В. Отладка параметров авиационного газотурбинного двигателя на основе нейросетевых технологий / С. В. Жернаков, А. В. Кинарский // Вестник УГАТУ. – 2013. – Т. 17. – № 5 (58). – С. 26–30.
11. Арьков Ю. Г. Об отладке основного контура ТРДФ на форсажных режимах в стендовых условиях / Ю. Г. Арьков, В. П. Алаторцев // Испытания авиационных двигателей. – Уфа : УАИ, 1978. – № 6. – С. 51–59.
12. Статистическое моделирование технологического процесса отладки одновальных ГТД при стендовых испытаниях / [Дегтярев Ю. Д., Алаторцев В. П., Гумеров Х. С., Афанасьев И. П.] // Испытания авиационных двигателей. – Уфа : УАИ, 1982. – № 10. – С. 97–102.
13. Stamatis A. G. Evaluation of gas path analysis methods for gas turbine diagnostics / A. G. Stamatis // Journal of Mechanical Science and Technology. – 2011. – Vol. 25. – Issue 2. – Pp. 469–477.
14. Владов С. И. Применение адаптивного метода обучения нейронной сети для диагностики двигателя вертолета Ми-8МТВ / С. И. Владов, Я. Р. Климова // Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я (MicroCAD-2018) : матеріали XXVI Міжнародної науково-практичної конференції, 16–18 травня, 2018 р., Харків. – Харків : НТУ «ХПІ», 2018. – Ч.1 – С. 14.
15. Жернаков С. В. Применение нейросетей для отладки параметров ГТД в процессе эксплуатации / С. В. Жернаков // Нейрокомпьютеры и их применение : VII Всероссийская конференция с международным участием. – М. : ИПУ, 2001. – С.161–165.
16. Жернаков С. В. Отладка параметров авиационного газотурбинного двигателя на основе нейронных сетей / С. В. Жернаков // Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика. - М. : Научтехлитиздат, 2003. – № 12. – С. 33–40.