

## ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 629.765

<https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2020.4.5>

С.І. ВЛАДОВ

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

В.М. МОСКАЛИК

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0003-4916-3102

А.С. СІОРА

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0002-2934-7281

І.О. ДЕРЯБИНА

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

С.Д. ГВОЗДІК

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук  
ORCID 0000-0002-4105-1520**АНАЛІЗ ДИНАМІКИ АВІАЦІЙНОГО ДВИГУНА ТВ3-117 ІЗ  
ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ЕЛМАНА**

*Предметом дослідження в статті є авіаційний двигун ТВ3-117 та методи контролю і діагностики його технічного стану. Мета роботи – розробка динамічної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 в складі його системи автоматичного управління в польотних режимах 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 проведених досліджень показали, що використання динамічних рекурентних нейронних мереж, зокрема, нейронної мережі Елмана, у процесі розробки математичної моделі об'єкта управління (авіаційного двигуна ТВ3-117) дозволяє істотно прискорити цей процес, причому, отримані моделі придатні для розв'язання задач синтезу законів управління і структури системи автоматичного управління у відповідності з відомою концепцією. Визначено, що точність динамічної ідентифікації параметрів двигуна на основі нейронної мережі Елмана у 1,5 рази вище порівняно з методом найменших квадратів. Визначено, що точність динамічної ідентифікації параметрів двигуна в умовах шумів (адитивної складової перешкоди) на основі нейронної мережі Елмана також у середньому у два рази вище порівняно з методом найменших квадратів.*

*Ключові слова: авіаційний двигун, нейронна мережа, рекурентна мережа Елмана, нейро-нечіткий класифікатор*

С.І. ВЛАДОВ

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

В.М. МОСКАЛИК

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0003-4916-3102

А.С. СІОРА

Кременчугский летный колледж Харьковского национального университета внутренних дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0002-2934-7281

И.А. ДЕРЯБИНА

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

С.Д. ГВОЗДІК

Кременчугський летний коледж Харківського національного університету внутрішніх дел, г. Кременчуг  
ORCID 0000-0002-4105-1520

## АНАЛИЗ ДИНАМИКИ АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ ТВ3-117 С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ЭЛМАНА

*Предметом исследования в статье является авиационный двигатель ТВ3-117 и методы контроля и диагностики его технического состояния. Цель работы – разработка динамической модели авиационного двигателя ТВ3-117 в составе его системы автоматического управления в полетных режимах с использованием нейросетевых технологий. В статье решается задача разработки методологии 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 нейроинформатики, методы теории информационных систем и обработки данных. Выводы: Результаты проведенных исследований показали, что применение динамических рекуррентных нейронных сетей, в частности, нейронной сети Элмана, в процессе разработки математической модели объекта управления (авиационного двигателя ТВ3-117) позволяет существенно ускорить этот процесс, причем, полученные модели пригодны для решения задач синтеза законов управления и структуры системы автоматического управления в соответствии с известной концепцией. Определено, что точность динамической идентификации параметров двигателя на основе нейронной сети Элмана в 1,5 раза выше по сравнению с методом наименьших квадратов. Определено, что точность динамической идентификации параметров двигателя в условиях шумов (аддитивной составляющей помехи) на основе нейронной сети Элмана также в среднем в два раза выше по сравнению с методом наименьших квадратов.*

*Ключевые слова: авиационный двигатель, нейронная сеть, рекуррентная сеть Элмана, нейро-нечеткий классификатор*

S.I. VLADOV

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

V.M. MOSKALYK

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0003-4916-3102

A.S. SIORA

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0002-2934-7281

I.O. DIERIABINA

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

S.D. GVOZDIK

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk  
ORCID 0000-0002-4105-1520

## ANALYSIS OF TV3-117 AIRCRAFT ENGINE DYNAMICS USING ELMAN'S NEURAL NETWORK

*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 dynamic model of the TV3-117 aircraft engine as part of its automatic control system in flight modes 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 the*

research showed that the use of dynamic recurrent neural networks, in particular, the Elman neural network, in the process of developing a mathematical model of the control object (TV3-117 aircraft engine) can significantly accelerate this process, and the obtained models are suitable for solving synthesis control laws and the structure of the automatic control system in accordance with the well-known concept. It has been determined that the accuracy of dynamic identification of engine parameters based on Elman's neural network is 1.5 times higher than that of the least square's method. It has been determined that the accuracy of dynamic identification of engine parameters under conditions of noise (additive component of the interference) based on Elman's neural network is also, on average, twice as high as compared with the least square's method.

*Keywords: aircraft engine, neural network, Elman recurrent network, neuro-fuzzy classifier*

### Постановка проблеми

Сучасна цифрові системи управління авіаційними газотурбінним двигунами (ГТД) реалізують управління двигунами на всіх режимах їх роботи і забезпечують стійку роботу двигунів на перехідних режимах, а також запобігання різних аварійних ситуацій. У загальному випадку, дана система складається з трьох основних блоків – блоку контролю вимірюваних параметрів, бортової системи контролю і діагностики і системи автоматичного управління [1].

Розвиток сучасних авіаційних ГТД вимагає більш якісного і швидкого виявлення несправностей, для цього необхідно постійно удосконалювати їх системи контролю і діагностики. Функціонування таких систем в умовах «НП-факторів» у поєднанні з високою складністю процесів, що перебігають в авіаційних ГТД, робить доцільним використання інтелектуальних методів для розв'язання задач контролю і діагностики технічного стану авіаційних ГТД поряд з класичними [2].

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Перспективним напрямком у даній галузі є створення математичної моделі авіаційного ГТД на основі нейронних мереж, важливими властивостями яких є здатність до навчання, донавчання і узагальнення накопичених знань, що дозволяє налаштувати таку модель під параметри конкретного двигуна на основі експериментальних даних. Зазначеним вище вимогам до математичної моделі відповідають рекурентні нейронні мережі, такі як мережа Елмана і рекурентні багатопшарові перцептрони (NARX) [3, 4].

До одного зі складних видів нейронних мереж відносяться рекурентні, в яких є зворотний зв'язок [5, 6]. У перших рекурентних нейронних мережах головною ідеєю було навчання своєму вихідному сигналу на попередньому кроці. Рекурентні мережі реалізують нелінійні моделі, що можуть бути використані для оптимального управління процесами, що змінюються у часі, тобто зворотний зв'язок дозволяє забезпечити адаптивне запам'ятовування минулих часових подій. Узагальнення зворотних нейронних мереж дозволить створити більш гнучкий інструмент для створення нелінійних моделей.

В основі мережі Джордана лежить багатопшаровий перцептрон. Зворотний зв'язок реалізується через подачу на вхідний шар не тільки вихідних даних, але і сигналів виходу мережі із затримкою на один або кілька тактів, що дозволяє врахувати попередню історію спостережених даних і накопичити інформацію для розробки правильної стратегії управління [7]. Мережа Елмана, як і мережа Джордана, виходить з багатопшарового перцептрона введенням зворотних зв'язків, де сигнали на вхідний шар йдуть не від нейронів вихідного шару, а від нейронів прихованого шару [8].

### Формулювання мети досліджень

Метою даної роботи є аналіз динамічної моделі авіаційного ГТД ТВ3-117 в польотних режимах, створеної на базі нейронної мережі Елмана, задля обґрунтування доцільності використання вищезазваної нейронної мережі для розв'язання прикладних задач контролю і діагностики технічного стану авіаційного ГТД ТВ3-117 в умовах льотної експлуатації вертольоту, наприклад, Мі-8МТВ.

### Викладення основного матеріалу дослідження

Для розв'язання задачі ідентифікації динамічної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 необхідно синтезувати закони управління, що дозволяють реалізувати найбільш раціональні режими роботи об'єкта управління. Синтез законів управління неможливий без отримання адекватної математичної моделі об'єкта управління, тобто, авіаційного двигуна ТВ3-117. Аналітичний опис динаміки процесів, що перебігають в авіаційному двигуні ТВ3-117, у формі диференціальних рівнянь, не дозволяє у повній мірі врахувати різні зв'язки, а також збурення, що роблять істотний вплив на весь термодинамічний процес. Множинність зв'язків породжує моделі високої складності, часто непридатні до розв'язання задач ідентифікації. Найбільш ефективною є апроксимація динаміки термогазодинамічних процесів авіаційного двигуна ТВ3-117 математичними моделями, створеними на основі статистичних даних, отриманих під час льотних випробувань вертольоту, наприклад, Мі-8МТВ, у формі динамічних нейронних мереж.

Оскільки декомпозиція об'єкта управління (авіаційного двигуна ТВ3-117) на окремі складові зі слабо пов'язаними процесами дозволяє істотно спростити процес отримання математичної моделі, то авіаційний двигун ТВ3-117 як об'єкт управління представимо у вигляді чорного ящика [9, 10] (рис. 1).

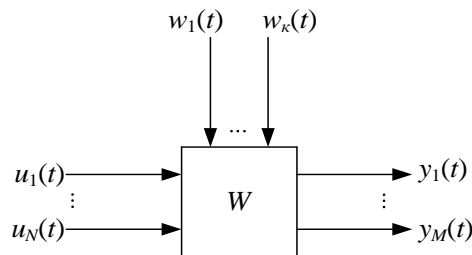


Рис. 1. Представлення двигуна ТВ3-117 у вигляді «чорного ящика» [9, 10]

На даний час для ідентифікації динамічних об'єктів найбільш широкого поширення набули динамічні рекурентні нейронні мережі [2]. Розглянемо наступні типи нейронних мереж:

- нелінійна авторегресійна мережа (Nonlinear Autoregressive Network – NARX-мережа);
- мережа Елмана – окремий випадок багатосарової рекурентної мережі (Layer-Recurrent Network – LRN-мережа).

NARX-мережа відноситься до класу зворотних нейронних мереж. Наявність зворотного зв'язку дозволяє NARX-мережі приймати рішення, спираючись не лише на вхідні дані, але і з урахуванням попередньої історії станів динамічного об'єкта.

Вихідні дані для навчання моделі реєструвалися у процесі льотних випробувань авіаційного двигуна ТВ3-117 на борту вертольоту Мі-8МТВ за допомогою бортової системи реєстрації даних, що записувалися протягом 320 с реального польоту з періодом дискретизації 1 с. Отримана динаміка зміни параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 свідчить про складність форми часових рядів даних параметрів (рис. 2). Вид кривих свідчить про необхідність урахування значень параметрів і накопичення інформації в пам'яті моделі, що неможливо без використання рекурентних нейронних мереж.

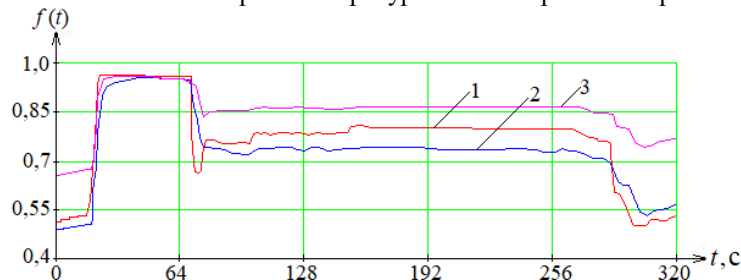


Рис. 2. Часовий ряд зміни параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 з використанням оцифрованих осцилограм: 1 –  $\alpha_{joy}$ ; 2 – температура газу за турбіною компресора (отримана аналітично); 3 – частота обертання турбокомпресора

На рис. 2 у часовому діапазоні від 21 до 75 с спостерігається різкий сплеск всіх трьох параметрів, що пояснюється перехідним режимом роботи двигуна. Оскільки відомо, що більшу частину часу (близько 85 %) авіаційний двигун ТВ3-117 експлуатується на сталих режимах і тільки близько 15 % – на несталих і перехідних режимах роботи. Оскільки нейромеревеві моделі авіаційного двигуна ТВ3-117, реалізовані за допомогою перцептрона, охоплюють лише сталі режими роботи авіаційного двигуна, то для розширення діапазону процесу контролю і діагностики його технічного стану у роботі розробляється динамічна багаторежимна модель авіаційного двигуна ТВ3-117, що враховує особливості поведінки двигуна на несталих і перехідних режимах його роботи, реалізація яких можлива із використанням рекурентних нейронних мереж.

#### Обґрунтування вибору мережі Елмана для розв'язання задачі ідентифікації динамічної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117

У загальному випадку модель нелінійної авторегресії із зовнішніми входами (nonlinear autoregressive with exogenous inputs model – NARX) описується рекурентним рівнянням:

$$y(n+1) = \psi(x(n) \dots x(n-n_x), y(n) \dots y(n-n_y)); \quad (1)$$

де  $x(n)$  – вхідний сигнал;  $y(n)$  – вихідний сигнал;  $\psi$  – деяке нелінійне перетворення;  $n_x$  і  $n_y$  – максимальне число затримок по вхідному і вихідному сигналам відповідно.

Архітектура NARX-мережі представлена на рис. 3, а, в. Мережа Елмана (рис. 3, б, з) є одним із видів рекурентної мережі, що виходить з багатошарового перцептрона шляхом введення зворотних зв'язків від виходів нейронів прихованого шару.

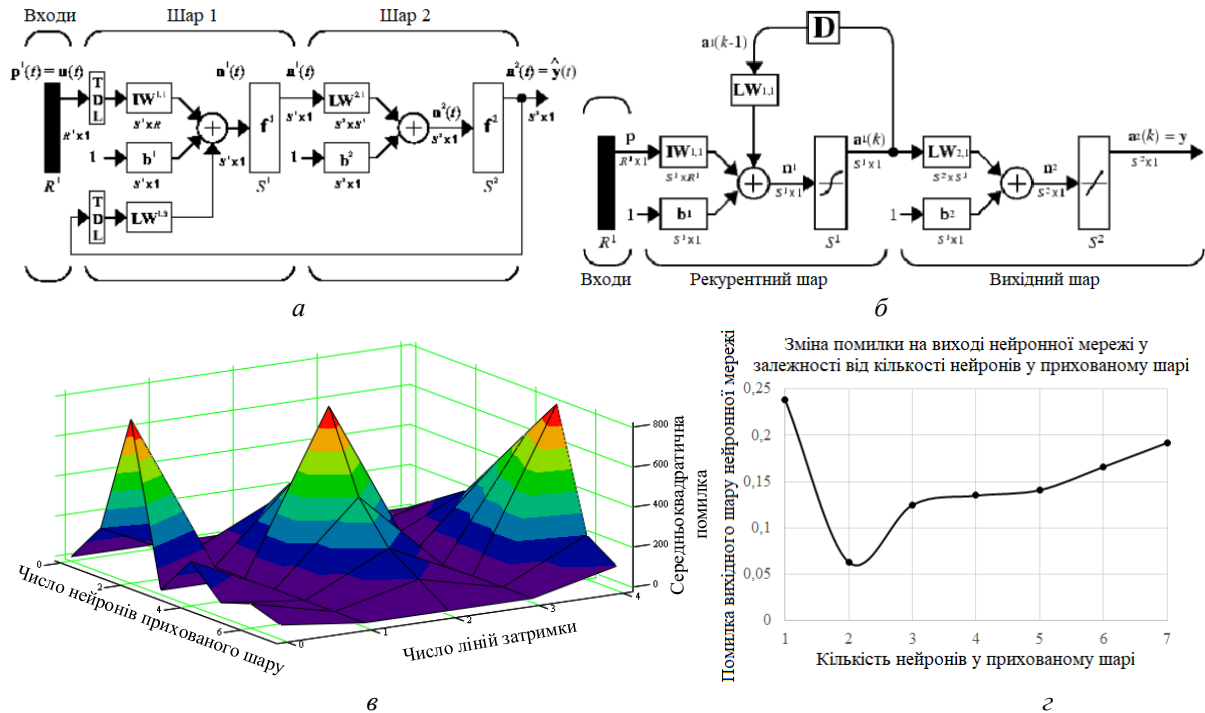


Рис 3. Структури мереж і результати їх тестування: NARX (а, в), Елмана (б, з)

На рис. 3. Позначено:  $IW$  – матриця ваг входу;  $LW$  – матриця ваг нейронів проміжного шару;  $p$  – вектор входів;  $y$  – вихід мережі;  $TDL$  (Tapped Delay Line) – лінії затримки. Лінії затримки визначені вектором  $L = (l_{in}; l_{out})$ , де  $l_{in}$ ,  $l_{out}$  – довжини вхідний і вихідний ліній відповідно.

Проведемо дослідження для вибору конкретної структури нейронної мережі, що моделює динамічний розподіл термогазодинамічних параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 згідно з рис. 2. Задасмося параметрами NARX мережі та мережі Елмана для оцінки точності моделювання для кожної структури окремо і впливу кількісних параметрів мереж на точність моделювання. Для NARX мережі варіюватимемо число ліній затримки від 1 до 5 і число нейронів у прихованому шарі від 1 до 20. В якості алгоритму навчання виберемо алгоритм Левенберга-Марквардта (trainlm). Для мережі Елмана варіюватимемо тільки число нейронів у прихованому шарі від 1 до 20. В якості алгоритму навчання для мережі Елмана виберемо алгоритм градієнтного спуску із збуренням і адаптацією параметра швидкості настроювання (traingdx).

Для NARX мережі найменше значення середньоквадратичного відхилення (СКВ) (52,4) було отримано для мережі з 15 нейронами у прихованому шарі і трьома лініями затримки (рис. 3, в). Варто відзначити, що при подачі на вхід навченої таким чином мережі, відмінної від навчальної вибірки даних, вихідний сигнал не відповідав необхідним показникам якості в плані стійкості. Отримана мережа виявилася слабо використовувана до задачі ідентифікації динамічної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117.

Для мережі Елмана найменше значення СКВ (41,83) було отримано для одношарової мережі з двома нейронами у прихованому шарі і подвійною затримкою сигналу зворотного зв'язку (рис. 3, з). Збільшення числа прихованих шарів або числа затримок призводило до втрати чутливості моделі на зміну вхідних сигналів, таким чином, найкращі результати були отримані для одношарової мережі з подвійною затримкою сигналу зворотного зв'язку у прихованому шарі. Модель на основі мережі Елмана демонструвала кращу стійкість у порівнянні з NARX мережею і, у цілому, відображала особливості об'єкта управління.

Тому в якості структури нейронної мережі для моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 була обрана мережа Елмана з двома нейронами у прихованому шарі з подвійною затримкою сигналу зворотного зв'язку прихованого шару (рис. 4).

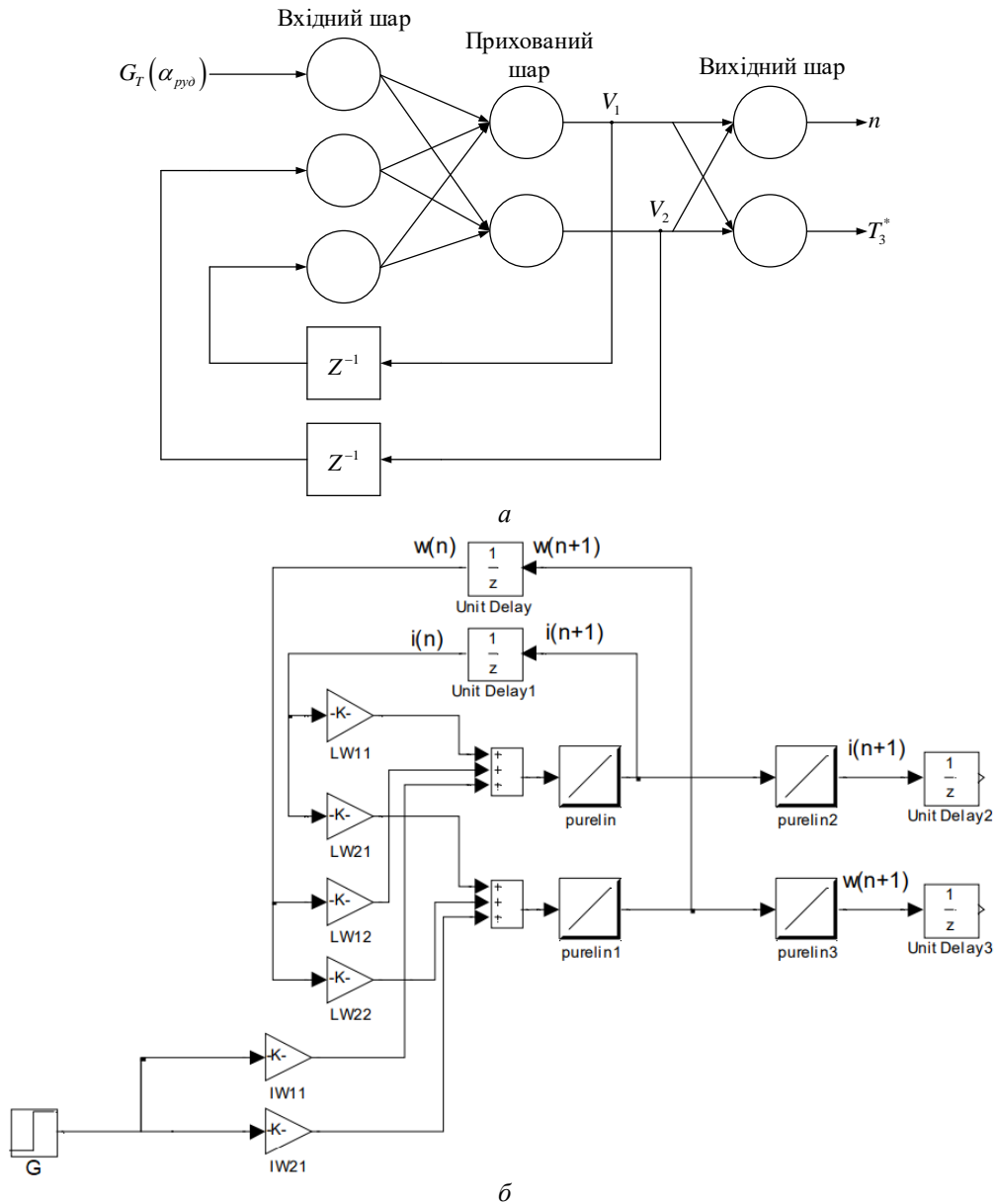


Рис. 4. Нейромережева модель авіаційного двигуна ТВ3-117: а – структура; б – реалізація у середовищі Matlab

### Навчання нейронної мережі Елмана

Для навчання мережі Елмана використовуються ті ж самі градієнтні методи [9, 10], що і для звичайних мереж прямого поширення, але з певними модифікаціями для коректного обчислення градієнта функції помилки, що обчислюється за допомогою модифікованого методу зворотного поширення – Backpropagation through time (метод зворотного поширення з розгортанням мережі у часі, ВРТТ) [11], що розгортає послідовність, перетворивши рекурентну мережу в «звичайну». Як і в методі зворотного поширення для мереж прямого поширення, процес обчислення градієнта (зміни ваг) відбувається у три наступних етапи;

- прямий прохід – обчислення стану шарів;
- зворотний прохід – обчислення помилки шарів;
- обчислення зміни ваг на основі даних отриманих на першому і другому етапах.

Знайшовши спосіб обчислення градієнта функції помилки, можна використати одну з модифікацій методу градієнтного спуску [9, 10]. Графіки зміни помилки навчання нейронної мережі залежно від кількості ітерацій (1 – при двох нейронах, 2 – при трьох нейронах; 3 – при чотирьох нейронах; 4 – при п'яти нейронах) (рис. 5) свідчать про мінімальну помилку навчання нейронної мережі за наявності двох нейронів у прихованому шарі.

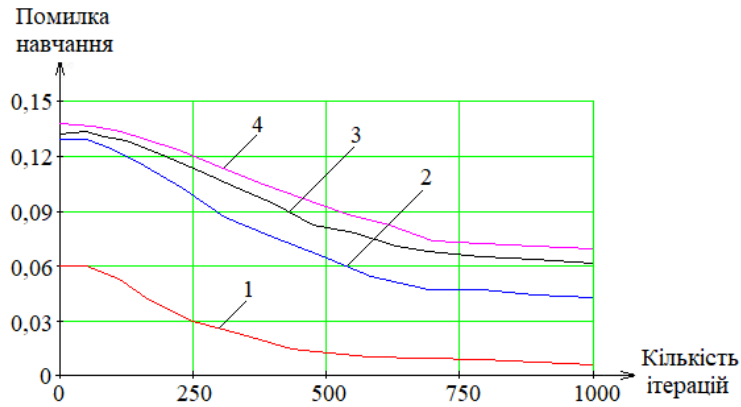


Рис. 5. Графіки зміни помилки навчання в залежності від кількості ітерацій: 1 – при двох нейронах у прихованому шарі; 2 – при трьох нейронах у прихованому шарі; 3 – при чотирьох нейронах у прихованому шарі; 4 – при п'яти нейронах у прихованому шарі

На рис. 6 показана залежність вимірювання похибки ідентифікації для частоти обертання турбокомпресора  $n$  залежно від часу  $T$ , с, де 1 – дійсне значення параметра, 2 – значення параметра з нейронної мережі за відсутності шуму, 3 – дані з нейронної мережі із адитивним шумом 1 % на вході.

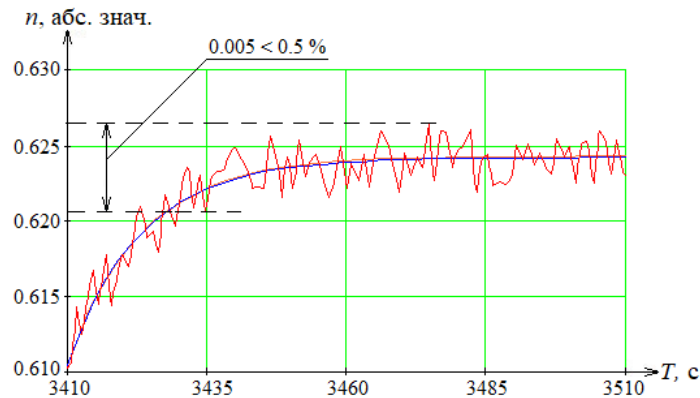
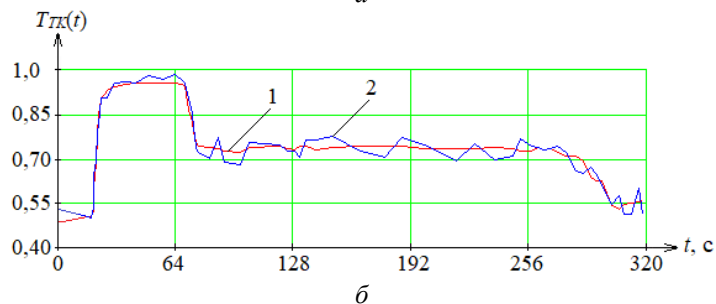
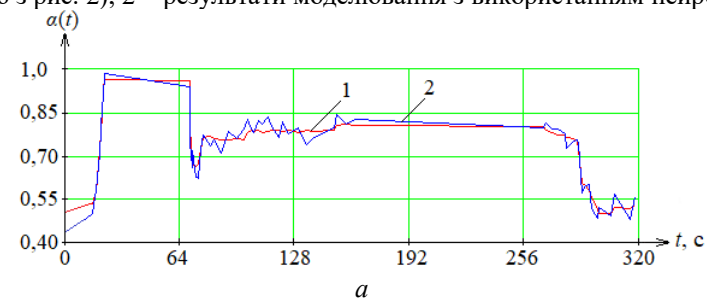


Рис. 6. Фрагмент тестування нейронної мережі на здатність згладжувати шум

На рис. 7 подані результати тестування нейронної мережі Елмана на навчальній вибірці згідно часових рядів зміни параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 (рис. 2): 1 – вихідні дані за відтвореною осцилограмою (згідно з рис. 2); 2 – результати моделювання з використанням нейронної мережі Елмана.



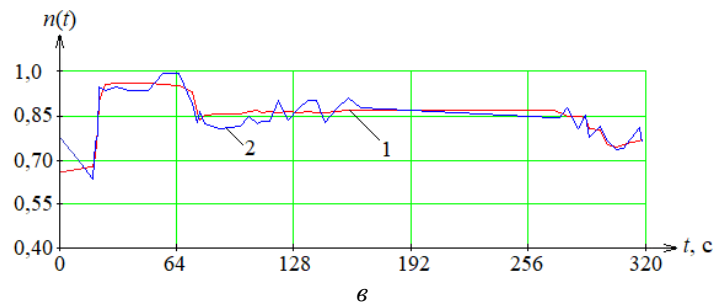


Рис. 7. Результати тестування нейронної мережі Елмана на навчальній вибірці:  $a - \alpha_{joy}$ ;  $b -$  температура газу за турбіною компресора (отримана аналітично);  $\omega -$  частота обертання турбокомпресора

#### Нейро-нечіткий класифікатор в середовищі Matlab на основі рекурентної мережі Елмана

Рекурентна мережа Елмана [12] використовує зворотний зв'язок між прихованим і вхідним шаром, реалізовану за допомогою ланки чистого запізнення  $-Z^{-1}$ . Кожен прихований нейрон має свій аналог у вхідному шарі, утворюючи спільно із зовнішнім входом витрати палива мережі вхідний шар. Вихідний шар складається з нейронів, на виході яких обчислюються значення шуканих параметрів двигуна – частоти обертання робота турбокомпресора й температури газів за турбіною компресора.

Вхідний вектор мережі Елмана є значенням змінної  $G_T(\alpha_{pyo})$ , а також сигнали на виході нейронів прихованого шару, затримані на один такт дискретного часу  $Z^{-1}$ .

Позначимо вектор стану нейронів прихованого шару як  $V$ , а вектор виходів мережі як  $Y$ . З урахуванням даних позначень, вхідний вектор мережі Елмана у момент часу  $k$  реалізує відображення:

$$U(k) = [G_T(\alpha_{pyo}(k)), V_1(k-1), V_2(k-1)]. \quad (2)$$

Якщо ваги синаптичних зв'язків прихованого шару мережі позначити як  $W_{ij}^{(1)}$ , а ваги зв'язків вихідного шару – як  $W_{ij}^{(2)}$  (рис. 4), то зважена сума входів  $i$ -го нейрона прихованого шару  $\gamma_i$  і його вихідний сигнал  $V_i$  обчислюються згідно з виразами:

$$\gamma_i(t) = \sum_{j=1}^2 W_{ij}^{(1)} U_j(t); \quad (3)$$

$$V_i(t) = f_1(\gamma_i(t)); \quad (4)$$

де  $i = 1, 2$ ,  $f_1(\gamma_i)$  – функція активації (сигмоїдна)  $i$ -го нейрона прихованого шару.

Позначивши зважену суму входів  $i$ -го нейрона вихідного шару як  $l_i$ , а  $i$ -й вихідний сигнал мережі як  $y_i$ , можна записати:

$$l_i(t) = \sum_{j=1}^2 W_{ij}^{(2)} V_j(t); \quad (5)$$

$$V_i(t) = f_2(l_i(t)); \quad (6)$$

де  $f_2(l_i)$  – функція активації (сигмоїдна)  $i$ -го нейрона вихідного шару нейронної мережі.

Рекурентна мережа Елмана є базою для створення ідентифікатора технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117, вихідними сигналами якого є такі стани двигуна і його систем: справний стан, відмови вимірювальних каналів, відмови виконавчих механізмів, відмови двигуна, відмови системи автоматичного управління. Принцип роботи ідентифікатора технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 полягає в наступному: вектор розрахункових даних моделі  $Y_m$  порівнюється поелементно з вектором даних вимірювань  $Y$ , потім отриманий вектор помилок  $E$  подається на вхід нейро-нечіткого класифікатора, який на підставі значення помилок та їх похідних за часом видає висновок щодо справності двигуна або його систем.

На рис. 8 показаний приклад завдання правил нечіткого виведення даного класифікатора у процесі його налагодження в ANFIS-редакторі. Для навчання класифікатора були скомпоновані навчальні вибірки – вхідні виміряні і розрахункові дані каналів (частота обертання турбокомпресора й температура



газів за турбіною компресора), що включають відхилення, отримані шляхом моделювання відмов двигуна і датчиків, а також вихідні еталонні дані, що являють собою сигнал відповідної відмови.

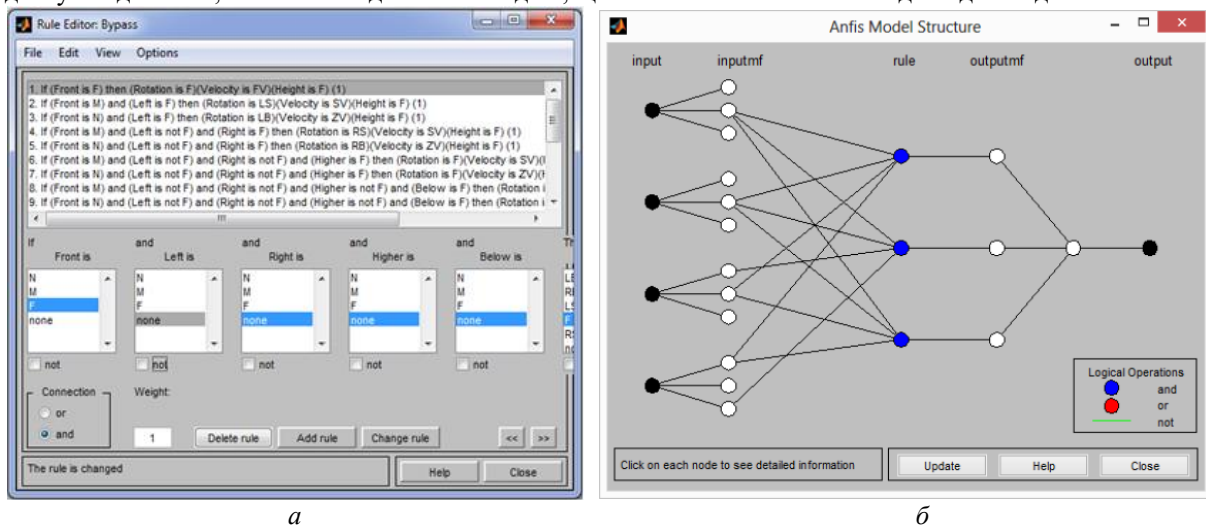


Рис. 8. Нейронетичкий класифікатор у середовищі Matlab [13, С. 163; 14, С. 451]: а – правила нечіткого введення; б – структура

**Результати і обговорення**

Використання методу найменших квадратів (МНК) для ідентифікації математичних моделей авіаційних ГТД ґрунтовно розглянуто у роботах [15, 16]. До «класичних» методів ідентифікації математичних моделей відноситься і метод апроксимації кубічними сплайнами (КС) [17]. Аналіз цих методів показує, що стосовно до розв’язання задачі ідентифікації динамічної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 у порівнянні з МНК, КС забезпечують точну апроксимацію характеристик двигуна, але вимагають великих обсягів пам’яті для зберігання коефіцієнтів.

Так, при збільшенні кількості опорних точок у 50 разів КС досягають похибки апроксимації близькою до машинного нуля. Але така кількість опорних точок вимагає у 320 разів більше оперативної пам’яті, ніж МНК. Тому кількість опорних точок вибирається з умов достатньої точності (1 % від інтервалу варіювання параметра) апроксимації. Так для КС така точність досягається при виборі 152 опорних точок з усього набору доступних точок (8000 точок). Збільшення ступеня полінома МНК не призводить до поліпшення якості ідентифікації, а навпаки веде до її погіршення. У даній роботі розглядалися поліноми до восьмого ступеня. У результаті порівняння поліномів різного ступеня було встановлено, що мінімальну похибку забезпечують поліноми п’ятого та шостого ступеня, а поліноми сьомого і восьмого ступеня дають стійке зростання похибки апроксимації.

У процесі експериментальних досліджень проведено порівняльний аналіз роботи нейромережевого і класичного (метод найменших квадратів) методів в умовах білого шуму (з нульовим математичним сподіванням  $M = 0$  і значеннями  $\sigma_T = 0,01; 0,03; 0,05$ ). Результати роботи цих методів наведені у табл. 1.

Таблиця 1

**Порівняльний аналіз методів ідентифікації**

Методи ідентифікації	Абсолютна похибка, % ( $\sigma_T = 0,01$ )		Абсолютна похибка, % ( $\sigma_T = 0,03$ )		Абсолютна похибка, % ( $\sigma_T = 0,05$ )	
	$n$	$T_{TK}^*$	$n$	$T_{TK}^*$	$n$	$T_{TK}^*$
Метод найменших квадратів	0,75	0,86	0,69	0,79	0,68	0,78
Нейронна мережа Елмана	0,54	0,43	0,57	0,46	0,61	0,49

Аналіз отриманих результатів свідчить про перевагу нейромережевих методів в умовах шумів. У низці випадків помилка динамічної ідентифікації при використанні класичного методу майже у два рази перевершує аналогічні розрахунки, отримані за допомогою нейронної мережі Елмана, що показує високу робастність нейронних мереж до зовнішніх збурень.

### Висновки

Результати проведених досліджень показали, що використання динамічних рекурентних нейронних мереж, зокрема, нейронної мережі Елмана, у процесі розробки математичної моделі об'єкта управління (авіаційного двигуна ТВ3-117) дозволяє істотно прискорити цей процес, причому, отримані моделі придатні для розв'язання задач синтезу законів управління і структури системи автоматичного управління у відповідності з концепцією, викладеною у [18].

Отже, за результатами розв'язання задачі ідентифікації динамічної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117, можна зробити такі висновки:

- застосування нейронної мережі Елмана зі структурою 3–2–2 і алгоритму навчання на основі градієнтного методу найшвидшого спуску дозволяє ефективно і якісно розв'язати задачу динамічної ідентифікації параметрів двигуна;
- точність динамічної ідентифікації параметрів двигуна на основі нейронної мережі Елмана у 1,5 рази вище порівняно з методом найменших квадратів;
- точність динамічної ідентифікації параметрів двигуна в умовах шумів (адитивної складової перешкоди) на основі нейронної мережі Елмана також у середньому у два рази вище порівняно з методом найменших квадратів.

### Список літератури

1. Нейрокомпьютеры в авиации (самолеты) / Васильев В. И. и др. ; под ред. В. И. Васильева, Б. Г. Ильясова, С. Т. Кусимова. Кн. 14. М.: Радиотехника, 2003. 496 с.
2. 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.
3. Jeffrey L. Elman Finding Structure in Time. *Cognitive Science*. 1990. Vol. 14. P. 179–211.
4. Wei W., Dong-Po X., Zheng-xue L. Convergence of gradient method for Elman networks. *Applied Mathematics and Mechanics*. 2008. № 29 (9). P. 1231–1238.
5. Лиля В. Б., Пучков Е. Б. Методология обучения рекуррентной нейронной сети с динамической стековой памятью. *Программные продукты и системы*. 2014. № 4 (108). С. 132–135.
6. Бендерская Е. Н., Никитин К. В. Рекуррентная нейронная сеть как динамическая система и подходы к ее обучению. Научно-технические ведомости СПбГПУ. 2013. № 4 (176). С. 29–40.
7. Бодянский Е. В., Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков : Телетех, 2004. 369 с.
8. Кариков Е. Б., Рубанов В. Г., Классен В. К. Анализ динамики сложного объекта управления с помощью нейронных динамических моделей. *Известия ТулГУ*. 2013. Вып. 5. С. 174–181.
9. Владов С. И., Климова Я. Р. Применение адаптивного метода обучения нейронной сети для диагностики двигателя вертолета Ми-8МТВ. *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.
10. 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. P. 77–82.
11. Владов С. И., Шмельова Т. Ф., Шмельов Ю. М. Контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах за допомогою нейромережевих технологій : Монографія. Кременчук : ПП Щербатих А. В., 2020. 200 с.
12. The problem of identification of TV3-117 aircraft engine dynamic multi-model in flight envelope / Shmelov Yu., Vladov S., Derevyanko I., Dieriabina I., Chyzhova L. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. 2019. Issue 1/2019 (114). P. 27–32.
13. Круглов В. В., Дли М. И., Голунов Р. Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. Москва, Физмалит, 2001. 227 с.
14. Леоненков А. В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. Санкт-Петербург : БХВ-Петербург, 2005. 736 с.
15. 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.
16. Жернаков С. В., Иванова Н. С., Равилов Р. Ф. Контроль и диагностика технического состояния масляной системы ГТД с использованием технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2009. Т. 16. № 2 (47). С. 210–220.
17. Kouibia A., Pasadas M. Approximation by shape preserving interpolation splines. *Applied Numerical Mathematics*. 2001. Vol. 37. Issue 3. P. 271–288.

18. Рубанов В. Г. Системный анализ и проектирование управляемых мобильных логистических средств, обладающих свойством живучести. *Научные ведомости БелГУ*. 2011. № 1 (96). Вып. 17/1. С. 176–187.

#### References

1. Neyrokomp'yutery v aviatsii (samolety) / Vasil'yev V. I. i dr. ; pod red. V. I. Vasil'yeva, B. G. Il'yasova, S. T. Kusimova. Kn. 14. M.: Radiotekhnika, 2003. 496 p.
2. Zhernakov S. V. Gil'manshin A. T. Novyye algoritmy bortovoy diagnostiki aviatsionnogo gazoturbinnogo dvigatelya na baze neyro-nechetkikh setey. *Vestnik UGATU*. 2015. T. 19, № 2 (68). pp. 63–68.
3. Jeffrey L. Elman Finding Structure in Time. *Cognitive Science*. 1990. Vol. 14. P. 179–211.
4. Wei W., Dong-Po X., Zheng-xue L. Convergence of gradient method for Elman networks. *Applied Mathematics and Mechanics*. 2008. № 29 (9). P. 1231–1238.
5. Lila V. B., Puchkov Ye. B. Metodologiya obucheniya rekurrentnoy neyronnoy seti s dinamicheskoy stekovoy pamyat'yu. *Programmnyye produkty i sistemy*. 2014. № 4 (108). pp. 132–135.
6. Benderskaya Ye. N., Nikitin K. V. Rekurrentnaya neyronnaya set' kak dinamicheskaya sistema i podkhody k yeye obucheniyu. *Nauchno-tehnicheskkiye vedomosti SPbGPU*. 2013. № 4 (176). pp. 29–40.
7. Bodyanskiy Ye. V., Rudenko O. G. Iskusstvennyye neyronnyye seti: arkhitektury, obucheniye, primeneniya. Khar'kov : Teletekh, 2004. 369 p.
8. Karikov Ye. B., Rubanov V. G., Klassen V. K. Analiz dinamiki slozhnogo ob'yekta upravleniya s pomoshch'yu neyronnykh dinamicheskikh modeley. *Izvestiya TulGU*. 2013. Vyp. 5. pp. 174–181.
9. Vladov S. I., Klimova YA. R. Primeneniye adaptivnogo metoda obucheniya neyronnoy seti dlya diagnostiki dvigatelya vertoleta Mi-8MTV. *Informatsiyniye tekhnologii: nauka, tekhnika, tekhnologiya, osvita, zdorov'ya (MicroCAD-2018) : materialy XXVI Mizhnarodnoy naukovopraktichnoy konferentsiyi, 16–18 travnya, 2018 r., Kharkiv. Kharkiv : NTU «KHPÍ», 2018. CH. 1. p. 14.*
10. 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. P. 77–82.*
11. Vladov S. Í., Shmel'ova T. F., Shmel'ov YU. M. Kontrol' i díagnostika tekhnicheskogo stanu avíatsiynogo dviguna TV3-117 u pol'otnikh rezhimakh za dopomogoyu neyromerezhevikh tekhnologiy : Monografiya. Kremenchuk : PP Shcherbatikh A. V., 2020. 200 p.
12. The problem of identification of TV3-117 aircraft engine dynamic multi-model in flight envelope / Shmelov Yu., Vladov S., Derevyanko I., Dieriabina I., Chyzhova L. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskiy National University*. 2019. Issue 1/2019 (114). Pp. 27–32.
13. Kruglov V. V., Dli M. I., Golunov R. YU. Nechetkaya logika i iskusstvennyye neyronnyye seti. Moskva, Fizmatlit, 2001. 227 p.
14. Leonenkov A. V. Nechetkoye modelirovaniye v srede MATLAB i fuzzyTECH. Sankt-Peterburg : BKHV-Peterburg, 2005. 736 p.
15. Vasil'yev V. I., Zhernakov S. V., Muslukhov I. I. Bortovyye algoritmy kontrolya parametrov GTD na osnove tekhnologii neyronnykh setey. *Vestnik UGATU*. 2009. T. 12. № 1 (30), pp. 61–74.
16. Zhernakov S. V., Ivanova N. S., Ravilov R. F. Kontrol' i diagnostika tekhnicheskogo sostoyaniya maslyanoy sistemy GTD s ispol'zovaniyem tekhnologii neyronnykh setey. *Vestnik UGATU*. 2009. T. 16. № 2 (47). pp. 210–220.
17. Kouibia A., Pasadas M. Approximation by shape preserving interpolation splines. *Applied Numerical Mathematics*. 2001. Vol. 37. Issue 3. P. 271–288.
18. Rubanov V. G. Sistemnyy analiz i proyektirovaniye upravlyayemykh mobil'nykh logisticheskikh sredstv, obladayushchikh svoystvom zhivuchesti. *Nauchnyye vedomosti BelGU*. 2011. № 1 (96). Vyp. 17/1. pp 176–187.