

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 629.765

<https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2021.1.10>

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

Н.В. ПОДГОРНИХ

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук
ORCID 0000-0002-1503-6896

О.В. ГУСАРОВА

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук
ORCID 0000-0002-9823-0044

Н.П. НАЗАРЕНКО

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук
ORCID 0000-0001-9745-2430**ВИКОРИСТАННЯ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ В ЗАДАЧАХ
КОНТРОЛЮ І ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВІАЦІЙНОГО
ДВИГУНА ТВ3-117 У ПОЛЬОТНИХ РЕЖИМАХ**

Предметом дослідження в статті є авіаційний двигун ТВ3-117 та методи контролю і діагностики його технічного стану. Мета роботи – обґрунтування використання нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя задля практичної реалізації нечітких експертних систем контролю і діагностики технічного стану авіаційних газотурбінних двигунів, зокрема, ТВ3-117, що ґрунтуються на використанні нечіткої логіки. Використовуються такі методи: методи теорії ймовірностей і математичної статистики, методи нейроінформатики, методи теорії інформаційних систем та обробки даних. Висновки: Результати проведених досліджень показали, що штучні нейронні мережі і системи з нечіткою логікою схожі між собою, однак, кожна з них має свої переваги і недоліки. Даний висновок був узятий за основу при створенні нечітких нейронних мереж. Такі мережі будують рішення на основі апарату нечіткої логіки, проте функції приналежності налаштовуються за допомогою алгоритмів навчання штучних нейронних мереж. Крім того, такі мережі не тільки можуть навчатися, а й здатні враховувати апріорну інформацію. За своєю структурою нечіткі нейронні мережі схожі з багатошаровими мережами, наприклад, з мережею, яка навчається за алгоритмом зворотного поширення, але приховані шари в нечітких мережах відповідають етапам роботи нечіткої системи: перший шар виробляє введення нечіткості, виходячи із заданих ознак входів; другий шар визначає множину нечітких правил; третій шар виконує функцію приведення до чіткості. У кожному із зазначених шарів є набір параметрів, настройка яких проводиться так само, як і настройка звичайної нейронної мережі. Нечітка експертна система, реалізована за допомогою нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя, може бути використана в бортовій системі контролю і діагностики технічного стану авіаційних газотурбінних двигунів, зокрема вертолітних – ТВ3-117.

Ключові слова: авіаційний двигун, нейронна мережа, експертна система, нечітка логіка

С.І. ВЛАДОВ

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

В.М. МОСКАЛИК

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

Н.В. ПОДГОРНИХ

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, г. Кременчук
ORCID 0000-0002-1503-6896

О.В. ГУСАРОВА

Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, г. Кременчук
ORCID 0000-0002-9823-0044

Н.П. НАЗАРЕНКО

Кременчугський летний коледж Харківського національного університету внутрішніх дел, г. Кременчуг
ORCID 0000-0001-9745-2430**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ЗАДАЧАХ КОНТРОЛЯ И
ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ АВИАЦИОННОГО ДВИГАТЕЛЯ
ТВ3-117 В ПОЛЕТНЫХ РЕЖИМАХ**

Предметом исследования в статье является авиационный двигатель ТВ3-117 и методы контроля и диагностики его технического состояния. Цель работы – обоснование использования нечеткой нейронной сети Ванга-Менделя для практической реализации нечетких экспертных систем контроля технического состояния авиационных газотурбинных двигателей, в частности, ТВ3-117, основанные на использовании нечеткой логики. Используются следующие методы: методы теории вероятностей и математической статистики, методы нейроинформатики, методы теории информационных систем и обработки данных. Выводы: Результаты проведенных исследований показали, что искусственные нейронные сети и системы с нечеткой логикой схожи между собой, однако, каждая из них имеет свои достоинства и недостатки. Данный вывод был взят за основу при создании нечетких нейронных сетей. Такие сети строят решение на основе аппарата нечеткой логики, однако функции принадлежности настраиваются с помощью алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей. Кроме того, такие сети не только могут обучаться, но и способны учитывать априорную информацию. По своей структуре нечеткие нейронные сети схожи с многослойными сетями, например, с сетью, обучающейся по алгоритму обратного распространения, но скрытые слои в нечетких сетях соответствуют этапам работы нечеткой системы: первый слой производит введение нечеткости, исходя из заданных признаков входов; второй слой определяет множество нечетких правил; третий слой выполняет функцию приведения к четкости. В каждом из указанных слоев имеется набор параметров, настройка которых производится так же, как и настройка обычной нейронной сети. Нечеткая экспертная система, реализованная с помощью нечеткой нейронной сети Ванга-Менделя, может быть использована в бортовой системе контроля и диагностики технического состояния авиационных газотурбинных двигателей, в частности вертолетных – ТВ3-117.

Ключевые слова: авиационный двигатель, нейронная сеть, экспертная система, нечеткая логика

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

N.V. PODHORNYYKH

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk
ORCID 0000-0002-1503-6896

O.V. HUSAROVA

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk
ORCID 0000-0002-9823-0044

N.P. NAZARENKO

Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs, Kremenchuk
ORCID 0000-0001-9745-2430**APPLICATION OF FUZZY NEURAL NETWORK IN TASKS OF CONTROL AND
DIAGNOSTICS OF TV3-117 AIRCRAFT ENGINE TECHNICAL STATE IN FLIGHT
MODES**

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 to substantiate the use of the Wang-Mendel fuzzy neural network for the practical implementation of fuzzy expert systems for monitoring the technical state of aircraft gas turbine engines, in particular, TV3-117, based on the use of fuzzy logic. 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 have shown that artificial neural networks and systems with fuzzy logic are similar to each other, however, each of them has its own advantages and

disadvantages. This conclusion was taken as a basis for creating fuzzy neural networks. Such networks build a solution based on the apparatus of fuzzy logic, however, membership functions are tuned using learning algorithms for artificial neural networks. In addition, such networks can not only learn, but are also able to take into account a priori information. By their structure, fuzzy neural networks are similar to multilayer networks, for example, with a network that learns according to the backpropagation algorithm, but the hidden layers in fuzzy networks correspond to the stages of the fuzzy system: the first layer introduces fuzziness based on the given characteristics of the inputs; the second layer defines a lot of fuzzy rules; the third layer has the function of sharpening. Each of these layers has a set of parameters, the setting of which is performed in the same way as setting up a conventional neural network. The fuzzy expert system, implemented using the Wang-Mendel fuzzy neural network, can be used in the on-board system for control and diagnostics the technical state of aircraft gas turbine engines, in particular helicopter ones – TV3-117.

Keywords: aircraft engine, neural network, expert system, fuzzy logic

Постановка проблеми

Розвиток сучасних гібридних нейронечітких експертних систем (ГННЕС) затребуваний часом. Складний об'єкт контролю і діагностики, наприклад, авіаційний двигун ТВ3-117, вимагає не менш складного апарату контролю і діагностики, до яких відносяться ГННЕС. Останнім часом даними інтелектуальним системам відводиться місце серед динамічних експертних систем (ЕС) або ЕС реального часу (ЕС РЧ) [1, 2]. Ці програмні продукти традиційно дорогі: за кордоном вартість експертних оболонок-лідерів цього напрямку ЕС досягає декількох десятків тисяч доларів. З огляду на ці обставини, більшість розробників ЕС успішно розвивають власні програмні продукти, здатні якісно і продуктивно вирішувати частинні задачі, наприклад, в галузі контролю та діагностики авіаційних газотурбінних двигунів (ГТД).

Існуючі на теперішній час методи і методики контролю і діагностики ГТД, у тому числі, і ТВ3-117, вимагають істотних доробок, оскільки нові покоління авіаційних двигунів вимагають якісно нових інтелектуальних комп'ютерних технологій контролю і діагностики, що ґрунтуються на теорії експертних систем (ЕС), нейронних мереж (НМ), нечіткої логіки (НЛ) і генетичних алгоритмах (ГА), здатних врахувати накопичений досвід попередніх робіт у цій області, а також розвиваючи (узагальнюючи) нові методи і методики їх дослідження.

У сучасних ГТД, у тому числі, ТВ3-117, однією із головних задач є контроль і діагностика його параметрів. Загальна кількість контрольованих (діагностованих) параметрів може досягати декілька сот. У цих умовах використання нечітких ЕС є актуальною задачею, оскільки при рівних обчислювальних можливостях по відношенню з чіткими ЕС вони дозволяють охопити більший спектр розв'язуваних задач.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Серед комплексних задач, що істотно підвищують ефективність контролю і діагностики технічного стану ГТД, у тому числі, ТВ3-117, і елементів систем автоматичного регулювання, необхідно розв'язати низку задач, спрямованих на усунення перешкод для ідентифікації технічного стану авіаційного двигуна. Ці питання пов'язані:

– з несправністю датчиків первинної інформації, що може викликати помилкові спрацьовування системи контролю ГТД і значно знизити ймовірність ідентифікації відмови. Для правильного функціонування системи контролю технічного стану ГТД необхідно відокремлювати (класифікувати) відхилення, викликані зміною характеристик силової установки, від відхилень вимірюваних параметрів, пов'язаних з несправністю датчиків, тобто необхідно паралельно здійснювати ідентифікацію стану двигуна, параметрів його газоповітряного тракту і системи вимірювань з одночасною ідентифікацією програми регулювання [3, 4];

– з труднощами виділення відмов елементів двигуна і відмов датчиків при відмовах двигуна (у тому числі і його підсистем), що призводить до малих відхилень термогазодинамічних параметрів (наприклад, при прогарі окремих лопаток турбіни), порівняно з випадковими похибками у вимірювальних каналах [3–6];

– з труднощами автоматичного отримання і виділення необхідної достовірної інформації при кожному польоті на сталих і перехідних режимах роботи (отримання незалежних вимірювань після кожного переходу двигуна на новий сталий режим, чіткий поділ перехідних і сталих режимів), що необхідно для підвищення достовірності контролю і діагностики стану двигуна і елементів системи автоматичного управління (САУ) безпосередньо в польоті при малих відхиленнях від передбачуваного еталона вимірюваних параметрів [3–7].

Формулювання мети досліджень

ЕС контролю і діагностики технічного стану ГТД, що ґрунтуються на нечіткій логіці, відомі та реалізовані у працях Васильєва В.І., Жернакова С.В., Єнчева С.В. тощо [8–11]. Але оболонки даних

систем налаштовані лише на стендову діагностику ГТД (причому лише для класу турбореактивних двигунів) й жодним чином не налаштовані для застосування в умовах льотної експлуатації повітряного судна, у тому числі, вертольоту.

Оскільки в умовах льотної експлуатації повітряного судна (вертольоту) не є можливою реалізація будь-якої з жодних експертних систем у будь-якій із реалізованих оболонок [8–11] та засобами Matlab, пропонується здійснювати практичну реалізацію нечіткої експертної системи з використанням нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя, що ґрунтується на системі нечіткого виведення Такагі-Сугено-Канга [12].

Метою даної роботи є обґрунтування принципу нечіткої логіки із використанням нечітких нейронних мереж та практична реалізація нечіткої експертної системи контролю і діагностики технічного стану ГТД, зокрема ТВ3-117, в умовах льотної експлуатації повітряного судна (вертольоту).

Обґрунтування принципу нечіткої логіки із використанням нечітких нейронних мереж

Модель, що ґрунтується на основі нечіткої логіки, яка на теперішній час використовується в різних видах систем, у тому числі, в ЕС контролю і діагностики технічного стану ГТД, є базою знань, побудована як множина нечітких правил виду:

$$\begin{cases} P_1, \text{ якщо } x \in A_1, \text{ то } y \in B_1; \\ P_2, \text{ якщо } x \in A_2, \text{ то } y \in B_2; \\ \dots \\ P_n, \text{ якщо } x \in A_n, \text{ то } y \in B_n. \end{cases} \quad (1)$$

де x і y – вхідні і вихідна змінна відповідно, а A і B – функції приналежності [13].

Нечіткий логічний висновок формується у кілька кроків:

- введення нечіткості: на цьому етапі функції приналежності застосовуються до фактичних значень вхідних змінних;
- логічний висновок: обчислюється значення істинності для передумов кожного правила і застосовується до виводів кожного правила. Це призводить до однієї непевної підмножини, що буде призначена кожній змінній висновку для кожного правила;
- композиція: нечіткі підмножини, призначені кожною змінною виведення, об’єднують в одну множину для всіх змінних виведення;
- приведення до чіткості: використовується у випадках, коли необхідно перетворити нечіткий набір висновків в чітке число.

На цих принципах побудована велика кількість мереж, у даній роботі розглядається одна з них – мережа Ванга-Менделя (рис. 1).

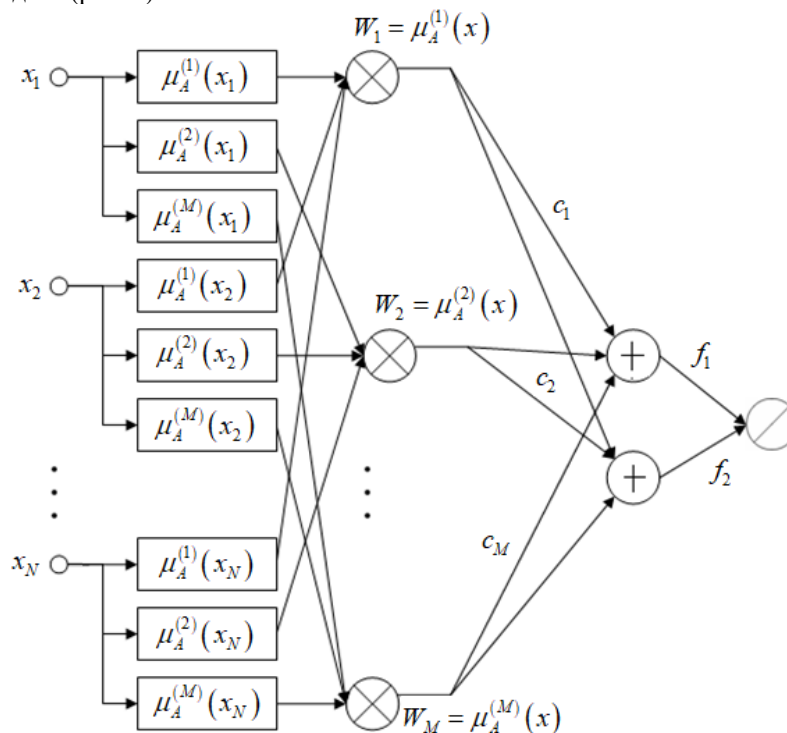


Рис. 1. Структура мережі Ванга-Менделя [13]

Структура такої мережі є чотиришарова нейронна мережа, в якій перший шар виконує фазифікації вхідних змінних, другий – агрегування значень активації умови, третій – агрегування M правил виведення (перший нейрон) і генерацію нормалізованого сигналу (другий нейрон), тоді вихідний шар, що складається з одного нейрона, здійснює нормалізацію, формуючи вихідний сигнал [13].

У цій мережі перший і третій шар є параметричними: перший шар містить $M \times N \times 2$ параметрів функції Гауса, а третій – M параметрів w_i .

Вихідний сигнал мережі Ванга-Менделя визначається відповідно до виразу:

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^M w_i \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j)}; \quad (2)$$

де w_i – ваговий коефіцієнт; $\mu_{ij}(x_j)$ – функція Гауса з параметрами математичного очікування, яке визначає центр c_{ij} і параметрами розкиду, які визначаються середнім квадратичним відхиленням d_{ij} ,

$$\mu_{ij}(x_j) = \frac{1}{1 + \frac{(x_j - c_{ij})^2}{d_{ij}^2}} - \text{функція Гауса.}$$

Задача мережі полягає у побудові такого відображення пар даних (x, d) , щоб очікуване значення, відповідне до вхідного вектору x , формувалося вихідною функцією $y(x)$.

Навчання нечітких мереж, також як і класичних мереж, може проводитися за алгоритмом з учителем, що базується на мінімізації цільової функції, що задається з використанням евклідової норми як

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p (y(x^{(i)}) - d^{(i)})^2; \quad (3)$$

де p – кількість навчальних пар (x, d) .

Для навчання нечіткої нейронної мережі застосовують алгоритм, що включає послідовне чергування наступних кроків:

– для фіксованих значень параметрів c_{ij} і d_{ij} першого шару обчислюються значення параметрів w_i третього шару мережі;

– при зафіксованих значеннях параметрів w_i третього шару уточнюються параметри c_{ij} і d_{ij} першого шару мережі.

Отже, на першому етапі для K навчальних вибірок $\langle X^k, d^k \rangle$, $k = 1, 2, \dots, K$, отримуємо систему K лінійних рівнянь $PV \cdot W = D$, де W – вектор, складений з лінійних коефіцієнтів w_i , D – вектор еталонних

відповідей мережі, $PV_i^k = \frac{\prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j^k)}{\sum_{i=1}^M \prod_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j^k)}$. Кількість рядків K матриці PV значно більша кількість її

стовпців. Розв’язання цієї системи лінійних алгебраїчних рівнянь може бути отримано за один крок в такий спосіб: $W = PV^+ \cdot D$, де PV^+ – псевдообернена матриця для матриці PV .

На другому етапі фіксуються значення коефіцієнтів поліномів третього шару і здійснюється уточнення (зазвичай багаторазове) коефіцієнтів функції Гауса для першого шару мережі стандартним

методом градієнта: $c_{ij}^{k+1} = c_{ij}^k - v_c \cdot \frac{\partial E^k}{\partial c_{ij}^k}$, $d_{ij}^{k+1} = d_{ij}^k - v_d \cdot \frac{\partial E^k}{\partial d_{ij}^k}$, де k – номер чергового циклу навчання, v_c –

швидкість навчання для коефіцієнтів c_{ij} , v_d – швидкість навчання для коефіцієнтів d_{ij} , $E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^L (y_l - y_l^e)^2$ –

помилка мережі, де L – загальна кількість навчальних вибірок, y_l – вихід мережі Ванга-Менделя для даної вибірки, y_l^e – еталонне значення виходу мережі Ванга-Менделя [13, 14].

Похідні $\frac{\partial E}{\partial c_{ij}}$ і $\frac{\partial E}{\partial d_{ij}}$ обчислюються відповідно до виразів:

$$\frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = \sum_{l=1}^L (y_l - y_l^e)^2 \cdot \frac{\partial y_l}{\partial c_{ij}}; \quad \frac{\partial E}{\partial d_{ij}} = \sum_{l=1}^L (y_l - y_l^e)^2 \cdot \frac{\partial y_l}{\partial d_{ij}}. \quad (4)$$

Похідні $\frac{\partial y}{\partial c_{ij}}$ і $\frac{\partial y}{\partial d_{ij}}$ обчислюються відповідно до виразів:

$$\frac{\partial y}{\partial c_{ij}} = \frac{2 \cdot (x_i - c_{ij}) \cdot \prod_i \mu_{ij}(x_i) \cdot \left(\sum_j (w_j - w_{j-1}) \cdot \prod_i \mu_{ij}(x_i) \right)}{d_{ij}^2 \left(\sum_j \prod_i \mu_{ij}(x_i) \right)^2}; \quad (5)$$

$$\frac{\partial y}{\partial d_{ij}} = \frac{2 \cdot (x_i - d_{ij})^2 \cdot \prod_i \mu_{ij}(x_i) \cdot \left(\sum_j (w_j - w_{j-1}) \cdot \prod_i \mu_{ij}(x_i) \right)}{d_{ij}^3 \left(\sum_j \prod_i \mu_{ij}(x_i) \right)^2}; \quad (6)$$

де $\mu_{ij}(x_j)$ – функція Гауса.

Оскільки в низці етапів етап уточнення параметрів функції Гауса має багато меншу швидкість збіжності, то в ході навчання реалізацію етапу 1, як правило, супроводжує реалізація декількох етапів 2.

Часто потрібно знайти «рішення» системи, яка рішень (у звичайному сенсі) не має. Виходом із ситуації є знаходження таких значень невідомих параметрів, що всі умови системи виконуються «в деякій мірі».

Матриця A^+ називається псевдооберненою матрицею для матриці A , якщо $AA^+A = A$. Звідси відразу випливає, що якщо матриця A має розмір $m \times n$, то псевдообернена матриця A^+ має розмір $n \times m$.

Наведемо інший підхід до визначення цього поняття, що часто зустрічається у літературі. Спочатку введемо поняття псевдорішення системи рівнянь. Нехай нам дана система рівнянь

$$(7) \quad A \cdot x = b$$

де A – матриця розміру $m \times n$, b – вектор з m елементів. Будь-який розв'язок цієї системи є також і розв'язком системи

$$(8) \quad A^T \cdot A \cdot x = A^T \cdot b.$$

Псевдорішення системи (7) називається розв'язок системи (8) з мінімальною нормою серед всіх стовпців, що мають мінімальну нев'язку (норма вектору дорівнює квадратному кореню з суми квадратів компонент вектору, а нев'язкою розв'язку системи (7) називається норма вектору $A \cdot x - b$).

Псевдообернена матриця для матриці A розміру $m \times n$ називається матриця A^+ , стовпці якої – псевдорішення систем виду $A \cdot x = e_i$,

До універсальних способів знаходження псевдооберненої матриці відносяться рекурентні алгоритми Гревеля і Фадєєва. У даній роботі наведемо алгоритм Гревеля для псевдообернення матриць.

Нехай дана матриця $A \in R^{min}$ і a_k – її k -й стовпець, $k = 1 \dots N$. Нехай A_k – матриця, складена з k перших стовпців матриці A , тобто $A_k = (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_k)$. При $k = 1$ $A_1 = a_1$, а при $k = 2 \dots N$ –

$A_k = (A_{k-1} \ a_k)$, $A_n = a$. Матриця $A^+ \in R^{min}$ може бути обчислена за допомогою рекурентного алгоритму:

1. Ініціалізація:

$$A_1^+ = \begin{cases} 0, \text{ якщо } a_1 \\ a_1^T, \text{ інакше} \end{cases}. \quad (9)$$

2. Цикл по $k = 2 \dots N$:

$$A_k^+ = \begin{pmatrix} A_{k-1}^+ \cdot (I - a_k \cdot f)_k \\ f_k \end{pmatrix}; \quad (10)$$

де I – одинична матриця порядку m ,

$$f_k = \begin{cases} \frac{c_k^T, c_k = (I - A_{k-1} \cdot A_{k-1}^+) \cdot a_k}{\|c_k\|^2}, c_k \neq 0; \\ \frac{a_k^T \cdot (A_{k-1}^+)^T \cdot A_{k-1}^+}{1 + \|A_{k-1}^+ \cdot a_k\|^2}, c_k = 0. \end{cases} \quad (11)$$

Отримана на останньому кроці матриця A_n^+ і є псевдообернена матриця, яка є шуканим рішенням.

Принцип нечіткої логіки досить давно використовується для розв’язання задач, де вихідні дані є слабо формалізованими або ж ненадійними. Основними перевагами мереж з такою структурою є:

- зручність подання інформації: опис постановки задачі і умов проводиться на мові близькій до природньої;

- універсальність: згідно з теоремою про нечітку апроксимацію будь-яка математична модель може бути апроксимована системою, побудованою на нечіткій логіці;

- ефективність: низка теорем, подібних теорем про повноту для штучних нейронних мереж, показують високу ефективність роботи таких мереж.

Однак, такої організації нейронних мереж притаманна і низка недоліків:

- початковий набір нечітких правил формується людиною, що не завжди є об’єктивним, а іноді неповним або навіть суперечливим;

- вид і параметри даних, що пов’язують вхід і вихід, також визначаються суб’єктивно і не завжди відображають дійсність.

Кожен тип архітектури інтелектуальних систем має свої особливості в частині навчання мережі, обробки даних і обчислення кінцевого результату, що дозволяє використовувати одні типи архітектур для розв’язання задач, до яких не можна застосувати інші. Так, наприклад, застосування штучних нейронних мереж в задачах з розпізнавання образів має широке використання, однак, пояснити принцип роботи мереж досить складно. Мережі можуть самостійно отримувати дані і обробляти їх, однак, процес навчання мереж досить довгий, крім того, аналіз отриманої в кінцевому підсумку мережі досить складний. При цьому, введення в нейронну мережу будь-якої заздалегідь достовірної інформації неможливі [13].

Розглядаючи системи, побудовані на нечіткій логіці, можна стверджувати зворотне – дані, одержувані на виході таких систем, легкі в розумінні, однак, такі системи не можуть самостійно отримувати інформацію, яку можна використовувати в подальшому при формуванні вихідних даних.

Перспективи використання нейронної мережі Ванга-Менделя для реалізації експертної системи діагностики технічного стану авіаційних двигунів

Для розв’язку задачі локалізації несправних модулів проточної частини авіаційного двигуна ТВ3-117 використовується метод діагностичних матриць [8–11, 15], який встановлює зв’язки між відхиленнями вимірюваних термогазодинамічних параметрів робочого процесу і відхиленнями розрахункових конструктивних параметрів стану вузлів двигуна (табл. 1). Перший рядок даної матриці – еталонний стан двигуна, що містить нульові елементи. Усі наступні рядки – відхилення від еталонного стану внаслідок прояву дефекту.

Таблиця 1

Фрагмент діагностичної матриці параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117

Виміряні інструментальні м методом			Обчислені за допомогою математичної моделі											Стан
			Термогазодинамічні показники									Показники витрат		
n_{TK}	T_{Γ}	n_{CB}	...	ΔT_K^*	ΔP_K^*	...	ΔP_{Γ}^*	...	ΔT_{TK}^*	ΔP_{TK}^*	...	ΔG_B	ΔG_T	Еталон
...	0	0	...	0	...	0	0	
...	– 0,18	–0,23	0,21	π_K^* (1%)
...
...

Адаптація діагностичної матриці в експертну базу знань здійснюється у вигляді продукцій, а на логічному рівні самий верхній рядок матриці – атрибути експертної бази знань, а наступні рядки – значення атрибутів. Аналіз даної діагностичної матриці показує, що внесення дефекту в конкретний

вузол двигуна (імітація на компонентній математичній моделі в процесі розв’язку «прямої» задачі діагностики, призводить до істотної зміни декількох параметрів в рядку. Проводячи порядкову оцінку зміни параметрів двигуна на виникнення в ньому того чи іншого дефекту, можна побудувати таблицю, з одного боку характеризує зміну поведінки кожного окремо взятого параметра, а з іншого мінімізує кількість штатних датчиків (виділяються найбільш істотні) (табл. 2). Знак «мінус» в рядках матриці показує тенденцію до зменшення значення вимірюваного параметра, а знак «плюс» до його збільшення [8–11].

Таблиця 2

Фрагмент формування бази нечітких правил на основі діагностичної матриці 117

Виміряні інструментальним методом			Обчислені за допомогою математичної моделі										Стан	
			Термогазодинамічні показники							Показники витрат				
n_{TK}	T_{Γ}	n_{CB}	...	ΔT_K^*	ΔP_K^*	...	ΔP_{Γ}^*	...	ΔT_{TK}^*	ΔP_{TK}^*	...	ΔG_B	ΔG_T	Еталон
...	0	0	...	0	...	0	0	
...	-	-	+	π_K^* (1%)
...
...

У табл. 3 наведено фрагмент бази нечітких правил та відповідні лінгвістичні змінні: LN (Large Negative) – дуже мале; MN (Middle Negative) – невелике; Z (Zero) – близько нуля; MP (Middle Positive) – середнє; LP (Large Positive) – дуже велика. Функції приналежностей лінгвістичних змінних T_H , T_K , P_{Γ} і P_{TK} наведено на рис. 2.

Таблиця 3

Фрагмент формування бази нечітких правил на основі діагностичної матриці 117

№	Атрибути і їх значення		Результат
1	ЯКЩО	$(\Delta T_H = MN) \wedge (\Delta T_K = Z) \wedge (\Delta P_{\Gamma} = MP) \wedge (\Delta P_{TK} = Z)$	ТО $Y_1 = \pi_K^*$ $Y_2 = \dots$
2		...	

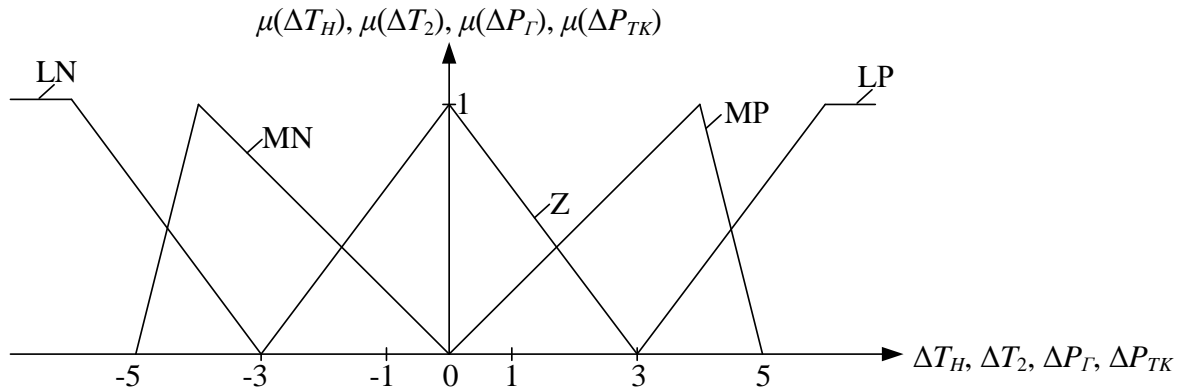


Рис. 2. Функції приналежності лінгвістичних змінних T_H , T_K , P_{Γ} і P_{TK}

У наведеному прикладі для рядка, що символізує зниження ступеню підвищення тиску у компресорі на 1 %, за рис. 2 можна знайти: $\mu_Z(\Delta T_H) = 0,97$, $\mu_{MN}(\Delta T_H) = 0,03$, $\mu_Z(\Delta T_K) = 0,92$, $\mu_{MN}(\Delta T_K) = 0,08$, $\mu_Z(\Delta P_{\Gamma}) = 0,86$, $\mu_{MN}(\Delta P_{\Gamma}) = 0,14$, $\mu_Z(\Delta P_{TK}) = 0,89$, $\mu_{MP}(\Delta P_{TK}) = 0,11$.

Використовуючи базу нечітких правил ЕС, а також операцію перетину нечітких множин, отримаємо: $\min(\mu_Z(\Delta T_H) \& \mu_Z(\Delta T_K) \& \mu_Z(\Delta P_{\Gamma}) \& \mu_Z(\Delta P_{TK})) = \min(0,97 \& 0,92 \& 0,86 \& 0,89) = 0,86$. Це означає, що достовірність прийняття рішення (коефіцієнт впевненості) щодо справності компресора складає 0,86. Дані величини говорять про те, що є деяка (невелика) ймовірність наявності дефекту в компресорі, що може відповідати конструктивному дефекту, зумовленого зниженням зазору в компресорі порівняно із заданим за технічними умовами, що, у свою чергу, знизило ступінь підвищення тиску в компресорі на 1 %.

Дана база нечітких правил легко реалізовується за допомогою нейронної мережі Ванга-Менделя (рис. 1), що відрізняється простотою з обчислювальної точки зору і великою чутливістю до змін вхідних змінних, де реалізований градієнтний метод оптимізації фронтального типу.

Висновки

Результати проведених досліджень показали, що штучні нейронні мережі і системи з нечіткою логікою схожі між собою, однак, кожна з них має свої переваги і недоліки. Даний висновок був узятий за основу при створенні нечітких нейронних мереж. Такі мережі будують рішення на основі апарату нечіткої логіки, проте функції приналежності налаштовуються за допомогою алгоритмів навчання штучних нейронних мереж, викладеним, наприклад, у [16]. Крім того, такі мережі не тільки можуть навчатися, а й здатні враховувати апріорну інформацію. За своєю структурою нечіткі нейронні мережі схожі з багатошаровими мережами, наприклад, з мережею, яка навчається за алгоритмом зворотного поширення, але приховані шари в нечітких мережах відповідають етапам роботи нечіткої системи: перший шар виробляє введення нечіткості, виходячи із заданих ознак входів; другий шар визначає безліч нечітких правил; третій шар виконує функцію приведення до чіткості. У кожній із зазначених шарів є набір параметрів, настройка яких проводиться так само, як і настройка звичайної нейронної мережі.

Список використаної літератури

1. Intelligent Control Systems / Vassilyev S. N., Kelina A. Yu, Kudinov Y. I., Pashchenko F. F. *Procedia Computer Science*. 2017. Vol. 103. Pp. 623–628.
2. Prokhorov D. V. Intelligent Control Systems Using Computational Intelligence. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2007. Vol. 18. Issue 2. Pp. 611–612.
3. Тармаев А. А. Обоснование способа идентификации и парирования характерных отказов и неисправностей аппаратуры автоматики двухдвигательной вертолетной силовой установки. *Авиационная промышленность*. 1999. № 1. С. 46–50.
4. Применение методов нечеткой кластеризации при решении задач диагностики авиационных двигателей / Афанасьевская В. Е., Радивоненко О. С., Соколов А. Ю., Угрюмов М. Л. *Авиационно-космическая техника и технология*. 2010. № 8 (75). С. 128–132.
5. Жернаков С. В. Интеллектуальный мониторинг и диагностика параметров газотурбинного двигателя гибридными экспертными системами. *Автоматизация и современные технологии*. 2001. № 12. С. 16–22.
6. Муслухов И. И., Жернаков С. В. Моделирование газодинамического тракта авиационного двигателя в бортовых условиях. *Моделирование неравновесных систем 2006* : Сборник материалов всероссийского научного семинара, Красноярск, 2006. С. 75–76.
7. Жернаков С. В. Комбинированная диагностика и контроль параметров ГТД нейронечеткой гибридной экспертной системой. *Радиоэлектроника, информатика, управління*. 2000. № 2. С. 55–67.
8. Єнчев С. В., Товкач С. С. Діагностування технічного стану авіаційних двигунів на основі нечіткої логіки. *Науковий вісник Херсонської державної морської академії*. 2013. № 1 (8). С. 216–224.
9. Васильев В. И., Жернаков С. В. Контроль и диагностика технического состояния авиационного двигателя на основе экспертных систем. *Вестник УГАТУ*. 2007. Т. 9. № 4 (22). С. 11–23.
10. Жернаков С. В., Равилов Р. Ф. Контроль и диагностика технического состояния авиационного двигателя на основе экспертной системы C-Priz. *Вестник УГАТУ*. 2012. Т. 16. № 6 (51). С. 3–11.
11. Жернаков С. В. Комплексная диагностика и контроль параметров ГТД в условиях неопределенности на базе нечеткой экспертной системы TILLSHELL 3+. *Информационные технологии*. 2000. № 8. С. 36–43.
12. Михайленко В. С., Харченко Р. Ю. Использование нечеткого алгоритма Такаги-Сугено в адаптивных системах управления сложными объектами. *Штучний інтелект*. 2011. № 2. С. 53–59.
13. Мищенко В. А., Коробкин А. А. Принципы нечеткой логики на примере нечетких нейронных сетей. *Современные проблемы науки и образования*. 2012. № 1. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=5321> (дата звернення: 25.02.2021)
14. Mrowczynska M. Approximation abilities of neuro-fuzzy networks. *Geodesy and Cartography*. 2010. Vol. 59. № 1. Pp. 13–27.
15. Жернаков С. В. Параметрическая диагностика ГТД на базе гибридной нечеткой экспертной системы. *Вестник Пермского государственного технического университета. Аэрокосмическая техника*. 2000. № 5. С. 39–45.
16. Владов С. І., Шмельова Т. Ф., Шмельов Ю. М. Контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах за допомогою нейромережових технологій : монографія. Кременчук : ПП Щербатих А. В., 2020. 200 с.

References

1. Intelligent Control Systems / Vassilyev S. N., Kelina A. Yu, Kudinov Y. I., Pashchenko F. F. *Procedia Computer Science*. 2017. Vol. 103. Pp. 623–628.

2. Prokhorov D. V. Intelligent Control Systems Using Computational Intelligence. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 2007. Vol. 18. Issue 2. Pp. 611–612.
3. Tarmayev A. A. Obosnovaniye sposoba identifikatsii i parirovaniya kharakternykh otkazov i neispravnostey apparatury avtomatiki dvukhdvigatel'noy vertoletnoy silovoy ustanovki. *Aviatsionnaya promyshlennost'*. 1999. № 1. pp. 46–50.
4. Primeneniye metodov nechetkoy klasterizatsii pri reshenii zadach diagnostiki aviatsionnykh dvigateley / Afanas'yevskaya V. Ye., Radivonenko O. S., Sokolov A. YU., Ugryumov M. L. *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya*. 2010. № 8 (75). pp. 128–132.
5. Zhernakov S. V. Intel'ektual'nyy monitoring i diagnostika parametrov gazoturbinnogo dvigatelya gibridnymi ekspertnymi sistemami. *Avtomatizatsiya i sovremennyye tekhnologii*. 2001. № 12. pp. 16–22.
6. Muslukhov I. I., Zhernakov S. V. Modelirovaniye gazodinamicheskogo trakta aviatsionnogo dvigatelya v bortovykh usloviyakh. *Modelirovaniye neravnovesnykh sistem 2006 : Sbornik materialov vserossiyskogo nauchnogo seminara, Krasnoyarsk, 2006*. pp. 75–76.
7. Zhernakov S. V. Kombinirovannaya diagnostika i kontrol' parametrov GTD neyronechetkoy gibridnoy ekspertnoy sistemoy. *Radioelektronika, informatika, upravlyniya*. 2000. № 2. pp. 55–67.
8. Ênchev S. V., Tovkach S. S. Díagnostuvannya tekhnichnogo stanu aviatsiynikh dviguniv na osnovi nechtíkoí logiki. *Naukoviy visnik Khersons'koí derzhavnoí mors'koí akademii'*. 2013. № 1 (8). pp. 216–224.
9. Vasil'yev V. I., Zhernakov S. V. Kontrol' i diagnostika tekhnicheskogo sostoyaniya aviatsionnogo dvigatelya na osnove ekspertnykh sistem. *Vestnik UGATU*. 2007. T. 9. № 4 (22). pp. 11–23.
10. Zhernakov S. V., Ravilov R. F. Kontrol' i diagnostika tekhnicheskogo sostoyaniya aviatsionnogo dvigatelya na osnove ekspertnoy sistemy C-Priz. *Vestnik UGATU*. 2012. T. 16. № 6 (51). pp. 3–11.
11. Zhernakov C. B. Kompleksnaya diagnostika i kontrol' parametrov GTD v usloviyakh neopredelennosti na baze nechetkoy ekspertnoy sistemy TILLSshell 3+. *Informatsionnyye tekhnologii*. 2000. № 8. pp. 36–43.
12. Mikhaylenko V. S., Kharchenko R. YU. Ispol'zovaniye nechetkogo algoritma Takagi-Sugeno v adaptivnykh sistemakh upravleniya slozhnyimi ob'yektami. *Shtuchniy íntelekt*. 2011. № 2. pp. 53–59.
13. Mishchenko V. A., Korobkin A. A. Printsipy nechetkoy logiki na primere nechetkikh neyronnykh setey. *Sovremennyye problemy nauki i obrazovaniya*. 2012. № 1. [Yelektronniy resurs]. – Rezhim dostupu: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=5321> (data zvernennya: 25.02.2021)
14. Mrowczynska M. Approximation abilities of neuro-fuzzy networks. *Geodesy and Cartography*. 2010. Vol. 59. № 1. Pp. 13–27.
15. Zhernakov C. B. Parametricheskaya diagnostika GTD na baze gibridnoy nechetkoy ekspertnoy sistemy. *Vestnik Permskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Aerokosmicheskaya tekhnika*. 2000. № 5. pp. 39–45.
16. Vladov S. Í., Shmel'ova T. F., Shmel'ov YU. M. Kontrol' í díagnostika tekhnichnogo stanu aviatsiynogo dviguna TV3-117 u pol'otnikh rezhimakh za dopomogoyu neyromerezhevikh tekhnologiy : monografyya. Kremenchuk : PP Shcherbatikh A. V., 2020. 200 p.