

УДК 629.735

*Владов С.І., к.т.н., завідувач відділення*ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-8009-5254>*Плужник З.І., курсант**Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ, м. Кременчук, Україна*

ДІАГНОСТИКА ТЕХНІЧНОГО СТАНУ АВІАЦІЙНИХ ДВИГУНІВ ВЕРТОЛЬОТІВ У ПОЛЬОТНИХ РЕЖИМАХ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОМЕРЕЖОВОГО АНСАМБЛЮ

У процесі експлуатації авіаційної техніки (літаків, вертольотів) однією з головних завдань є діагностика параметрів їх авіаційних двигунів. Загальна кількість контрольованих (діагностованих) параметрів може досягати 500 і більше. Існуючі в даний час методи та методики діагностики ГТД вимагають суттєвих доробок, оскільки нові покоління авіаційних ГТД вимагають якісно нових інтелектуальних комп'ютерних технологій діагностики, що базуються на теорії експертних систем (ЕС), нейронних мереж (НМ), нечіткої логіки (НЛ) та генетичних алгоритмах (ГА), здатних врахувати накопичений досвід попередніх робіт у цій галузі та що розвивають (узагальнюють) нові методи та методики їх дослідження. Не винятком є й авіаційні ГТД із вільною турбіною, що входять до складу силових установок вертольотів [1].

Постановка задачі діагностики технічного стану авіаційних ГТД вертольотів за допомогою нейромережових класифікаторів детально наведена у [2–4]. Особливістю нейромережових класифікаторів є навчання їх характеристик на навчальній множині (навчання з учителем). Разом з тим, становить інтерес дослідження можливості побудови алгоритмів діагностики технічного стану авіаційного двигуна вертольоту у режимі самонавчання. Професором Сергієм Жернаковим запропонована реалізація таких алгоритмів у нейромережевому базисі на основі мереж Кохонена, які вважаються самонавчальними (самоорганізаційними).

Для розв'язання даної задачі розроблено нейромережевий класифікатор (рис. 1), що базується на ансамблі нейронних мереж, що складається з радіально-базових мереж (РБФ), персептрона, мережі Кохонена, гібридної нейронної мережі. Вибір у якості розпізнавальної нейронної мережі архітектури РБФ по відношенню до нейронної мережі персептрон більш переважно, оскільки визначення вагових коефіцієнтів в РБФ мережі здійснюється швидше і точніше, ніж параметрів персептрона завдяки тому, що застосування градієнтних методів для налаштування параметрів останньої призводить лише до досягнення локальних мінімумів. Архітектура РБФ мережі є двошаровою мережею, в якій перший шар здійснює задане нелінійне перетворення без залучення налаштування параметрів, так, що простір входів відображається в новий простір. Нейронна мережа архітектури персептрон у гібридному ансамблі виконує функції концентруючого поля, що поєднує виходи шести нейронних мереж архітектури РБФ по три виходи. Нейронна мережа Кохонена – класифікатор (три входи – шість виходів). Мережа з

високим ступенем точності здійснює класифікацію (розпізнавання) стану авіаційного двигуна вертольоту, у тому числі з урахуванням часткової або повної невизначеності його параметрів. Гібридна нейронна мережа дозволяє визначити ступінь належності сукупності значень показників на своїх входах певному, раніше заданому класу, що характеризує технічний стан авіаційного двигуна вертольоту.

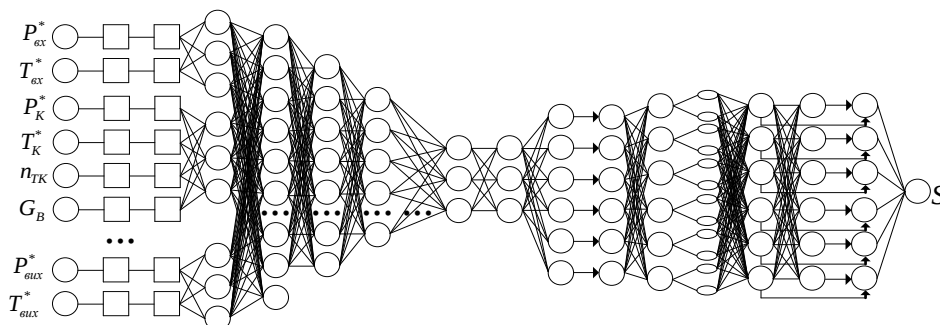


Рисунок 1 – Структура розробленого нейромережевого класифікатора

Визначення технічного стану авіаційного двигуна вертольоту здійснюються за правилом «найближчого сусіда», на підставі якого двигун зараховується в той клас, якому належить його найближчий сусід (або більшість з його найближчих сусідів). Вирішальне правило, на підставі якого здійснюється прийняття рішення (постановка діагнозу), записується таким чином:

$$S \rightarrow S_p, \text{ якщо } d(S, S_p) \rightarrow \min, \quad (1)$$

де d – відстань до центру найближчого (p -го) кластера (прецеденту), яка при цьому обчислюється, наприклад, з використанням евклідової метрики.

Графічна інтерпретація прийняття рішення для персептрона і методу найменших квадратів показана на рис. 6.7, де вершини куба відповідають центрам кластерів (еталонних станів двигуна) [2]. Фактичний вектор стану двигуна S може приймати значення в будь-якій точці всередині даного куба $S = (R_1, R_2, R_3)^T$, $0 \leq R_i \leq 1$.

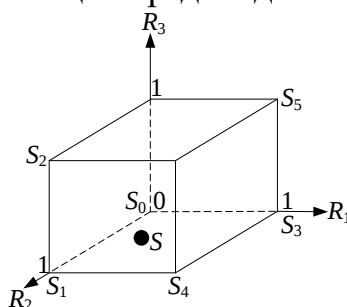


Рисунок 2 – Графічна інтерпретація процесу діагностики технічного стану авіаційного двигуна вертольоту

На рис. 2 позначено: S_0 – центр кластера (прецедент), який відповідає справному (еталонному стану двигуна); S_1 – центр кластера, який відповідає дефекту в компресорі; S_2 – центр кластера, який відповідає дефекту у камері згоряння; S_3 – центр кластера, який відповідає дефекту в турбіні компресора; S_4 – центр кластера, який відповідає дефекту у вільній турбіні; S_5 – центр кластера, який відповідає дефекту у вихідному пристрої.

Розглянемо цю процедуру на прикладі задачі діагностування подвійного дефекту, пов'язаного зі зменшенням ККД компресора і турбіни компресора на

3 %. Величина вектору на виході нейромережевого класифікатора у даному випадку дорівнює $R = (0,732; 0,711; 0,009; 0,018; 0,016; 0,001)^T$ [2]. Тоді, враховуючи еталонні стани $S_0 \dots S_5$ авіаційного двигуна вертольоту згідно з [2] і використовуючи (1), можна обчислити відстань d від відповідного прецеденту до центрів кластерів: $d(S, S_0) = 0,653$; $d(S, S_1) = 0,724$; $d(S, S_2) = 0,631$; $d(S, S_3) = 1,168$; $d(S, S_4) = 1,241$; $d(S, S_5) = 1,326$.

Аналіз отриманих значень $d(S, S_i)$ показує, що результатом розв'язку даної задачі буде: $S \in S_0 \cup S_1 \cup S_2$, тобто запропонований нейронною мережею прецедент приблизно рівновіддалений від таких станів: справний стан (S_0), дефект в компресорі (S_1) і дефект в турбіні компресора (S_2). Отже, діагноз мережі – «помірний» за інтенсивністю дефект у двох вузлах авіаційного двигуна вертольоту (компресорі і турбіні компресора). Проведений порівняльний аналіз показав можливість розв'язання задачі діагностики технічного стану авіаційних двигунів вертольотів за допомогою різних архітектур нейронних мереж, а також методу найменших квадратів, що забезпечують високу достовірність розпізнавання дефектів, включаючи подвійні дефекти, у різних вузлах двигуна.

Список літератури

1. Жернаков С.В. Применение технологии нейронных сетей для диагностики технического состояния авиационных двигателей. *Интеллектуальные системы в производстве*. 2006. № 2. С. 70–83.
2. 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*. 2018. № 2 (65). С. 80–90.
3. Жернаков С. В. Комбинированная диагностика и контроль параметров ГТД нейронечеткой гибридной экспертной системой. *Радиоэлектроника. Информатика*. 2000. № 2. С. 55–67.
4. Жернаков С. В. Параметрическая диагностика ГТД на базе гибридной нечеткой экспертной системы. *Вестник Пермского государственного технического университета. Аэрокосмическая техника*. 2000. № 5. С. 39–45.

УДК 656.7.086

Власенко В.Ф., Торохтій І.Г., аспіранти

Науковий керівник: Сікірда Ю.В., к.т.н., доцент

ORCID ID: <http://orcid.org/0000-0002-7303-0441>

**Льотна академія Національного авіаційного університету,
м. Кропивницький, Україна**

АНАЛІЗ ПРИЧИННОСТІ АВІАЦІЙНИХ ПОДІЙ У СВІТІ

Безпека польотів дуже важлива в авіаційній галузі. Незважаючи на значну кількість пасажирів у попередні роки, статистика свідчить, що польоти ніколи раніше не були безпечнішими. З 1959 по 2017 роки в 500 авіакатастрофах з комерційними пасажирськими літаками загинули 29298 осіб. Однак за період з