

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ЛЬВІВСЬКА ПОЛІТЕХНІКА»

Владов Сергій Ігорович



УДК: 621.438.3:004.021.5

**МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ МОНІТОРИНГУ ГАЗОТУРБІННИХ
ДВИГУНІВ ВЕРТОЛЬОТІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ
ТЕХНОЛОГІЙ ПІД ЧАС ЇХ ЕКСПЛУАТАЦІЇ**

01.05.03 – математичне та програмне забезпечення
обчислювальних машин і систем

Реферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Львів – 2025

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана самостійно в Харківському національному університеті внутрішніх справ Міністерства внутрішніх справ України.

Опоненти:

доктор технічних наук, професор
БОДЯНСЬКИЙ ЄВГЕНІЙ ВОЛОДИМИРОВИЧ,
Харківський національний університет радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України,
професор кафедри штучного інтелекту

доктор технічних наук, професор
РУСИН БОГДАН ПАВЛОВИЧ,
Фізико-механічний інститут ім. Г.В. Карпенка Національної академії наук України,
завідувач відділу інформаційних технологій дистанційного зондування

доктор технічних наук, професор
ДМІТРІЄВ ОЛЕГ МИКОЛАЙОВИЧ,
Державний науково-дослідний інститут випробувань і сертифікації озброєння та військової техніки Міністерства оборони України,
провідний науковий співробітник науково-інформаційного відділу

Захист відбудеться 16 травня 2025 року о 14⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 35.052.05 у Національному університеті «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України за адресою: 79013, м. Львів, вул. Степана Бандери, 12, аудиторія 226 головного корпусу.

З дисертацією можна ознайомитися в науково-технічній бібліотеці Національного університету «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України за адресою: 79013, м. Львів, вул. Професорська, 1.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради Д 35.052.05,
доктор технічних наук, професор



Ростислав БУНЬ

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Безпека польотів вертольотів в реальному часі є важливою складовою загальної авіаційної безпеки, що полягає у необхідності забезпечення оперативного моніторингу, аналізу та реагування на різноманітні чинники. Одним із них, що впливають на безпеку, є газотурбінний двигун (ГТД), який вимагає постійного моніторингу його технічного стану, оскільки це пов'язано з багатопараметричністю, багатопов'язаністю, нелінійністю процесів, багаторежимністю застосування, а більшість відмов формується і проявляється в процесі експлуатації ГТД вертольоту як відновлювального об'єкту. Трудомісткість моніторингу технічного стану ГТД вертольотів залежить від рівня автоматизації та інформатизації процесів отримання, обробки, зберігання, документування інформації про поточний його технічний стан та інших задач, послідовність і методи виконання яких визначають інтелектуальну прикладну програмну систему моніторингу. Засобом його реалізації є математичне і програмне забезпечення, на які покладається задача визначення ступеня відповідності об'єкта пропонованим вимогам – моніторингу його технічного стану.

Зазвичай інтелектуальні прикладні програмні системи моніторингу технічного стану ГТД вертольотів призначені під конкретну задачу є закритим (наприклад, Turbine Watch, Heli Turbine Monitor, Rotor Turbine Track, Turbine Care, Heli Turbine Insight, Aero Turbine Monitor, Rotor Engine Watch, Turbo Flight Monitor, Flight Turbine Guard тощо), що унеможливорює доступ ІТ-фахівців до їх математичного та програмного забезпечення для подальшого аналізу, вдосконалення чи інтеграції в інші системи. Це обмежує їх можливість інтеграції, налаштування, адаптації під специфічні потреби користувачів та їх застосування в інших умовах або на інших типах вертольотів. За відсутності відкритості та адаптивності витрати на підтримку, налаштування або оновлення таких систем можуть бути значними. Оскільки системи часто створюються для специфічних задач, їх функціональність не повністю відповідає вимогам операторів, що призводить до необхідності постійної адаптації і модифікації математичного і програмного забезпечення.

Проблемам створення математичного і програмного забезпечення моніторингу технічного стану, а також управління експлуатацією складних об'єктів, у тому числі, ГТД, присвячені роботи А. А. Ardebili, F. Bazmi, L. Jaw, A. de Voogt, S. Sina Tayarani-Bathaie, K. Khorasani, S. Szrama, X. Zhang, Z. Cui, Z. Yan, Z. Chen, G. Zhou, Л. Г. Бойко, В. І. Васильєва, П. Вербоса, А. В. Внукова, А. В. Гончаренка, С. О. Дмитрієва, О. М. Дмитрієва, В. І. Дубровіна, Н. Г. Дубравського, І. В. Єгорова, С. В. Єпіфанова, С. В. Жернакова, І. І. Ідрісова, Б. Г. Ільєсова, М. П. Кравчука, О. Ф. Машошина, І. І. Муслухова, О. В. Попова, В. І. Петуніна, С. О. Субботіна тощо. Теоретичні основи створення математичного і програмного забезпечення, а також фундаментальні наукові дослідження щодо створення автоматичних систем управління (АСУ), у тому числі, ГТД вертольотів і їх вузлів, розглядаються в роботах J. Saridis, Z. Wei, Y. Chen, Н. П. Бурау, С. В. Єнчева, А. С. Куліка, Є. П. Нечипорука, Ю. М. Терещенка, Ю. В. Черкасова, О. С. Якушенка тощо. Разом з тим, існуючі методи мають недоліки, оскільки створення математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів передбачає застосування різноманітних методів розв'язання задач обробки та аналізу інформації про технічний стан двигуна, прийняття рішень для досягнення цілей моніторингу та управління його експлуатацією. Не повністю розкрито значення інформаційного потенціалу контрольованих параметрів, які дозволяють швидше визначати несправності або відмови. Однак підходи до ефективних обчислень прикладних задач моніторингу технічного стану ГТД вертольотів, а також відповідні

інтелектуальні прикладні програмні системи є мало дослідженими і недосконалими внаслідок роз'єднаності баз даних випробувань, моніторингу, контролю і діагностики, обмеженості інтелектуальних компонент, що дозволяють якісно і ефективно здійснювати підтримку прийняття відповідальних рішень і, як наслідок, зменшувати загальний час, що витрачається на моніторинг двигуна.

Наведене свідчить про актуальність досліджень під час вирішення важливої **науково-прикладної проблеми** розроблення математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів в умовах льотної експлуатації задля підтримки безпеки польотів вертольотів в реальному часі.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами. Робота виконана у рамках Угоди між Урядом України та Урядом Французької Республіки щодо офіційної підтримки зі створення єдиної системи авіаційної безпеки та цивільного захисту в Україні з метою підвищення безпеки польотів вертольотів, що використовуються в державній авіації України. Робота ґрунтується відповідно до основних положень Національної транспортної стратегії України на період до 2030 року (затверджена розпорядженням Кабінету Міністрів України від 30 травня 2018 року № 430-р). Робота виконана в межах науково-дослідної роботи Харківського національного університету внутрішніх справ з державною реєстрацією «Теоретичні та прикладні аспекти розвитку авіаційної сфери» (номер 0123U104884, терміни: 02.2024–12.2025).

Мета і завдання дослідження. Метою дослідження є розроблення математичного і програмного забезпечення моніторингу технічного стану і управління експлуатацією ГТД вертольотів в умовах льотної експлуатації задля підтримки безпеки польотів вертольотів в реальному часі за невизначеності впливаючих чинників для запобігання їх виходу на критичний режим. Метою дисертаційної роботи визначено необхідність виконання таких **основних задач досліджень**:

1. Провести аналіз специфіки побудови математичного і програмного забезпечення, що дасть змогу розробити архітектуру експертної системи моніторингу ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації.

2. Розробити метод побудови нейромережевої моделі процесів класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження тренд-аналізу параметрів двигуна, що дасть змогу удосконалити методи розв'язання прикладних задач моніторингу.

3. Створити математичне та програмне забезпечення нейромережевої бортової АПУ задля оптимізації й підвищення ефективності управління та регулювання з метою забезпечення їх оптимального функціонування.

4. Удосконалити нейро-нечіткі методи моніторингу з використанням гібридних нейро-нечітких класифікаторів задля адаптації до змінних умов експлуатації при неоднозначності даних.

5. Удосконалити нейромережеві методи відновлення даних за відмови штатних сенсорів, що базуються на використанні як лінійних, так і автоасоціативних нейронних мереж, а також фільтра Калмана з поліномом Чебишева, застосування яких дозволить зменшити похибку реконструкції значень параметрів двигуна.

6. Розробити прототип бортової експертної системи моніторингу з наступною оцінкою ефективності розробленого математичного і програмного забезпечення і отримати рекомендації щодо прийняття рішень в умовах неповноти і невизначеності інформації для запобігання виходу експлуатованого двигуна на критичний режим з урахуванням можливих відмов апаратного та програмного забезпечення.

7. Провести апробацію отриманих результатів шляхом застосування розробленого

математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією двигуна у режимі льотної експлуатації.

Об'єкт дослідження – процеси інтелектуального моніторингу технічного стану і управління експлуатацією ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації.

Предмет дослідження – нейромережеві методи і моделі моніторингу технічного стану і управління ГТД вертольотів в умовах льотної експлуатації.

Методи дослідження. Для досягнення поставленої мети використано: системний підхід, що включає аналіз існуючих рішень, методів обробки даних і визначення вимог до моніторингу ГТД вертольотів для аналізу специфіки побудови математичного і програмного забезпечення; нейромережеві методи для створення моделей моніторингу, що дозволяють удосконалити обчислювальні методи для класифікації, контролю, діагностики, прогнозування та аналізу трендів; методи нечіткої логіки, нечітких правил та нейро-нечітких мереж для обробки даних в умовах неопределеності та нечіткості вхідних даних, що дозволяє забезпечити адаптивність і стабільність підсистеми управління ГТД вертольотів в умовах змінних експлуатаційних параметрів; методи об'єктно-орієнтованого та системного аналізу і проектування для проектування та розроблення бортової нейромережевої експертної системи моніторингу ГТД вертольотів; методи штучного інтелекту, об'єктно-орієнтоване програмування для програмної реалізації розроблених методів і моделей для розв'язання прикладних задач моніторингу ГТД вертольотів.

Наукова новизна полягає у вирішенні важливої науково-прикладної проблеми розроблення нових та удосконалення відомих методів, математичного та програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів задля підтримки безпеки польотів в реальному часі. Отримано такі нові наукові результати:

уперше:

– створено архітектуру експертної системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів, яка за рахунок комбінування нейромережевої підсистеми моніторингу та автоматизованої підсистеми управління (АПУ), дозволяє підвищити рівень автоматизації, оперативності та достовірності моніторингу і управління їх технічним станом у режимі льотної експлуатації вертольоту;

– розроблено метод побудови нейромережевої моделі моніторингу, який за рахунок алгоритму формування однорідної і репрезентативної навчальної і тестової вибірок, дозволяє збільшити достовірність визначення технічного стану ГТД вертольотів;

удосконалено:

– методи класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження, тренд-аналізу технічного стану ГТД вертольотів на основі модифікованих алгоритмів навчання і архітектур нейронних мереж, в яких, на відміну від існуючих, застосовано гібридні комбінації адаптивних елементів, що дозволили підвищити точність розв'язку прикладних задач моніторингу;

– модель триканальної АПУ для побудови архітектури експертної системи, в яку, на відміну від існуючих, введено канал управління частотою обертів ротора вільної турбіни та програмні модулі адаптивного управління шляхом відокремлення параметрів двигуна та агрегату дозування палива, що дозволило покращити показники якості каналів управління;

– нейромережеві моделі програмних модулів експертної системи, в яких, на відміну від існуючих, застосовано розроблені методи організації ефективних обчислень прикладних задач моніторингу, що дозволяє підвищити ефективність моніторингу їх осно-

вних вузлів двигуна в режимі льотної експлуатації;

набули подальшого розвитку:

– нейро-нечіткі методи моніторингу, в яких, на відміну від існуючих, застосовано гібридні нейро-нечіткі класифікатори з еволюційною діагностичною матрицею з модернізованими нечіткими правилами, що дало змогу підвищити впевненість прийняття рішень щодо наявності дефектів й підвищити точність отримання основних параметрів робочого процесу двигуна в умовах неоднозначності;

– методи відновлення інформації за відмови штатних сенсорів, які, відрізняються від існуючих тим, що за рахунок байєсової нейронної мережі, навчання автоасоціативної нейронної мережі на площині помилок та рекурентної нейронної мережі алгоритмом багатовимірного фільтра Калмана з поліномом Чебишева, дозволяє зменшити похибку реконструкції значень параметрів двигуна.

Практичне значення одержаних результатів полягає у тому, що їх можна використати для побудови бортової експертної системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів. Зокрема, практично цінними є такі результати:

– розроблено для впровадження в авіаційну галузь архітектуру експертної системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів за рахунок інтелектуалізації основних процесів класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження, тренд-аналізу з використанням кількісних і якісних моделей двигунів, включаючи розроблене математичне і програмне забезпечення;

– розроблено алгоритм формування однорідної і репрезентативної навчальної і тестової вибірок на основі масиву даних реєстрованих на борту термогазодинамічних параметрів двигуна, застосування якого в нейромережевій моделі дозволив збільшити достовірність визначення можливості здійснення польоту на рівні 99 %;

– удосконалено алгоритми навчання і архітектур нейронних мереж, що забезпечило середню точність розв’язання прикладних задач моніторингу на рівні 99,5 %;

– розроблено програмне забезпечення «MONITOR» v. 0.1, що здійснює обчислення параметрів, застосування якого надало можливості обчислювати та передбачати розвиток сценаріїв польотних ситуацій у випадку виникнення непередбачуваних обставин, зумовленими технічним станом двигуна;

– створено прототип бортової експертної системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів, використання якої дозволяє збільшити якість прийняття рішення щодо можливості експлуатації двигуна до 99,2 %;

– запропоновано практичні рекомендації для покращення кваліфікації командира екіпажу, другого пілота та бортового інженера, що включають використання розробленої експертної системи моніторингу, що дозволяє підвищити ефективність роботи екіпажу та безпеку експлуатації вертольоту;

– за результатами експериментального дослідження в умовах ТОВ «ЕЙР ТАУРУС» та військової частини 2269 Національної гвардії України Міністерства внутрішніх справ України встановлено, що застосування розробленого математичного і програмного забезпечення у складі експертної системи дозволило збільшити на 20 % якість прийняття рішення щодо здійснення польоту порівняно із традиційними статистичними критеріями.

Результати роботи апробовані та впроваджені в ТОВ «ЕЙР ТАУРУС», у військову частину 2269 Національної гвардії України Міністерства внутрішніх справ України у вигляді бортової системи моніторингу ГТД вертольотів, що застосовуються на вертольотах державної авіації України, а також в Департамент авіаційної безпеки Міністерс-

тва внутрішніх справ України у вигляді інтелектуальної системи моделювання системи підтримки прийняття рішень командиром екіпажу повітряного судна (вертольоту). Результати роботи впроваджено в освітній процес таких закладів вищої освіти: Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут»; Харківський національний університет радіоелектроніки; Льотна академія Національного авіаційного університету; Національний університет «Львівська Політехніка»; Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського; Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ; Ряшівська політехніка ім. Ігнатія Лукасевича, Польща (Rzeszów University of Technology (Politechnika Rzeszowska im. Ignacego Łukasiewicza)); Університет Економіки, Бидгощ, Польща (Wyższa Szkoła Gospodarki w Bydgoszczy). Результати дисертації також впроваджені в науково-дослідну діяльність Харківського національного університету внутрішніх справ й використовуються під час підготовки окремих розділів (глав) навчальних посібників, посібників, що стосуються питань системного аналізу, обробки великих масивів даних, а також використання засобів штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж – архітектур та алгоритмів навчання.

Досягнутим ефектом є скорочення часу на виявлення експлуатаційних дефектів ГТД двигунів вертольотів за рахунок машинного обчислення необхідних параметрів двигуна з наданням інформацію щодо вузла, в якому присутній дефект шляхом використання розробленої бортової нейромережевої експертної системи моніторингу технічного стану ГТД вертольотів. Кінцевим результатом попереднього моніторингу технічного стану ГТД вертольоту перед та/або після вильоту є відмова від візуального огляду усього двигуна та усунення несправностей, які були виявлені нейромережевою експертною мережею, а також скорочення витрат на моніторинг технічного стану ГТД вертольотів і утримання технічного персоналу обслуговування.

Особистий внесок здобувача. Усі положення дисертації, що виносяться на захист, основні результати аналітичних та експериментальних досліджень, отримані автором самостійно. В опублікованих у співавторстві роботах автором розроблено та удосконалено нейромережеві та нейро-нечіткі методи, моделі та системи для моніторингу, діагностики, прогнозування, відновлення втраченої інформації, класифікації відмов датчиків, оптимізації параметрів робочого процесу та керування ГТД вертольотів, зокрема шляхом модифікації нейронних мереж, удосконалення алгоритмів навчання та інтеграції сучасних підходів до автоматизованого управління. З наукових досліджень, оприлюднених у співавторстві, у дисертації використано лише ті методи, моделі та обчислення, які є результатом особистої праці здобувача і становлять його власний внесок.

Апробація матеріалів дисертації. Основні результати та положення роботи доповідалися та обговорювалися на 39 наукових семінарах і конференціях як загально-соціальної, так і технічної спрямованості протягом 2018–2024 років, зокрема: IEEE International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC) (Київ, 2018 і 2022 роки); 2020 IEEE 6th International Conference on Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC) (Київ, 2020 рік); 2022 and 2023 IEEE 3rd and 4th KhPI Week on Advanced Technology (Харків, 2022 і 2023 роки); 2022 IEEE 41st International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO) (Київ, 2022 рік); 2022 and 2023 IEEE 4th and 5th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES) (Кременчук, 2022 і 2023 роки); IEEE 17th–19th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT) (Львів, 2022–2024 роки), Telecommunications

and Computer Engineering (TCSET) (Львів, 2024 рік).

Публікації. Основні положення та результати дисертації опубліковані у 90 наукових працях, з них: 3 монографії (1 – за кордоном), 52 наукових статей у зарубіжних виданнях, що мають індексацію у наукометричній базі Scopus, 19 наукових статей у наукових виданнях, включених до категорії «Б» Переліку фахових видань України та включених до міжнародних наукометричних баз даних (Google Scholar, «Index Copernicus», «Polish Scholarly Bibliography» тощо), 13 тезах доповідей на міжнародних науково-практичних конференціях, що мають індексацію у наукометричній базі Scopus, 2 свідоцтвах про реєстрацію авторського права на твір, 1 патенті України на корисну модель.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається зі вступу, шести розділів, висновків, списку використаних джерел і семи додатків. Дисертація викладена на 515 сторінках друкованого тексту, із них 336 сторінок основного тексту, містить 183 рисунків, 13 таблиць, 548 найменувань у списку літературних джерел на 58 сторінках і сім додатків на 95 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** наведено загальну характеристику роботи, обґрунтовано її актуальність, сформульовано мету та основні задачі дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи дослідження, наукову новизну і практичну значущість отриманих результатів, наведено дані про публікації та особистий внесок автора у роботи, виконані у співавторстві, відомість про апробацію результатів дисертації.

У **першому розділі** проводиться загальна характеристика проблеми розроблення математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією ГТД. Визначено, що недоліками сучасного математичного і програмного забезпечення моніторингу та управління експлуатацією ГТД є відокремлене функціонування і взаємодія умовно в аварійних ситуаціях, відсутність єдиного банку даних для випробувань, неструктуровані та надлишкові різнорідні дані, відсутність системи підтримки рішень, використання методу допускового контролю в системах моніторингу, застосування застарілої апаратури для випробувань, та непридатність програм технічного обслуговування та ремонту до швидкоплинних умов експлуатації. Шляхом представлення моделі ГТД вертольоту у вигляді «чорного ящика» визначено, що розроблення математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією вирішується на теоретико-множинному рівні і складатися з низки підзадач, до яких належать методи розв'язання відповідних прикладних задач за тим чи іншим показником.

У рамках інтелектуалізації процесу моніторингу створено експертну системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації вертольоту (рис. 1) на основі стратегії управління технічним станом; інтелектуалізації основних процесів класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження, тренд-аналізу параметрів двигуна на основі використання його кількісних і якісних моделей з використанням нейромережевих технологій та експертних систем. Її особливістю є те, що при виявленні параметричної відмови одного чи декількох каналів вимірювання (датчиків), здійснюється діагностика і парирування відмов каналів вимірювання (датчиків) з метою відновлення інформації при параметричній відмові каналів вимірювання (датчиків). Її архітектура (рис. 2) включає математичне та програмне забезпечення, що інтегрує базу даних випробувань, нейро-

мережеві модулі, базу концептуальних знань, базу експертних знань, базу нечітких правил (БНП), базу знань прецедентів.



Рисунок 1 – Структура розробленої експертної системи

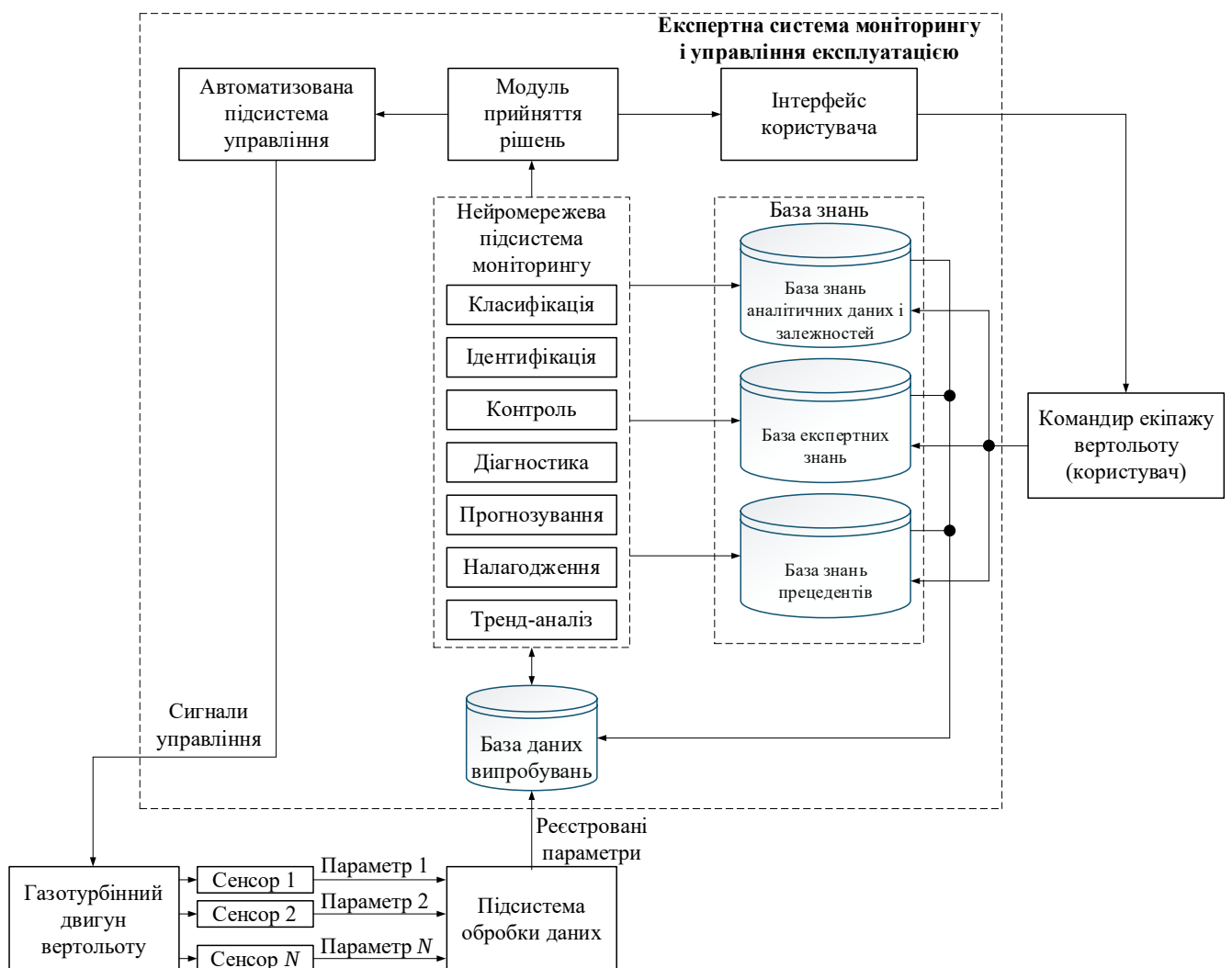


Рисунок 2 – Загальна архітектура розробленої експертної системи

У другому розділі розроблено метод побудови нейромережевої моделі моніторингу ГТД вертольотів (табл. 1), особливістю якого є розроблений алгоритм формування однорідної і репрезентативної навчальної і тестової вибірок.

Таблиця 1 – Розроблений метод побудови нейромережевої моделі моніторингу ГТД вертольотів

Етап	Опис
Етап 1	Розробка унікальних критеріїв і метрик для оцінки ефективності моніторингу технічного стану ГТД вертольотів. Обґрунтування необхідності визначення цілей для забезпечення точності та об'єктивності оцінки.
Етап 2	Обґрунтування вибору конкретної структури нейронної мережі та визначення місця її включення у систему моніторингу технічного стану ГТД вертольотів.
Етап 3	Аналіз і обґрунтування вибору алгоритму навчання нейронної мережі з урахуванням специфіки моніторингу технічного стану ГТД вертольотів для досягнення оптимального адаптивного навчання.
Етап 4	Опис проведення експериментів на цифровій моделі з використанням результатів польотних даних для створення навчальної вибірки. Врахування нових критеріїв і метрик для поліпшення точності моделі.
Етап 5	Опис процесу навчання мережі з використанням сформованої навчальної вибірки та алгоритму навчання.
Етап 6	Обґрунтування процесу редукції та спрощення нейронної мережі для забезпечення оптимального збереження інформації та ефективної роботи при мінімальній кількості параметрів.
Етап 7	Обґрунтування заходів, спрямованих на підвищення робастності функціонування навченої нейромережевої моделі з урахуванням можливих викликів і неочікуваних ситуацій.
Етап 8	Опис процесу моделювання та тестування алгоритмів моніторингу технічного стану і управління експлуатацією ГТД вертольотів, включаючи АПУ з використанням нейронної мережі.
Етап 9	Обґрунтування вибору програмної або апаратної реалізації нейронної мережі для впровадження у реальну систему моніторингу технічного стану ГТД вертольотів.

Удосконалено узагальнену структурну схему процесу настройки параметрів нейромережевої моделі ГТД вертольоту, що має вигляд, представлений на рис. 3, де $\mathbf{U} = (u_1, u_2 \dots, u_m)^T$ – вектор вхідних (керуючих) впливів; $\mathbf{Y} = (y_1, y_2 \dots, y_m)^T$ – вектор вихідних параметрів двигуна; $\mathbf{Y}^{HM} = (y_1^{HM}, y_2^{HM}, \dots, y_n^{HM})^T$ – вектор виходів нейронної мережі; ΔW_{ij} – приріст ваг синаптичних зв'язків нейронної мережі. Її особливістю є використання модифікованих алгоритмів навчання нейронних мереж під конкретну прикладну задачу моніторингу.

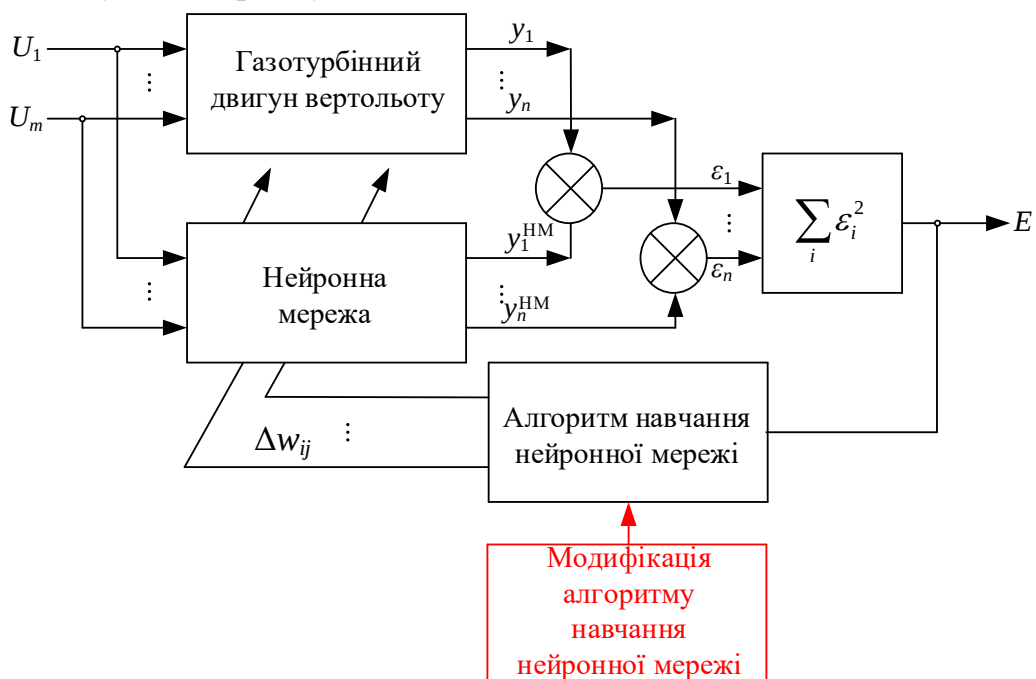


Рисунок 3 – Розроблена схема навчання нейромережевої моделі ГТД вертольоту

З метою розв'язання прикладних задач моніторингу розроблено алгоритм формування навчальної і тестової вибірок, які для математичної моделі ГТД вертольотів складаються з атмосферних величин (h – висота польоту, T_H – температура, P_H – тиск, ρ – густина повітря). Зареєстровані на борту вертольоту параметри, такі як n_{TK} (частота обертання ротора турбокомпресора), T_r^* (температура газів перед турбіною компресора), n_{CB} (частота обертання ротора вільної турбіни), нормалізуються до абсолютних значень за допомогою теорії газодинамічної подібності. Для встановлення репрезентативності навчальної та тестової вибірок було проведено кластерний аналіз вихідних даних, під час якого виділено вісім класів (рис. 4, а). Після процедури рандомізації були відібрані власне навчальна (контрольна) і тестова вибірки (у співвідношенні 2:1, тобто 67 і 33 %). Процес кластеризації навчальної (рис. 4, б) і тестової вибірок показує, що вони, як і вихідна вибірка, містять по вісім класів. У кожній із розглянутих вибірок відстані між кластерами практично збігаються, тому навчальна та тестова вибірки є репрезентативними.

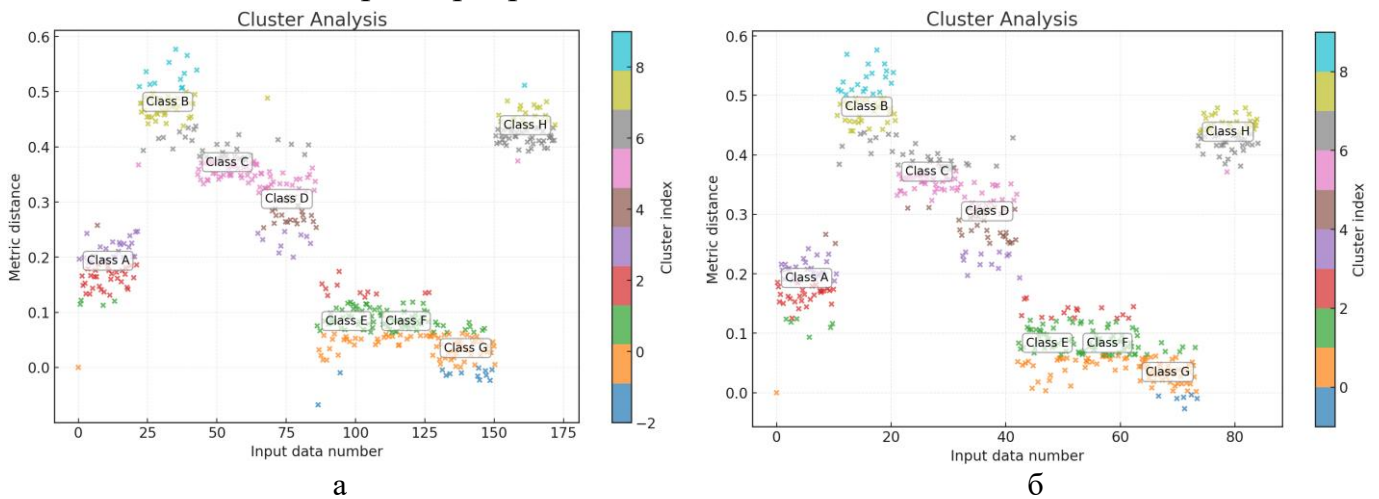


Рисунок 4 – Результати кластеризації: а – тестова вибірка (I...VIII – класи); б – навчальна вибірка

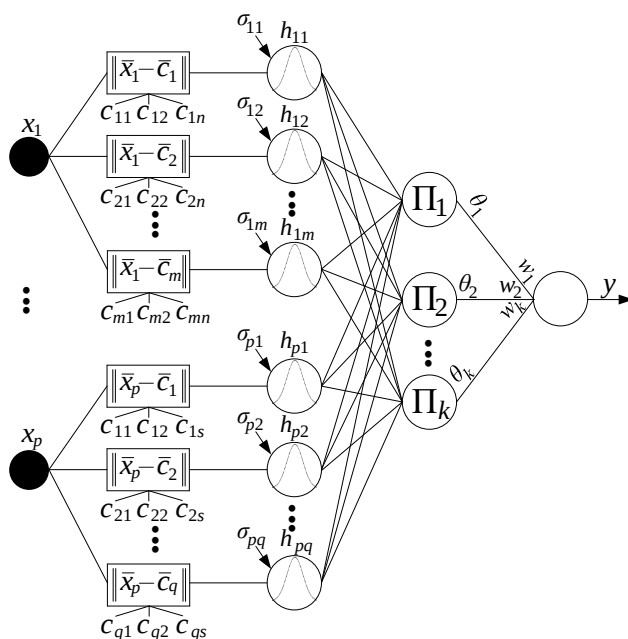


Рисунок 5 – Запропонована поліморфна РБФ-мережа

Розроблено математичне і програмне забезпечення для оптимізації параметрів робочого процесу ГТД вертольотів шляхом вирішення задачі багатокритеріальної оптимізації, яка передбачає пошук глобальної Парето-оптимальної множини рішень. Для цього удосконалено метод багатокритеріальної оптимізації на основі евристичних підходів, зокрема еволюційних та генетичних алгоритмів, що включає модифіковану архітектуру РБФ-мережі (рис. 5) з поліморфною структурою, адаптивною кількістю радіально-базисних функцій та окремими прихованими шарами для кожної змінної, за-

безпечуючи підвищену ефективність завдяки вдосконаленому еволюційно-градієнтному алгоритму навчання. При цьому вихідний шар запропонованої поліморфної РБФ-мережі описується виразом:

$$y_k = w_k \cdot \sum_{p=1}^m (w_p \cdot f_p(x))^2, \quad (1)$$

де x – вектор вхідних даних, f_p – багатовимірна радіально-базисна функція i -го нейрона прихованого шару, c_p – центр p -ї радіально-базисної функції, σ – ширина гаусової функції, w_k – вага k -го нейрона вихідного шару.

Отримано параметри робочого процесу двигуна ТВЗ-117 у режимі льотної експлуатації вертольоту (рис. 6, а) та еволюцію Парето-оптимальних рішень (рис. 6, б), встановлено можливість оптимізації ступеня підвищення тиску в компресорі й питомої витрати палива залежно від параметрів витрати палива та закону регулювання двигуна, що потребує компромісного підходу

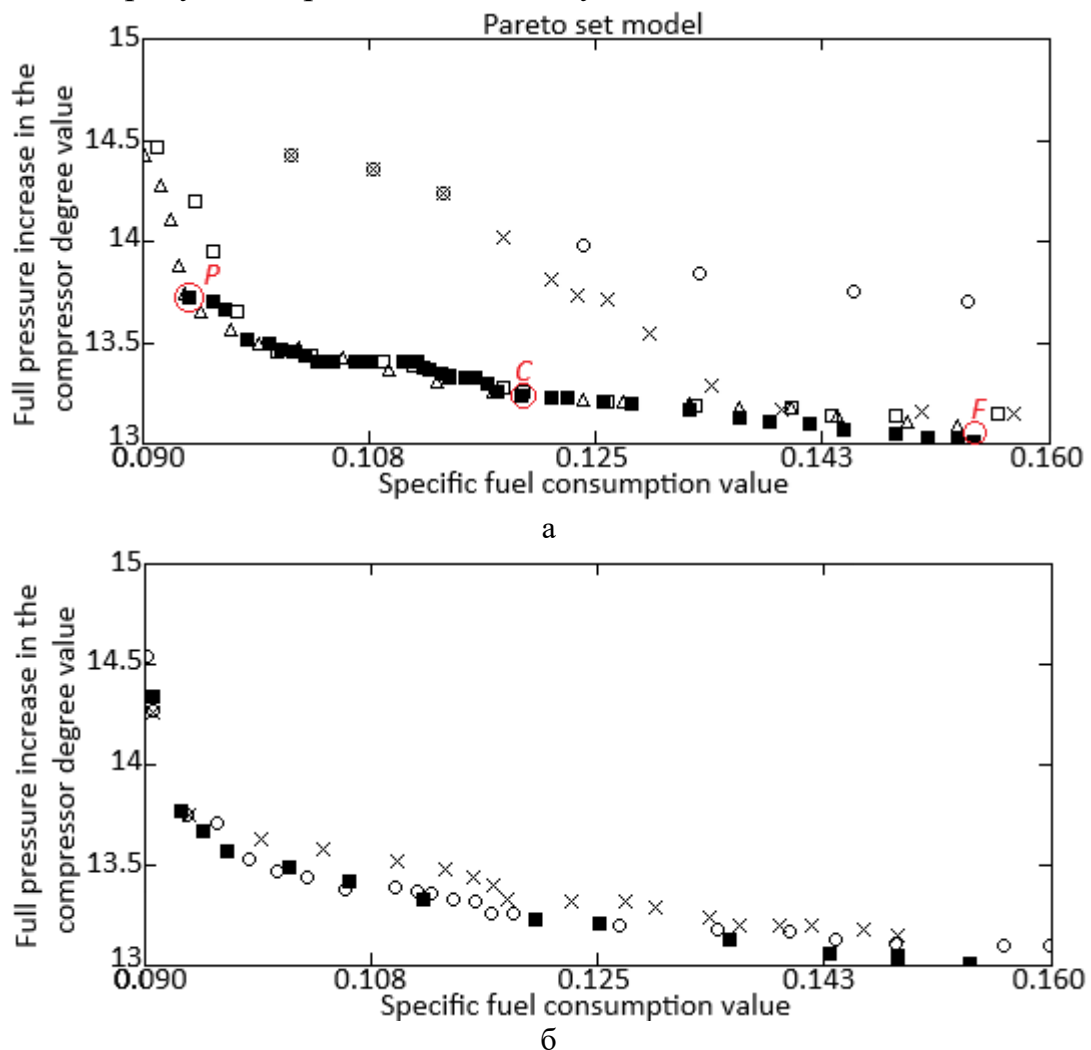


Рисунок 6 – Еволюція Парето-оптимальних множин рішень у процесі обчислень (а) та порівняння трьох Парето-оптимальних множин рішень (б)

Запропоновано низку нейромережових методів ідентифікації параметрів термогазодинамічних параметрів основних вузлів ГТД вертольотів на сталих режимах його роботи. Розроблено нейромережові методи ідентифікації параметрів ГТД вертольотів у різних постановках задачі:

– ідентифікація параметрів багаторежимної моделі ГТД вертольоту в різних постановках задачі та з різними особливостями вхідних параметрів (використано багатошаровий перцептрон двох архітектур: 1–4–6 і 7–53–36, розроблена NARX-мережа з радіально-базисним шаром (рис. 7) та створена поліморфна РБФ-мережа архітектури 1–12–6);

– ідентифікація параметрів зворотної багаторежимної моделі ГТД вертольотів (використано багатошаровий перцептрон двох архітектур: 1–4–6 і 7–53–36, традиційна РБФ-мережа та поліморфна РБФ-мережа архітектури 1–12–6).

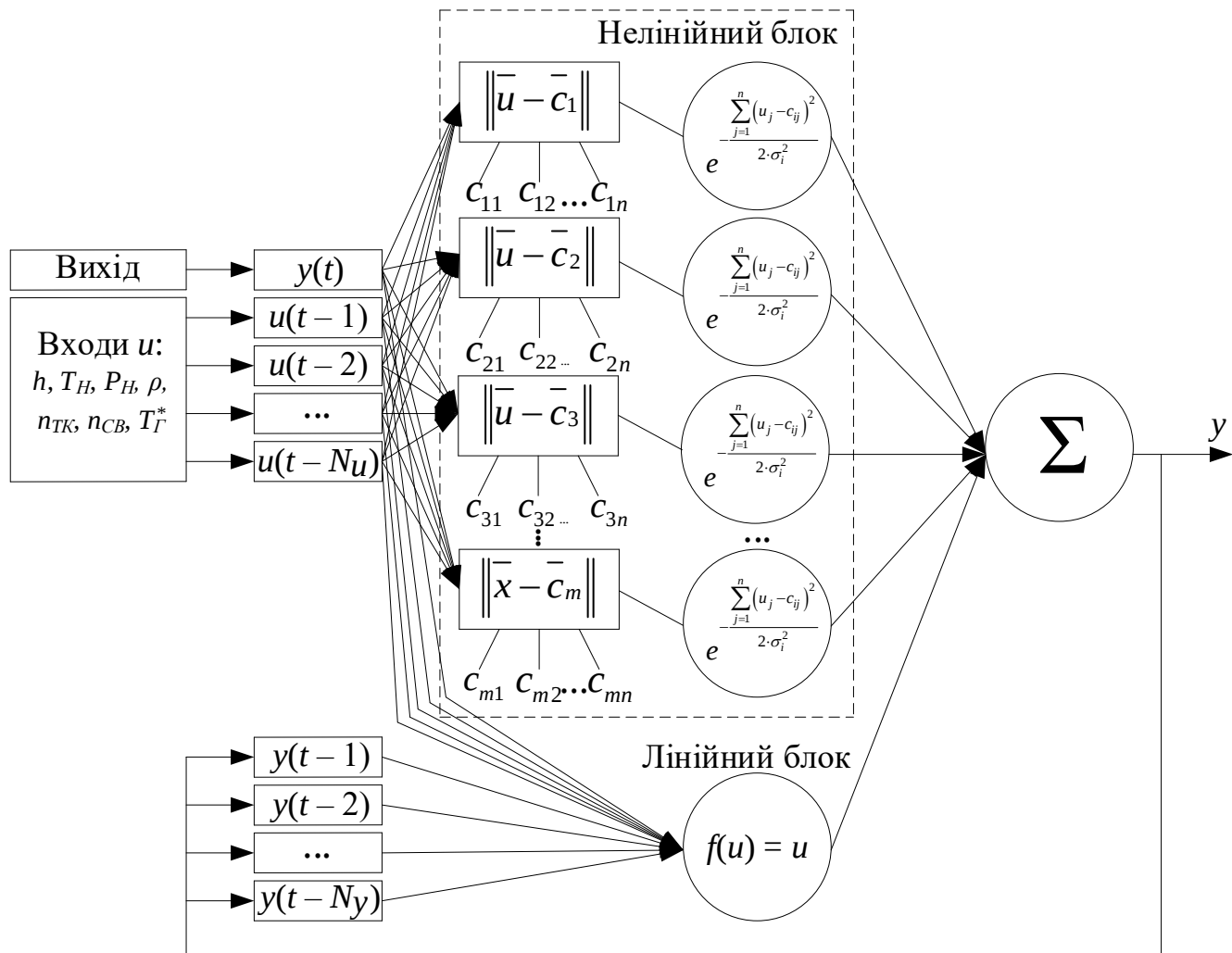


Рисунок 7 – Модифікована нейронна мережа на основі архітектури типу NARX з радіально-базисним нелінійним шаром

Встановлено, що розроблені нейромережеві методи ідентифікації параметрів ГТД вертольотів, що ґрунтуються на використанні багатошарового перцептрону двох архітектур: 1–4–6 і 7–53–36 традиційній та поліморфній РБФ-мережі архітектури 1–12–6, дозволяють з точністю понад 99 % ідентифікувати термогазодинамічні параметри робочого процесу ГТД вертольотів.

Розроблено нейромережевий метод класифікації режимів роботи ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації, що відрізняється використанням вхідного шару з трьома нейронами, двох повністю пов'язаних прихованих шарів з 64 і 32 нейронами, а також вихідного шару з двома нейронами. Цей метод забезпечив високу точність розпізнавання встановлених, невстановлених та перехідних режимів до 99,7 %, що

дозволяє екіпажу приймати рішення про виконання польоту з точністю до 94,5 %. При цьому модифіковано функцію активації Smooth ReLU, представлену як:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{при } x > 0, \\ \frac{1}{1 + e^{-\gamma \cdot x}}, & \text{при } x \leq 0, \end{cases} \quad (2)$$

де γ – параметр, який визначає «ступінь гладкості» функції. При $x > 0$ функція (2) поводить як звичайна ReLU. При $x \leq 0$ функція (2) є сигмоїдальною функцією, щоб плавно переходити від 0 до негативних значень. Це дозволяє уникнути різких «сходів» у градієнті, що прискорює навчання нейронних мереж.

У **третьому розділі** розроблено нейромережеві методи класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження, тренд-аналізу технічного стану ГТД вертольотів на основі модифікованих алгоритмів навчання і архітектур нейронних мереж. Створено математичне і програмне забезпечення ідентифікації параметрів ГТД вертольотів на динамічних режимах роботи (режим запуску і прийомистості двигуна). Воно ґрунтується на модифікації нейронної мережі Елмана (рис. 8) шляхом введення в неї з динамічної стекової пам'яті з відповідним алгоритмом її навчання.

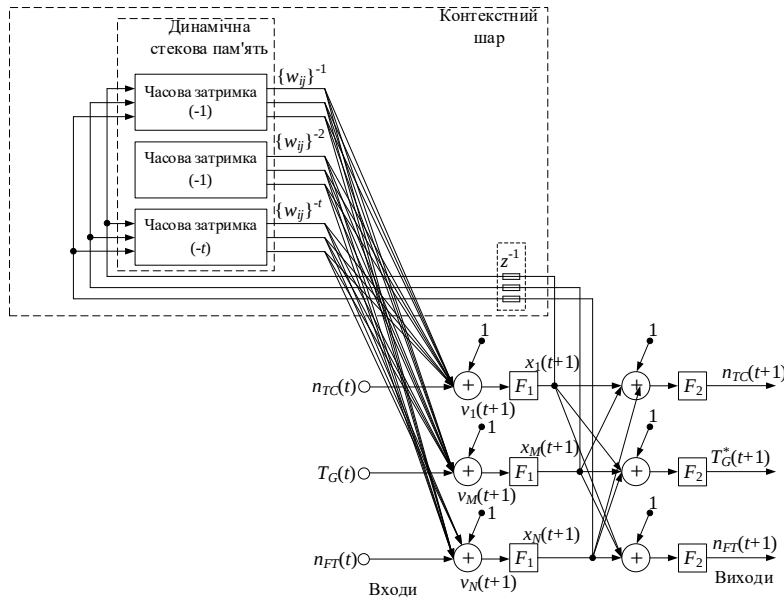


Рисунок 8 – Модифікована нейронна мережа Елмана з динамічною стековою пам'яттю

тількиотів на основі модифікованих алгоритмів навчання і архітектур нейронних мереж. Створено математичне і програмне забезпечення ідентифікації параметрів ГТД вертольотів на динамічних режимах роботи (режим запуску і прийомистості двигуна). Воно ґрунтується на модифікації нейронної мережі Елмана (рис. 8) шляхом введення в неї з динамічної стекової пам'яті з відповідним алгоритмом її навчання.

При цьому, наприклад, на режимі запуску двигуна математичне забезпечення подається як:

$$\begin{aligned} \frac{\partial n_{TC,i}}{\partial \alpha_i} &= a_{11,i} \cdot n_{TC,i}(\alpha_i) + a_{12,i} \cdot n_{FT,i}(\alpha_i) + a_{13,i} \cdot T_{G,i}^*(\alpha_i) + b_{1,i} \cdot G_{T,i}(\alpha_i), \\ \frac{\partial n_{FT,i}}{\partial \alpha_i} &= a_{21,i} \cdot n_{TC,i}(\alpha_i) + a_{22,i} \cdot n_{FT,i}(\alpha_i) + a_{23,i} \cdot T_{G,i}^*(\alpha_i) + b_{2,i} \cdot G_{T,i}(\alpha_i), \\ \frac{\partial T_{G,i}^*}{\partial \alpha_i} &= a_{31,i} \cdot n_{TC,i}(\alpha_i) + a_{32,i} \cdot n_{FT,i}(\alpha_i) + a_{33,i} \cdot T_{G,i}^*(\alpha_i) + b_{3,i} \cdot G_{T,i}(\alpha_i), \end{aligned} \quad (3)$$

$$n_{TC,i+1} = n_{TC,i}(\alpha_i) + h \cdot \frac{\partial n_{TC,i}}{\partial \alpha_i}, \quad n_{FT,i+1} = n_{FT,i}(\alpha_i) + h \cdot \frac{\partial n_{FT,i}}{\partial \alpha_i}, \quad T_{G,i+1}^* = T_{G,i}^*(\alpha_i) + h \cdot \frac{\partial T_{G,i}^*}{\partial \alpha_i},$$

де $a_{ij,0}$ – константи, що визначаються як результат розв'язання систем лінійних рівнянь (4), h – значення кроку дискретизації за часом у файлах реєстрації, i – номер кроку інтегрування.

Отримано графіки перехідних процесів параметрів двигуна ТВ3-117 на режимі запуску (рис. 9) та відповідні похибки (рис. 10) застосування розробленого матема-

тичного і програмного забезпечення порівняно з традиційними методами і моделями. Аналогічно, отримано графіки перехідних процесів параметрів двигуна ТВЗ-117 та відповідні похибки на режимі прийомистості двигуна.

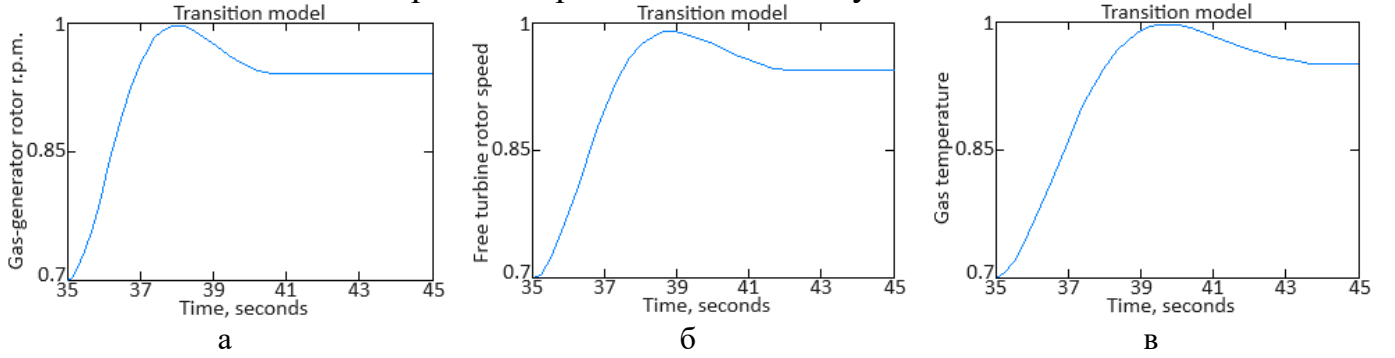


Рисунок 9 – Графіки перехідних процесів параметрів двигуна ТВЗ-117 на режимі запуску: а) Частота обертів ротора турбокомпресора n_{TC} ; б) Частота обертів ротора вільної турбіни n_{FT} ; в) Температура газу перед турбіною компресора T_G^*



Рисунок 10 – Графіки отриманих похибок перехідних процесів параметрів двигуна ТВЗ-117 на режимі запуску: а) Частота обертів ротора турбокомпресора n_{TC} ; б) Частота обертів ротора вільної турбіни n_{FT} ; в) Температура газу перед турбіною компресора T_G^*

Розроблено нейромережевий метод контролю технічного стану ГТД вертольотів, який за рахунок використання модифікованої нейронної мережі LSTM

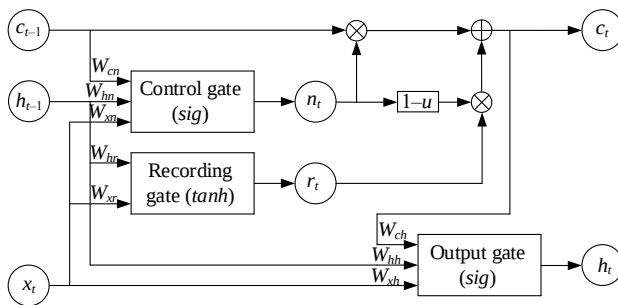


Рисунок 11 – Структура LSTM мережі зі змінною пам'яттю

тів, який за рахунок використання модифікованої нейронної мережі LSTM (рис. 11) зі змінною пам'яттю, дозволить здійснювати контроль параметрів і визначити області справного, несправного і невизначеного станів двигуна із абсолютною похибкою, меншою ніж 1 %. При цьому математичне забезпечення модифікованої нейронної мережі LSTM подано у вигляді:

$$\begin{aligned}
 c_t &= n_t \circ c_{t-1} + (1 - n_t) \circ r_t; \\
 n_t &= \sigma \cdot (W_{cn} \cdot c_{t-1} + W_{hn} \cdot h_{t-1} + W_{xn} \cdot x_t + b_n); \\
 r_t &= \tanh(W_{hr} \cdot h_{t-1} + W_{xr} \cdot x_t + b_r); \\
 h_t &= \sigma \cdot (W_{ch} \cdot c_t + W_{hh} \cdot h_{t-1} + W_{xh} \cdot x_t + b_h);
 \end{aligned}
 \tag{4}$$

де c_t – тензор пам'яті на поточному кроці; c_{t-1} – тензор пам'яті на попередньому кроці; n_t – тензор на виході з керуючого вузла; r_t – тензор на виході із записуючого вузла; W_{cn} , W_{hn} , W_{xn} , W_{hr} , W_{xr} , W_{ch} , W_{hh} , W_{xh} – вагові коефіцієнти, що пов'язують входи з вузлами; b_n , b_r , b_h – вектор зсувів керуючого, записуючого вихідного вузлів відповідно; h_{t-1} – тензор виходу мережі на попередньому кроці; x_t – тензор входу на поточному кроці; h_t – тензор виходу мережі на поточному кроці.

У результаті своєї роботи навчена нейронна мережа розбила всі подані на її входи значення ступеня підвищення повного тиску в компресорі на 3 області (рис. 12), що відповідають справному (область 1), несправному (область 2) та невизначеному станам, де складно виконати поділ значень параметрів зважаючи на їх взаємне перекриття (область 3). За результатами кластеризації стану двигуна (рис. 13) встановлено, що двигун працездатний до 105 годин, після чого спостерігається різке зростання метричної відстані, що вказує на дефект у компресорі та обрив двох лопаток, унеможлижуючи подальшу експлуатацію. Аналіз забезпечив точність 99,3 %.

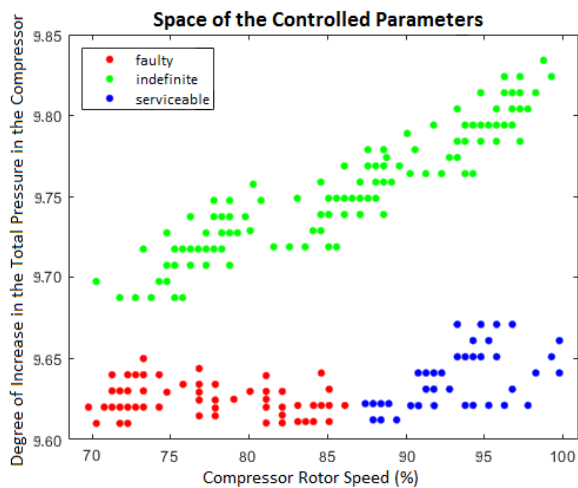


Рисунок 12 – Результати контролю технічного стану ГТД вертольоту

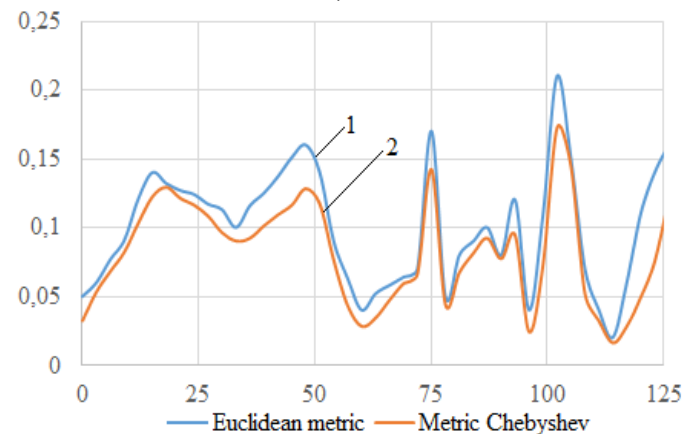


Рисунок 13 – Результати визначення метрики Чебишева та Евклідової метрики

Створено метод побудови нейромережевого класифікатора (рис. 14) для розпізнавання дефекту проточної частини двигуна з точністю до вузла, що базується на ансамблі нейронних мереж, що складається з РБФ-мереж, перцептрона, мережі Кохонена, гібридної нейронної мережі. Вибір у якості розпізнавальної нейронної мережі архітектури РБФ по відношенню до нейронної мережі перцептрон більш переважно, оскільки визначення вагових коефіцієнтів в РБФ мережі здійснюється швидше і точніше, ніж параметрів перцептрона 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. У даному випадку для 16 вхідних параметрів авіаційного двигуна вертольоту оптимальною з точки зору декомпозиції параметрів буде наявність шести нейронних мереж архітектури РБФ за кількістю параметрів на вході (вектор стану) відповідно до вузла двигуна (2–4 залежно від вузла) та три параметри на виході відповідно до бінарної класифікації станів. В якості

алгоритму навчання нейронної мережі РБФ використовується модифікований градієнт навчання РБФ мереж. Нейронна мережа архітектури персептрон у гібридному ансамблі виконує функції концентруючого поля, що поєднує виходи шести нейронних мереж архітектури РБФ по три виходи. У процесі експерименту з цією нейронною мережею (після процесу контрастування) мережа мала таку архітектуру: шестишаровий персептрон: перший вхідний шар нейронної мережі – 18 нейронів; другий невидимий шар – 15 нейронів; третій невидимий шар – 12 нейронів; четвертий невидимий шар – 9 нейронів; п'ятий невидимий шар – 6 нейронів, шостий вихідний шар – три нейрони.

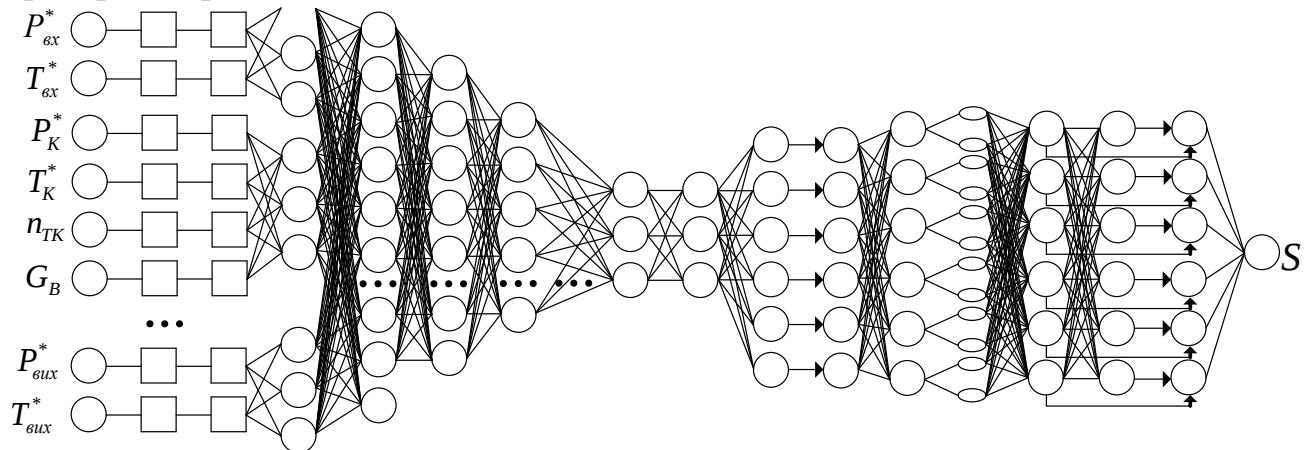


Рисунок 12 – Структура розробленого нейромережевого класифікатора

Нейронна мережа персептрон посилює якість розпізнавання дефектів, уточнюючи її вагові коефіцієнти. Загальні рівняння, що описують роботу персептрона: для вхідного шару ($k = 1$) – $U^1 = X$ (вхідний вектор); для першого прихованого шару ($k = 2$) – $U_j^2 = f \sum_{i=1}^{n_2} w_{ij}^1 \cdot U_i^1$; ...; для шостого вихідного шару ($k = 6$) – $Y_j = U_j^6 = f \sum_{i=1}^{n_6} w_{ij}^6 \cdot U_i^6$.

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. При цьому нейронна мережа Кохонена використовується для початкового сортування та кластеризації значень, що поступають, вона забезпечує структурування вихідних даних для гібридної нейронної мережі. Нейронна мережа Кохонена використовується для початкового сортування та кластеризації значень, що поступають, вона забезпечує структурування вихідних даних для гібридної нейронної мережі. Гібридна нейронна мережа дозволяє визначити ступінь належності сукупності значень показників на своїх входах певному, раніше заданому класу, що характеризує технічний стан авіаційного двигуна вертольоту. Функціонування моделі передбачає: кластеризацію значень показників; обробку отриманих значень за допомогою гібридної нейронної мережі; фільтрацію отриманих значень та виділення цільового класу, що визначає поточний технічний стан авіаційного двигуна вертольоту. Для фільтрації отриманих на виходах гібридної нейронної мережі значень показників технічного стану ГТД вертольотів та визначення вихідного класу, що відповідає поточному технічному стану авіаційних двигунів вертольотів, використовуються блоки, що реалізують ступінчасту функцію із заданим порогом активації. Ви-

значення технічного стану ГТД 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) вперше запропоновано професором Жернаковим С.В., і записується таким чином:

$$S \rightarrow S_p, \text{ якщо } d(S, S_p) \rightarrow \min, \quad (5)$$

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

Показано приклад задачі діагностики подвійного дефекту, пов'язаного зі зменшенням ККД компресора і турбіни компресора на 3 %. Величина вектору на виході нейромережевого класифікатора у даному випадку дорівнює $R = (0,732; 0,711; 0,009; 0,018; 0,016; 0,001)^T$. Тоді, враховуючи еталонні стани ГТД вертольоту і використовуючи (3), 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 пропонується 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 ГТД вертольоту (компресорі і турбіні компресора).

Розроблено нейромережевий метод прогнозування динаміки зміни параметрів ГТД вертольотів, який, за рахунок використання нейронної мережі генералізованої регресії (GRNN) дозволив здійснювати короткострокове, середньострокове і довгострокове прогнозування динаміки термогазодинамічних параметрів, що визначає їх

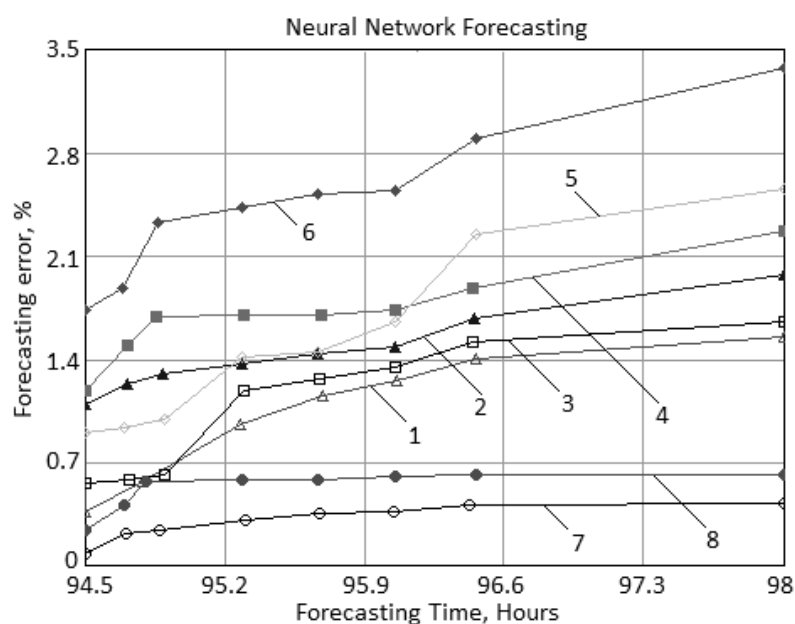


Рисунок 14 – Графік залежності зміни помилки прогнозу від інтервалу прогнозу

технічний стан. Розв'язання даної задачі прогнозування температури газів перед турбіною компресора авіаційного двигуна ТВ3-117 (рис. 14) на основі нейронних мереж показало, що у період з 94,65 по 98,0 годин помітна стійка тенденція до деградації даного параметра, що свідчить про появу несправності у роботі авіаційного двигуна. Результати прогнозування показують, що з $t = 95$ годин необхідно вертоліт негайно посадити на землю у зв'язку з ризиком поломки двигуна. Своєчасне прийняття рішення дозволить не допусти-

ти серйозних руйнувань вузла компресора двигуна, які в цьому випадку є результатом помпажу лопаток першого ступеня компресора.

Розроблено метод налагодження параметрів дозатора газів ГТД вертольотів, який, за рахунок використання математичного забезпечення з прямим поширенням А.М. Ляпунова, а також нейронної мережі прямого поширення із розробленим методом її навчання шляхом додавання адаптивних елементів, дозволив здійснювати регулювання значення величини частоти обертання ротора турбокомпресора відповідно до областей дозволених і заборонених значень. При тому в якості вхідних даних для нейронної мережі виступають координати точок (рис. 15) на площині $\{I, Q\}$, що належать одному з двох класів, що розрізняються, відповідних двом випадковим процесам (I – відповідає значенням частоти обертання ротора турбокомпресора n_{TK} ; Q – відповідає значенням питомої витрати палива C_e), параметри виразу, що описує

щільність ймовірності $p(I, Q) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_I\sigma_Q} \cdot e^{-\left(\frac{(I-m_I)^2}{2\sigma_I^2} + \frac{(Q-m_Q)^2}{2\sigma_Q^2}\right)}$, для яких різні. Вихід ме-

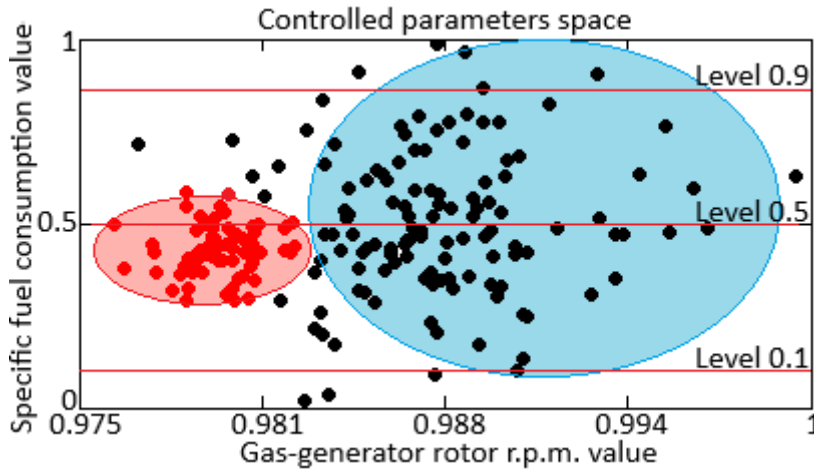


Рисунок 15 – Дані двох класів (синя зона – дозволени значення n_{TK} і C_{num} ; червона область – неприпустимі значення n_{TK} і C_{num}) і граничні лінії на рівнях 0,1, 0,5, 0,9

режі повинен визначати належність точки до першого чи другого класу. Створено мережу з двома вхідними нейронами, двома нейронами у прихованому шарі із сигмоїдними функціями активації. Вихідний нейрон мережі також має сигмоїдну функцію активації, що необхідно для отримання обмеженого за величиною вихідного сигналу.

Розроблено нейромережвий метод аналізу тренду параметрів ГТД вертольотів,

який, за рахунок використання модифікованої нейронної мережі Джордана з динамічною стековою пам'яттю (аналогічно, як і нейронної мережі Елмана), дозволив виявляти появу тренду параметрів двигунів, підвищити точність та знизити похибку розпізнавання тренду. Модифікована нейронна мережа Джордана описується системою рекурентних рівнянь:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(n+1) &= \mathbf{F}_1 \left(\mathbf{W}^{(1)} \mathbf{U}(n) + \mathbf{W}^c (\mathbf{Y}(n) - \alpha \mathbf{Y}(n-1)) + \mathbf{B}^{(1)} \right), \\ \mathbf{Y}(n+1) &= \mathbf{F}_2 \left(\mathbf{W}^{(2)} \mathbf{X}(n+1) + \mathbf{B}^{(2)} \right), \end{aligned} \quad (6)$$

де $\mathbf{U}(n)$ – вектор зовнішніх вхідних сигналів у час n ; p – число зовнішніх входів мережі; $\mathbf{X}(n+1)$ – вектор вихідних сигналів прихованого шару у момент часу $(n+1)$; $\mathbf{W}^{(1)}$, $\mathbf{W}^c$, $\mathbf{W}^{(2)}$ – матриці синаптичних ваг зовнішніх вхідних сигналів, сигналів контекстного та вихідного шару відповідно; $\mathbf{B}^{(1)}$, $\mathbf{B}^{(2)}$ – вектори ваг зсувів у нейронах

прихованого та вихідного шару відповідно; F_1 , F_2 – вектори функцій активації у прихованому та вихідному шарі відповідно; $Y(n + 1)$ – вектор вихідних сигналів мережі у момент часу $(n + 1)$.

Проведено аналіз наявності тренду за допомогою апарату нейронних мереж. Реалізація НЧ і ВЧ-фільтрів на базі модифікованої нейронної мережі Джордана з динамічною стековою пам'яттю показана на рис. 16. Аналіз тренду на першій ділянці наведено на рис. 17. Визначення тренду нейронної мережі на другій характерній ділянці показано на рис. 18. Одна клітина при цьому відповідає півгодини експлуатації СУВ. Видно, що поява тренду помічена нейронною мережею після шостої клітини. Для ускладнення процесу розпізнавання тренду і максимального наближення до реальної ситуації на вхідний сигнал, ідентифікований нейронною мережею, «накладається» перешкода.

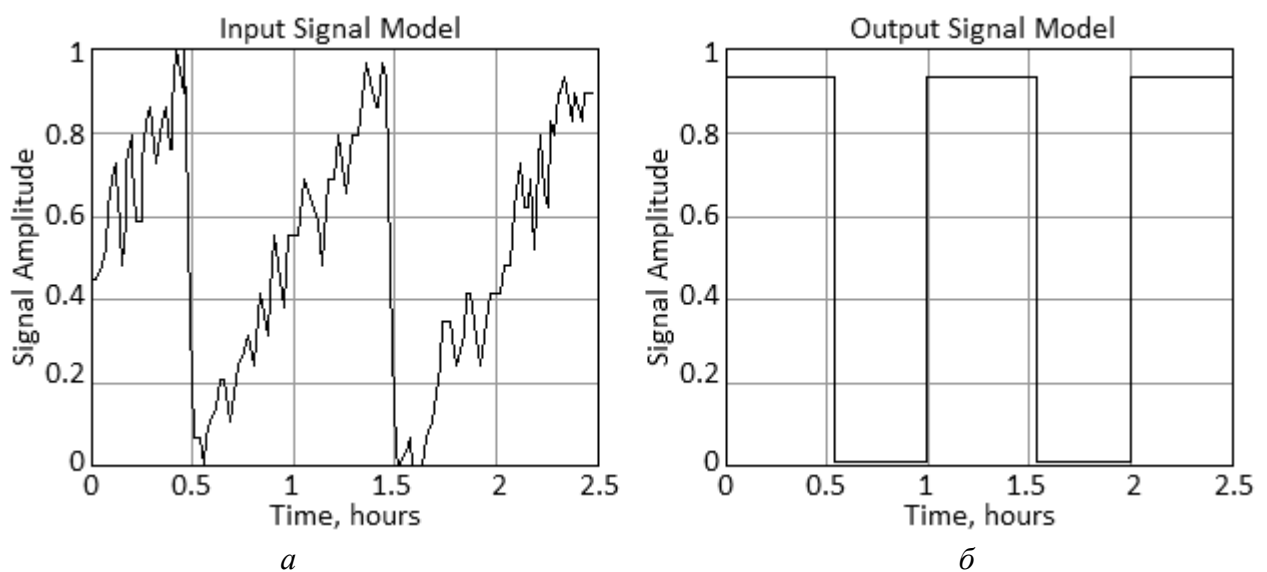


Рисунок 16 – Процес навчання модифікованої нейронної мережі Джордана з динамічною стековою пам'яттю розпізнаванню тренду: а – сигнал на вході фільтра; б – сигнал на виході фільтра

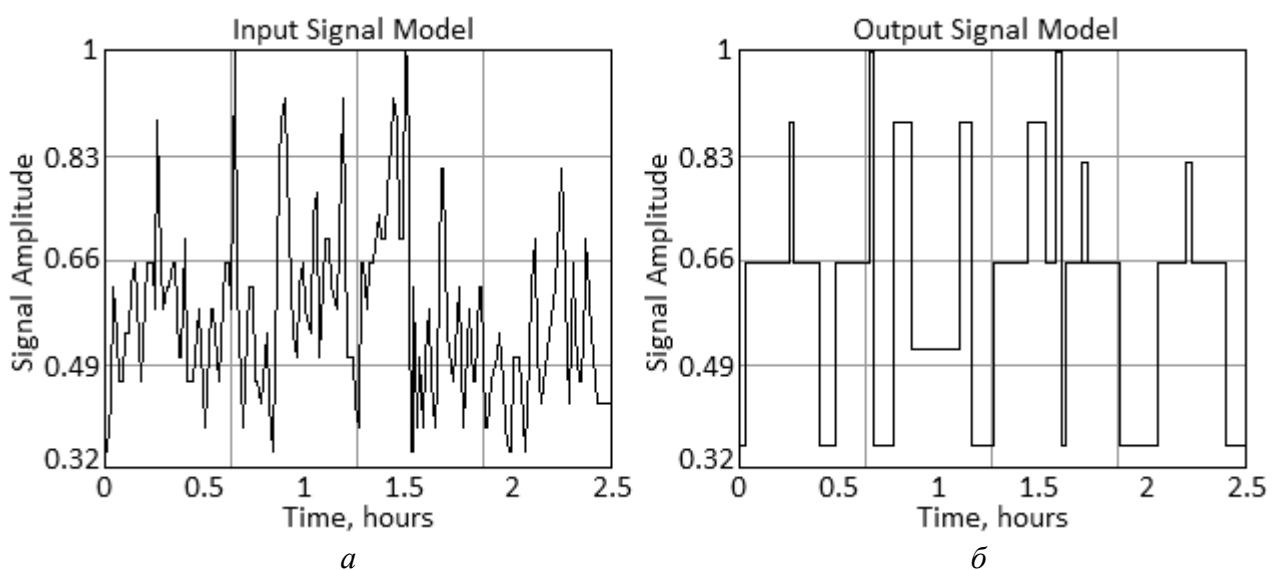


Рисунок 17 – Процес тестування рекурентної нейронної мережі (тренд відсутній): а – сигнал на вході фільтра; б – сигнал на виході фільтра

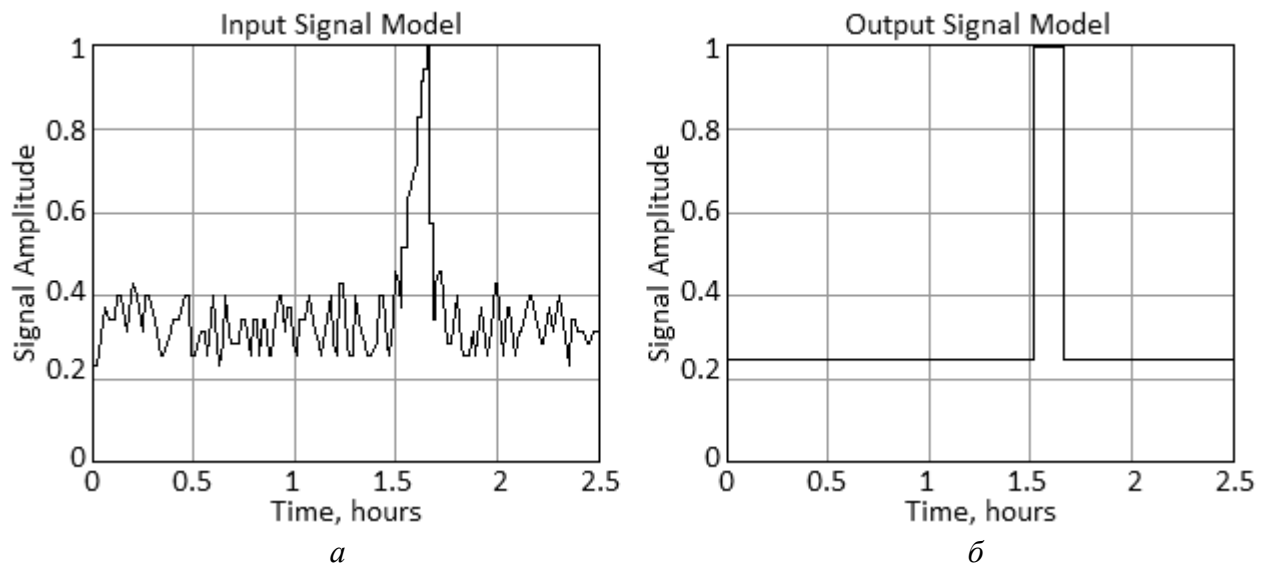


Рисунок 18 – Визначення тренду за допомогою нейромережевої бази знань: а – сигнал на вході фільтра; б – сигнал на виході фільтра

Четвертий розділ роботи присвячений створенню автоматизованої підсистеми управління (АПУ) ГТД вертольотів. Відзначною особливістю розробленої АПУ ГТД вертольотів порівняно із існуючими є розділення на окремі ланки, відповідно, ГТД вертольотів та виконавчий механізм – агрегат дозування палива (АДП). Ця модифікація класичної системи управління складними динамічними об'єктами пов'язана із ігноруванням динамічних процесів у системі подачі палива – у ГТД вертольотів перехідні процеси в агрегаті дозування палива та самому двигуні відбуваються практично одночасно. Основними елементами розробленої АПУ є: елемент порівняння (ЕП), регулятор, АДП та ГТД вертольоту (ГТД). На вході ЕП отримує початкове значення n_{TK} та T_G^* , а також отримані значення цих параметрів. На виході системи автоматичного управління формується невідповідність вхідних параметрів та утворюється системна помилка ξ , яка подається на вхід регулятора, генерується сигнал u на виході, який подається на вхід АДП. Сигнал споживання палива G_T генерується на виході і подається на вхід ГТД вертольоту, а, відповідно сигнал Y , що входить у ЕП.

Аналіз отриманих перехідних процесів в бортовій закритій АПУ ГТД вертольотів показує, що вимоги до показників якості процесів управління виконані, і використання запропонованої процедури навчання параметрів багаторежимного нейромережевого контролера ГТД вертольоту є ефективним. Загальна схема закритої системи управління ГТД вертольотів показана на рис. 19, де: ГТД – ГТД вертольоту; Модель ГТД – модель ГТД вертольоту; ЛБ – логічний блок; АДП – агрегат дозування палива; Модель АДП – модель агрегату дозування палива. У логічному блоку (ЛБ) аналізуються вхідні сигнали таким чином: база знань будується на основі експериментальних даних та висновків. Відносно неї формуються функції належності для вхідних параметрів ЛБ, а також вихідні сигнали. Сформувавши необхідні зміни, ЛБ відправляє сигнали відповіді на вхід елементу порівняння, утворюючи сигнал управління, який подається на вхід АДП та його моделі. ЛБ отримує два сигнали: невідповідність моделей АДП та ГТД із моделями АДП та ГТД – помилка моделі (ξ_{mod}) та невідповідність АДП із моделлю АДП – помилка АДП (ξ_{FMU}). Як практика показує, помилка ξ_{TE}

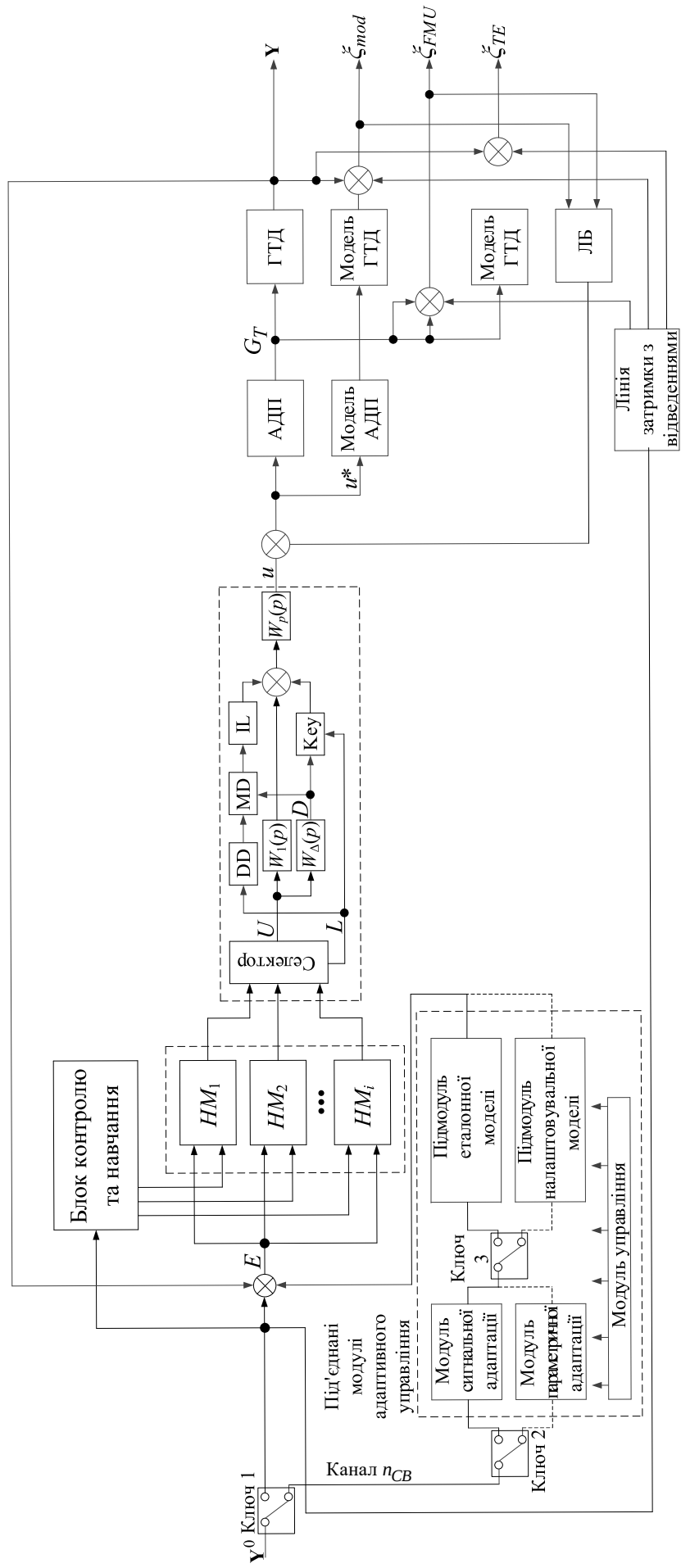


Рисунок 19 – Розроблена бортова замкнута нейромережева автоматизована підсистема управління ГТД вертольотів

є невеликою і не враховується в ході дослідження. Регулятор розроблений на основі схеми системи управління з регуляторами каналу після селектора, де один із каналів є керуючим каналом, який може вважатися каналом для керування обертами n_{TK} , а інший канал є обмежувальним каналом, наприклад, каналом для керування температурою газів перед компресорною турбіною T_g^* .

Модель ГТД подана як самоналаштовувальна система нейромережевого управління з взаємопов'язаними координатами. Вектор помилки управління після елементів порівняння подається на вхід нейронної мережі та блока корекції ваги, в якому, залежно від сигналу помилки управління, коефіцієнти ваги нейронної мережі коригуються на кожен дискретний часовий момент. Вихідний вектор сигналу нейронної мережі є вектором управління та подається на вхід ГТД вертольоту. Нейронна мережа є багатошаровою з одним проміжним шаром, що містить N_0 нейронів у вхідному шарі та N_2 нейронів у вихідному шарі, при цьому $N_2 = N_0 = n$. Мережа характеризується кількістю нейронів N_1 у внутрішньому шарі. Вхідний шар (шар 0) складається з вузлів – приймачів сигналів – вектор помилки управління, а вихідний шар – з нейронів – джерел сигналів. З метою сигнальної або параметричної адаптації розроблена модифікована бортова закрита АПУ ГТД вертольотів доповнена модулями адаптації, які реалізують методи адаптивного управління: модуль адаптації сигналу; модуль адаптації параметрів; підмодуль лінійної моделі; підмодуль налаштовуваної моделі. Підсистема адаптивного управління розроблена як програмний модуль відповідно до розробленого в роботі алгоритму, після чого отриманий програмний модуль безпосередньо інтегрується в стандартну вибірккову модифіковану закриту АПУ ГТД вертольотів. Ключ 1 виконує функцію увімкнення або вимкнення модулів адаптації зв'язку, ключ 2 – перемикає моделі сигнальної чи параметричної адаптації, ключ 3 – перемикає підмодулі еталонної чи налаштовуваної моделі. В результаті досягнуто покращення показників якості регулювання для каналу обертання вільної турбіни n_{CB} , введеної у розроблену АПУ ГТД вертольотів, в середньому на 3...5 % щодо максимального відхилення та на 20...30 % у порівнянні із стандартною АПУ ГТД вертольотів. Час, витрачений (в 2...2,5 рази або більше), на налаштування регуляторів АПУ ГТД вертольотів був скорочений завдяки використанню модуля адаптивного управління, який працює паралельно з регуляторами АПУ ГТД вертольотів. Для перевірки розрахованих параметрів та відповідності коду математичним виразам розроблені модулі були доповнені модулем моделей та контролерів ГТД вертольотів та модулем управління, який дозволяє встановлювати: час моделювання, крок моделювання, початкове значення навантаження, час зміни навантаження, нове значення навантаження. В результаті отримано програмний пакет для попереднього налаштування адаптивного модуля. Бажана поведінка системи на всьому робочому діапазоні забезпечується налаштуванням регуляторів. Для налаштування індивідуальних та еталонних моделей можна використовувати методи оптимізації, методи підгонки та інші методи. Структура індивідуальних та еталонних моделей дозволяє налаштовувати їх до симетричного оптимуму. У цьому випадку буде забезпечено нульову статичну похибку. Для системи з відкритим зворотнім зв'язком, налаштованої до симетричного оптимуму, передавальна функція матиме такий вигляд:

$$W_{\text{бажаний}} = \frac{4 \cdot T_{\mu} + 1}{8 \cdot T_{\mu}^2 \cdot (T_{\mu} \cdot p + 1)}; \quad (7)$$

де T_{μ} – некомпенсована стала часу.

Розроблене програмне забезпечення для попереднього налаштування модулів дозволяє перевіряти модулі як окремо, так і разом. Основним завданням даного програмного комплексу є перевірка програмної реалізації адаптивних алгоритмів керування. Алгоритми адаптивного керування ГТД вертольотів на основі еталонної моделі та настроюваної моделі реалізовані у вигляді адаптивного модуля керування та використовуються у складі розробленої закритої АПУ ГТД вертольотів, що дає змогу проводити комп'ютерне керування, випробування розробленої АПУ ГТД вертольотів в режимі реального часу, прогнозування робочого стану двигуна, що, в кінцевому підсумку, впливає на поточний процес управління.

На рис. 20 наведено діаграми перехідних процесів у системі під час тестування заданого впливу без попереднього самоналаштування за моделлю (криві 1, 2) та з попереднім самоналаштуванням (криві 3, 4). Досить часто на початковому етапі самонастроювання (при першому включенні нейрорегулятора в контур управління)

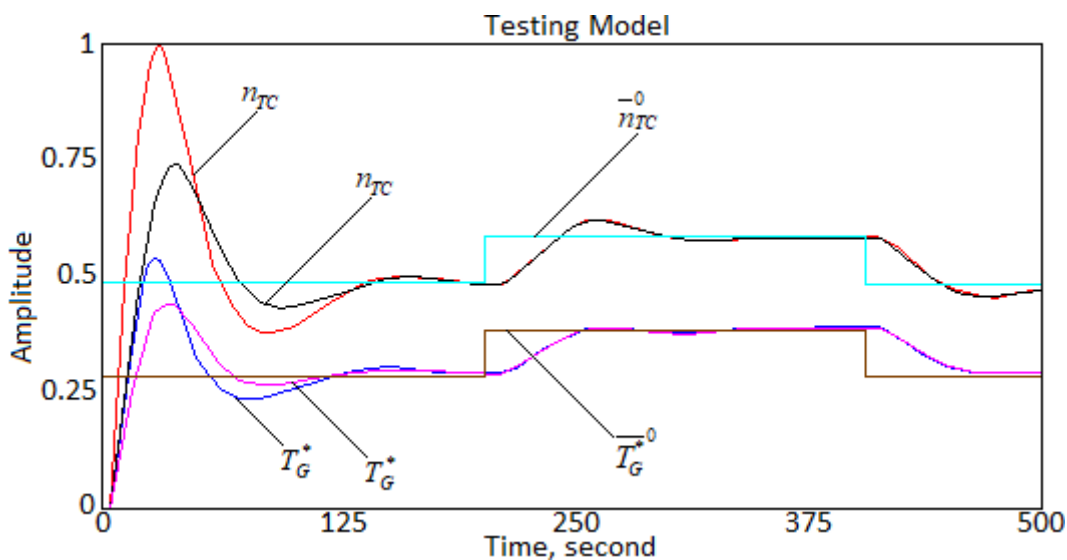


Рисунок 20 – Графік впливу попереднього самонастроювання за моделлю на якість процесу управління

спостерігаються значні відхилення контрольованих значень від заданих (рис. 20, крива 1). Це пов'язано з тим, що при включенні нейрорегулятора вагові коефіцієнти нейронної мережі ініціалізуються ви-

падковим чином. У цьому випадку є можливість організації позитивних зворотних зв'язків, які є джерелом надто великих відхилень контрольованих величин на початковому етапі самоналаштування. Виникнення такої ситуації може призвести до аварійних ситуацій на вертольоті.

В якості прикладу наведено результати процесу адаптації сигналу з налаштовуваною моделлю без динамічної компенсації для нелінійної моделі ГТД вертольоту (перша перевірка). У початковий момент часу вектори стану лінійної регульованої моделі та нелінійної моделі ГТД вертольоту рівні. Перехідний процес у початковий момент часу зумовлений невідповідністю початкових умов разом із зміною потужності навантаження, що є складним режимом роботи і подібний до зміни навантаження під час перехідного процесу. На рис. 21, 22 показано перехідні процеси, де: 1

– модель налаштування (з використанням нейронної мережі); 2 – система з сигнальним налаштуванням; 3 – система із штатним регулятором.

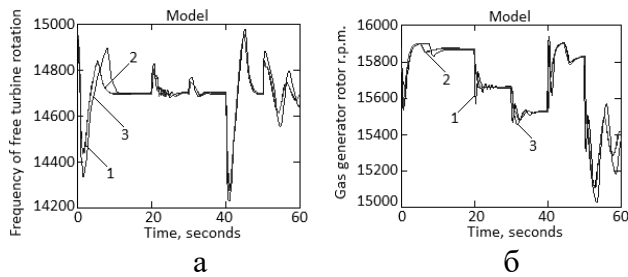


Рисунок 21 – Графік зміни: а – частоти обертання ротора вільної турбіни; б – частоти обертання ротора турбокомпресора

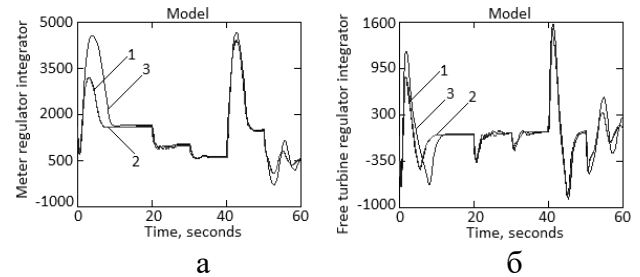


Рисунок 22 – Графік зміни інтегратора регулятора: а – дозатор; б – вільна турбіна

Як випливає з рис. 21 і 22, покращення показників якості перехідних процесів із застосуванням налаштованої моделі ГТД вертольоту на основі нейронної мережі порівняно з моделлю зі штатним регулятором більш значні. Це пов'язано з тим, що динамічна компенсація не застосовувалася через те, що порядок моделей збігається і налаштовуваної моделі, демонструє показники якості краще, ніж об'єкт, незважаючи на зміну параметрів протягом перехідного процесу.

У **п'ятому розділі** розвинений підхід моніторингу технічного стану ГТД вертольотів, що ґрунтується на використанні математичного апарату нечіткої логіки та нечітких експертних систем. Для ГТД вертольотів створено універсальну діагностичну матрицю виду $DEF\gamma_i = \overline{M}_p$, де γ_i – перший стовпець матриці, що містить імітовані дефекти; $i = 1, \dots, N$ – кількість дефектів; $\overline{M}_p$ – вектор параметрів, отриманий в процесі розрахунків за компонентною математичною моделлю (реакція на прояв дефекту); $p = 1, \dots, K$ – кількість вимірюваних параметрів. Дані матриці покладені в основу створення бази експертних знань, що формується на основі функцій приналежності відповідних лінгвістичних змінних. Модифіковано модель вирішального правила для нечіткої експертної системи (рис. 23), що полягає у більш точному градуюванні шкал «Придатний стан двигунів» і «Дефектний стан двигунів», що дозволяє приймати більш точне рішення щодо технічного стану авіаційних двигунів вертольотів. На основі цього створено дослідний прототип нечіткої експертної системи моніторингу технічного стану ГТД вертольотів з використанням нечіткої нейронної мережі Ванга-Менделя, основана на системі нечіткого висновку (TSK) Такагі-Сугено-Канга, що дозволяє її практичну реалізацію на борту вертольотів. Дослідження проблеми виявлення дефекту компресора ГТД вертольоту показало, що розроблені методи дозволили підвищити впевненість у прийнятті рішення про справність компресора до 0,86 порівняно з дослідженнями професора Жернакова С.В.

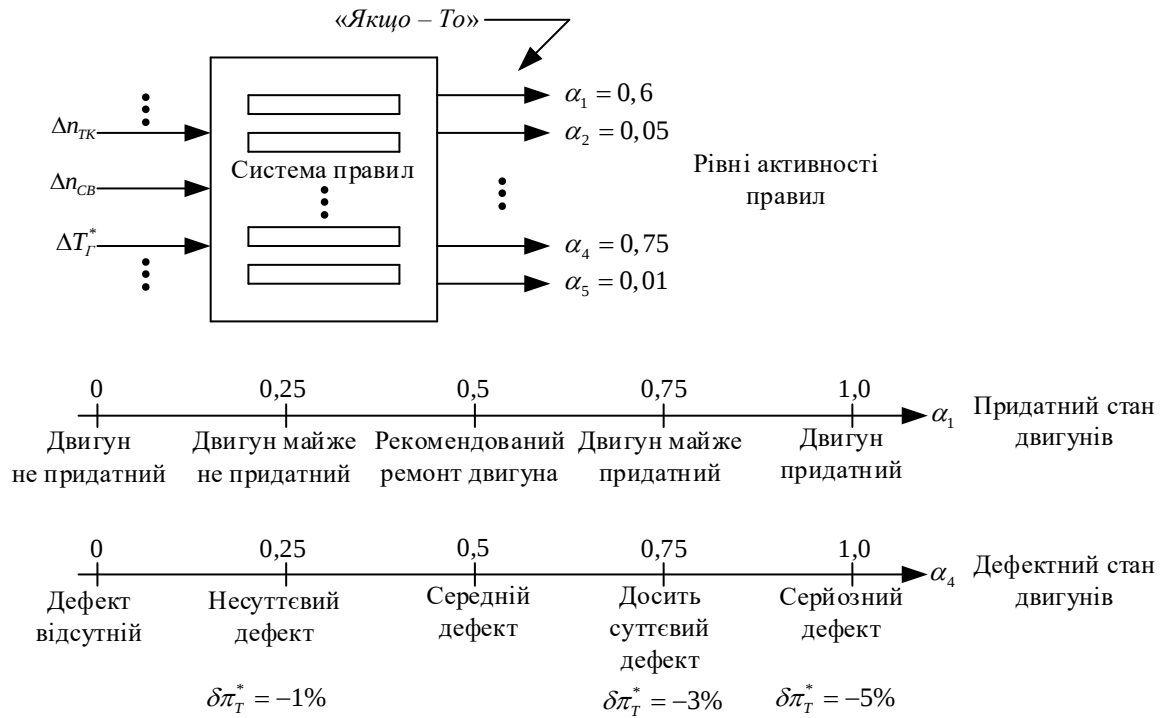


Рисунок 23 – Модель застосування вирішального правила для нечіткої експертної системи

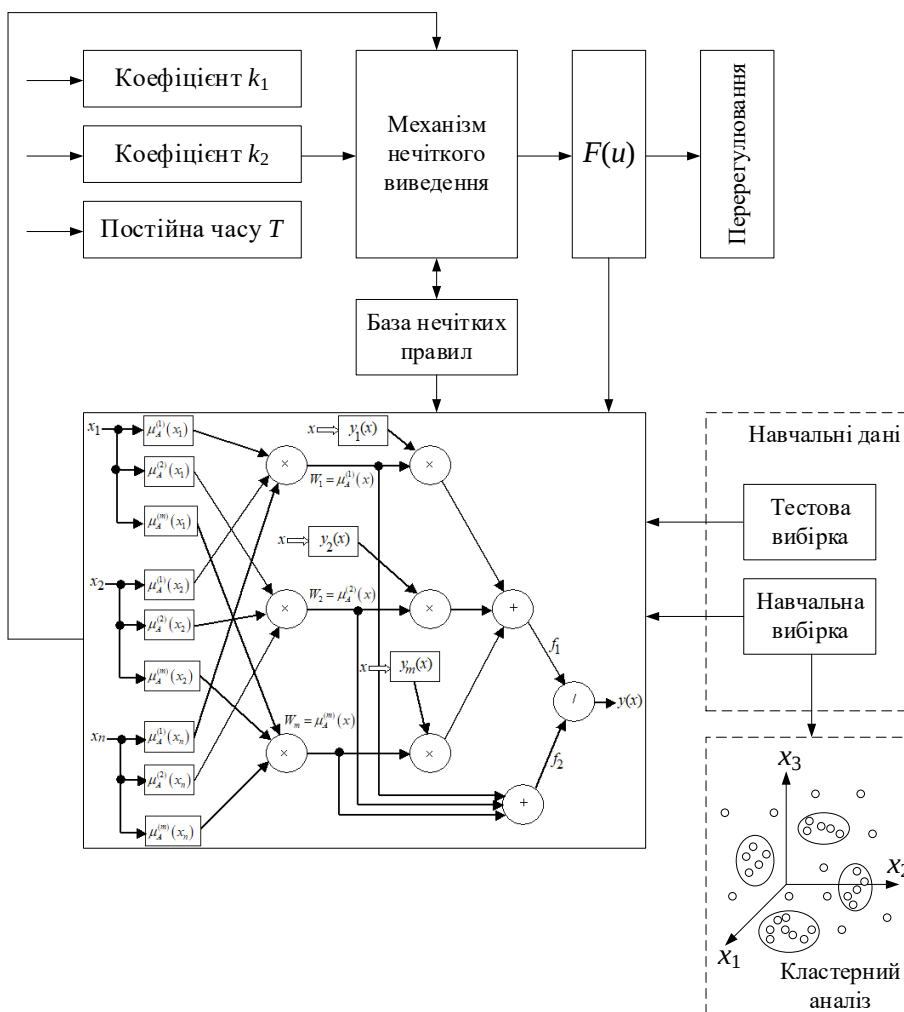


Рисунок 24 – Структура системи нечіткого виведення

З метою вирішення проблеми перерегулювання АПУ ГТД вертольотів запропоновано альтернативний підхід «інтелектуального опису» розробленої модифікованої закритої бортової нейромережевої АПУ ГТД вертольотів із застосуванням нейронечіткого моделювання із застосуванням гібридних нейро-нечітких мереж, на основі якого генеруються системи нечіткого виведення (рис. 24). Вперше запропоновано застосування дзвоноподібних функцій приналежності лінгвістичних змінних для опису термогазодинамічних параметрів ГТД вертольотів, що реєструються на борту вертольотів, а також лінгвістичного ви-

разу «близько» в нечіткій базі знань, що дозволило скоригувати їх значення при випадкових змінах (не визначено) умов польоту вертольоту, його технічного стану тощо, з точністю до 99.6 % (максимальна помилка управління не перевищує 0,4 %). У результаті моделювання динаміки зміни термогазодинамічних параметрів ГТД вертольотів за навчальною вибіркою в залежності від модельного часу отримано результати, представлені на рис. 25, де а – зміна параметра n_{TK} , б – зміна параметра T_g^* , в – зміна параметра n_{CB} , при цьому крива 1 відповідає експериментальним значенням термогазодинамічних параметрів ГТД вертольотів, зареєстрованих на борту вертольота, крива 2 відповідає моделі (скориговані з використанням реконфігурованих модифікованих закритих бортових АПУ ГТД вертольотів) значення термогазодинамічних параметрів ГТД вертольотів.

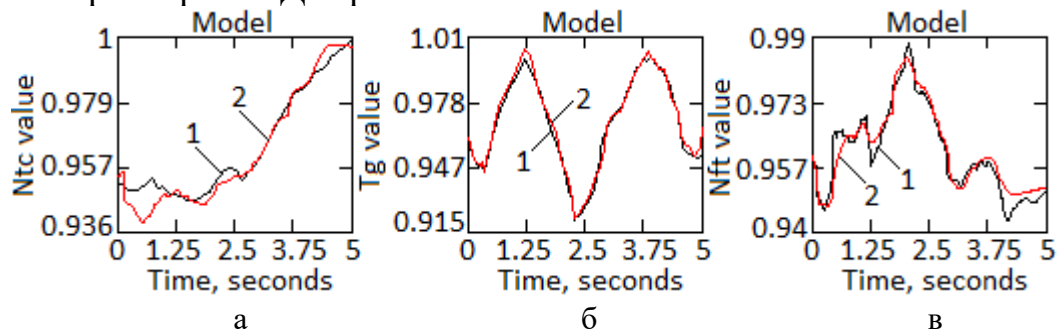


Рисунок 25 – Результати моделювання динаміки зміни термогазодинамічних параметрів ГТД вертольотів

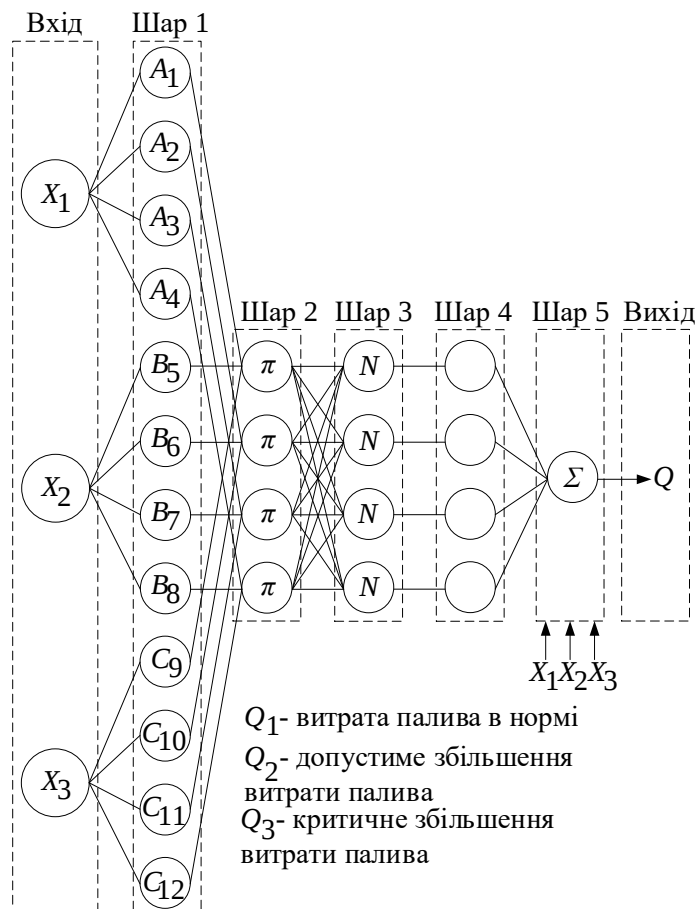


Рисунок 26 – Система нечіткого виведення Sugeno у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого поширення сигналу

Вперше розроблено метод нейро-нечіткого управління витратою палива ГТД вертольотів, який за рахунок застосування адаптивної нейро-нечіткої системи, яка реалізує систему нечіткого виведення Сугено у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого поширення сигналу (рис. 26), що дозволяє здійснювати моніторинг годинної витрати палива ГТД вертольотів у режимі часу з точністю до 99.2 %. Збільшення кількості виходів нейро-нечіткої мережі ANFIS та розширення бази нечітких правил дозволяє удосконалити логіку прийняття рішення та, як наслідок, розширити діапазон обчислення рівнів активності правил.

У шостому розділі набув подальшого розвитку метод ви-

явлення параметричних відмов датчиків (деградації їх характеристик), що ґрунтується на методі мажоритарного контролю, сутність якого полягає в тому, що якщо серед сенсорів (що вимірюють, наприклад, температуру газів перед турбіною компресором) один з них має характеристику, відмінну від еталонної, то введення додаткового каналу вимірювання у вигляді математичної моделі дозволяє обчислювати середнє значення даного виміру (медіану) і тим самим відновлювати втрачену з датчика інформацію. Розв’язок задачі відновлення інформації з використанням нейромережевої моделі двигуна декомпозується на дві підзадачі: задача ідентифікації математичної моделі; задача відновлення інформації. Проведено аналіз обчислювальних витрат нейромережевого алгоритму реалізації математичної моделі двигуна на базі мікропроцесорного контролера Raspberry Pi NanoPi M1 Plus і нейрочипа Intel Neural Compute Stick 2. З огляду на різну розрядність процесора (32 розряди) і операндів (64 розряди) визначено, що час обчислення збільшиться у два рази, тобто $T_{Raspberry} = 1589,544$ нс. Для нейропроцесора Intel Neural Compute Stick 2 цей час складе $T_{Intel} = 196,246$ нс. Звідси видно, що спеціалізований процесор Intel Neural Compute Stick 2 виконує реалізацію нейронної мережі у вісім разів швидше обчислювача на базі Raspberry Pi NanoPi M1 Plus. Тому для практичної реалізації нейромережевих методів і моделей запропоновано використовувати нейропроцесор Intel Neural Compute Stick 2.

Набув подальшого розвитку альтернативний підхід до відновлення інформації з використанням автоасоціативної нейронної мережі (АНМ), що володіє властивістю стиску і подальшого відновлення інформації. За рахунок використання класифікації простору помилок, а не простору ознак, дозволило забезпечити задовільну якість відновлення інформації, тобто збереження працездатності вимірювальних каналів САУ ГТД вертольотів.

При виявленні параметричної відмови одного чи декількох каналів вимірювання (датчиків), здійснюється діагностики і парирування відмов каналів вимірювання (датчиків) з метою відновлення інформації при параметричній відмові каналів вимірювання (датчиків). При інтеграції фільтрів банку Калмана з нейромережевими технологіями модифікована узагальнена структурна схема процесу настройки параметрів нейромережевої моделі ГТД вертольоту має вигляд, представлений на рис. 27.

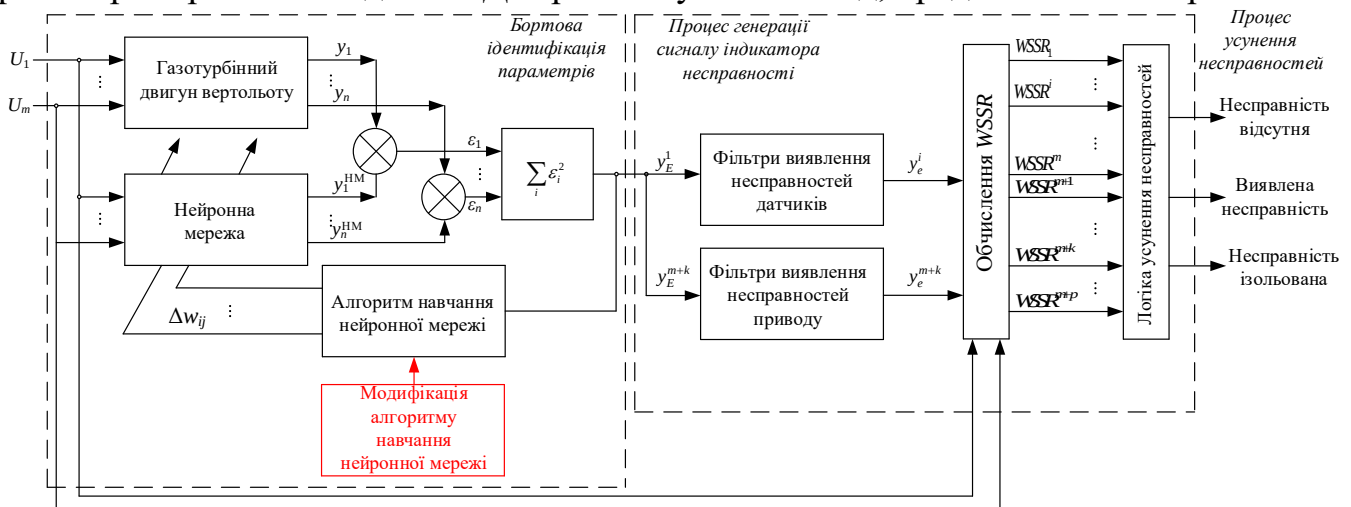


Рисунок 27 – Модифікована схема навчання нейромережевої моделі ГТД вертольоту з інтегрованими фільтрами банку Калмана

Сигнали індикатора несправностей, що генеруються вищевказаним підходом, повинні бути додатково оброблені для виявлення несправності. Процес може бути завершений інтеграцією банку фільтрів Калмана з логікою ізоляції несправностей, як показано на рис. 27. Загалом логіка ізоляції несправностей побудована з порогів виявлення та правил рішення. Правила рішення перевіряють на порушення сигналу індикатора несправностей встановлених порогів виявлення. Якщо необхідні правила існування несправності виконуються, то логіка ізоляції несправності оголошує несправність. Ізоляція несправностей досягається, якщо помилка оголошена для всіх сигналів індикатора несправності, за винятком сигналу, що відповідає вірній гіпотезі про несправність. Розвиток логіки ізоляції несправностей залежить від застосування. При цьому комплексна ймовірність відмови сенсорів визначається як:

$$P(D_i=1|x,t,S) = \sum_z \int P(D_i=1|x,z,t,S)P(z|x,t,S)dz, \quad (8)$$

а комплексна ймовірність локації відмови визначається як:

$$P(L_i=l|x,D_i=1,t,S) = \sum_z \int \frac{P(x|L_i=l,D_i=1,z,t,S)P(L_i=l|D_i=1,z,S)}{P(x|D_i=1,t,S)}dz. \quad (9)$$

В нейромережевому базисі багатовимірний фільтр Калмана з поліномом Чебишева реалізовано за допомогою модифікованою рекурентною нейронною мережею, що має шар діагностики відмов, шар парирування відмов, шар фільтрації та згладжування, шар агрегації результатів. Результати фільтрації під дією комбінованого шуму для різних вхідних сигналів, що змінюють ідентифіковані значення у всьому робочому діапазоні (розгін – режим роботи – скидання) по одній координаті – температура газу перед турбіною компресора – наведені на рис. 28, де біла крива описує зміну в часі координат вектору-стовпця вхідних даних розрахункових (модельних) значень n_{TK} , n_{CB} , T_G , червона крива описує зміну в часі координат вектору-стовпця, виміряних за датчики значень координат n_{TK} , n_{CB} , T_G , зелена крива описує зміну в часі координат вектору-стовпця оптимальних оцінок координат n_{TK} , n_{CB} , T_G , отриманих за допомогою традиційного багатовимірного фільтра Калмана з використанням нейронної мережі радіальних базисних функцій, синя крива описує зміну в часі координат вектору-стовпця оптимальних оцінок координат n_{TK} , n_{CB} , T_G , отриманих за допомогою запропонованого багатовимірного фільтра Калмана з поліномом Чебишева за допомогою модифікованої рекурентної нейронної мережі.

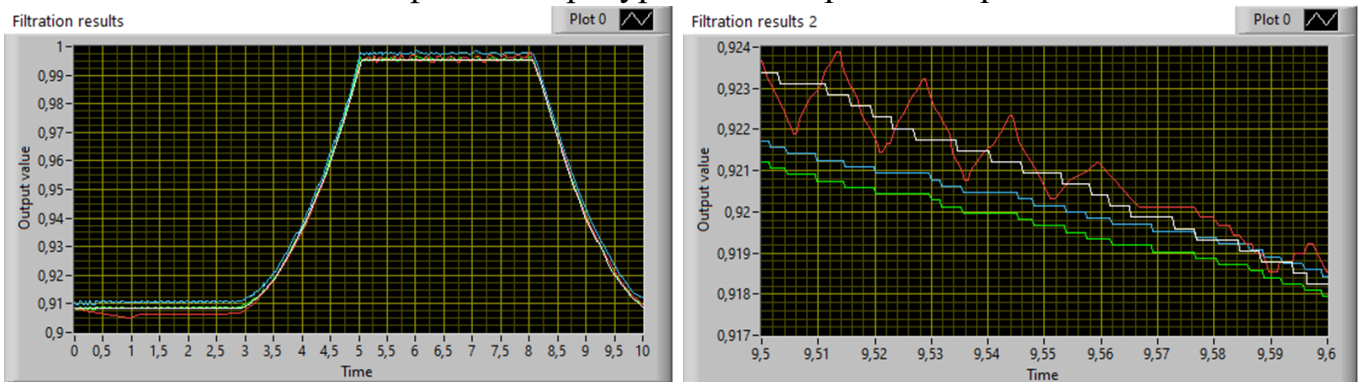


Рисунок 28 – Результати застосування запропонованого багатовимірного фільтра Калмана з поліномом Чебишева в робочому режимі в умовах комбінованого шуму

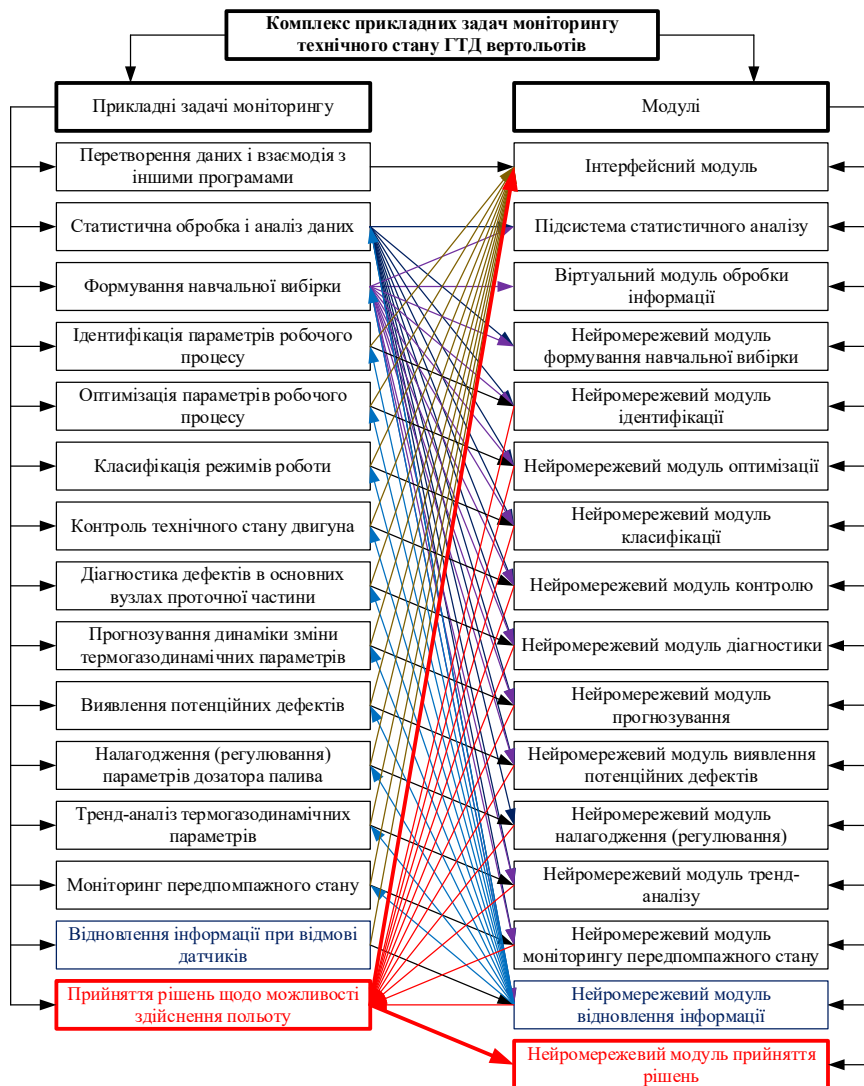


Рисунок 29 – Класи розв’язуваних задач і основні модулі пропонуваної бортової нейромережевої експертної системи

Відповідно до рис. 1 синтезовано нейромережеву експертну систему моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів відповідно до вимог на базі «порожньої» гібридної експертної оболонки, розширеної середовищем моделювання MATLAB. Класи розв’язуваних задач і основні модулі пропонуваної бортової нейромережевої експертної системи наведено на рис. 29. Дані навчальної вибірки використовуються як вихідні дані, які обробляються нейромережевою експертною системою, яка забезпечує їх попередню обробку, після чого залежно від розв’язуваної задачі моніторингу, використовується той чи інший нейромережевий

модуль. Нейромережеві модулі, що входять до складу бази знань нейромережевої експертної системи, можуть працювати незалежно один від одного. При цьому вони сумісні не тільки між собою, але і всіма компонентами нейромережевої експертної системи та її утилітами.

Для порівняння ефективності моніторингу ГТД вертольотів з використанням розробленої експертної системи і традиційних методів – статистичної обробки інформації пропонується використовувати єдину метрику – комплексний показник якості *MAD*, який запропоновано обчислювати відповідно до виразу:

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n \left(Accuracy_i + (1 - Loss_i) + Recall_i + Precision_i + F_i \right) + \frac{1}{n} \cdot \frac{t_i}{t_{\max}}}{6 + \frac{1}{n} \cdot \frac{t_{\max}}{t_{\min}}}; \quad (10)$$

де $Accuracy_i$, $Precision_i$, $Recall_i$, $Loss_i$, F_i – метрики якості нейронної мережі в i -й прикладній задачі, t_i – нормалізований час виконання i -ї прикладної задачі, $t_{\max}$ – макси-

мальний час виконання серед усіх прикладних задач, $t_{\min}$ – мінімальний час виконання серед усіх прикладних задач.

Пропонована метрика *MAD* має низку переваг перед класичними метриками:

1. Вона враховує всі основні показники якості нейронної мережі, включаючи точність, повноту, точність, F-міру і середній час. Це дозволяє отримати повніше уявлення про якість нейронної мережі.

2. Вона не використовує вагові коефіцієнти, що робить її об'єктивнішою. Використання вагових коефіцієнтів може призвести до викривлення оцінки якості нейронної мережі.

3. Вона має діапазон значень від 0 до 1, що дозволяє легко порівнювати з іншими метриками.

За результатами експериментального дослідження в умовах ТОВ «ЕЙР ТАУРУС» визначено, що *MAD* нейромережевої експертної системи моніторингу технічного стану ГТД вертольотів склав 0,9987 (99,87 %), в той час, показники стандартних статистичних критеріїв у середньому на 20 % є нижчими за нього.

На рис. 30 і 31 наведено структурну схему і зовнішній вигляд експериментальної установки відповідно, що використовувалась для розв'язання прикладних задач моніторингу. Експерименти було здійснено на режимі запуску двигуна на ТОВ «ЕЙР ТАУРУС» на вертольоті Мі-8МТВ, до складу силової установки якого входять два двигуни ТВ3-117. Експериментальна установка складалась із ноутбука з розробленим програмним забезпеченням (тестова версія програмного продукту «MONITOR» v. 0.1), в якому реалізовані нейромережеві методи розв'язку прикладних задач моніторингу технічного стану ГТД вертольотів, та модулю збору даних (16-канальний USB-інтерфейс STM32F103C8T6 Type-C 12-бітний модуль збору даних), паралельно приєднаного до панелі приладів в кабіні вертольоту.



Рисунок 30 – Структурна схема експериментальної установки

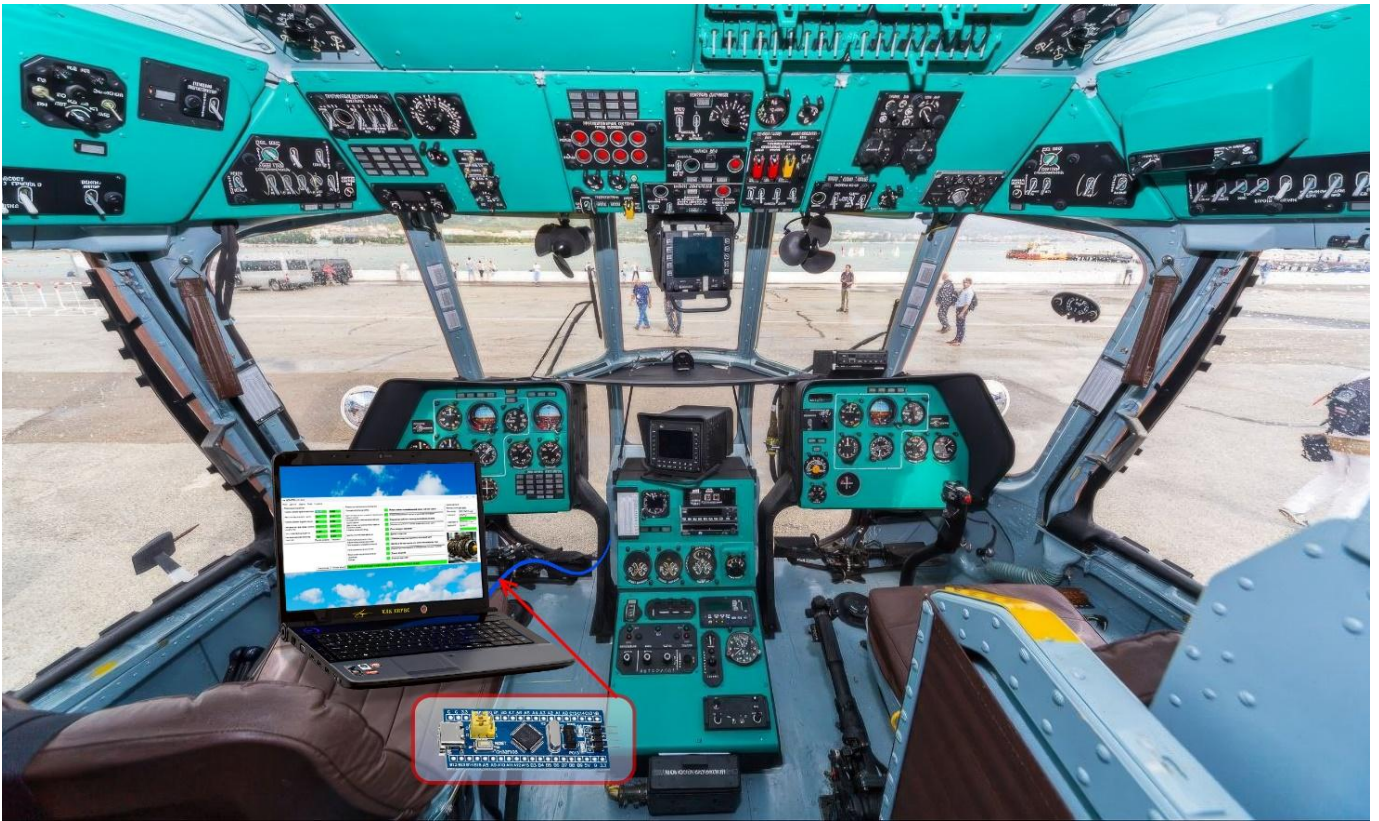


Рисунок 31 – Зовнішній вигляд експериментальної установки

Створено тестову версію програмного засобу «MONITOR v. 0.1» реалізує бортову нейромережеву експертну систему моніторингу технічного стану ГТД вертольотів, в основу якого покладено концептуальну модель, наведену на рис. 32. Інтерфейс користувача програмного засобу «MONITOR v. 0.1» наведено на рис. 33.

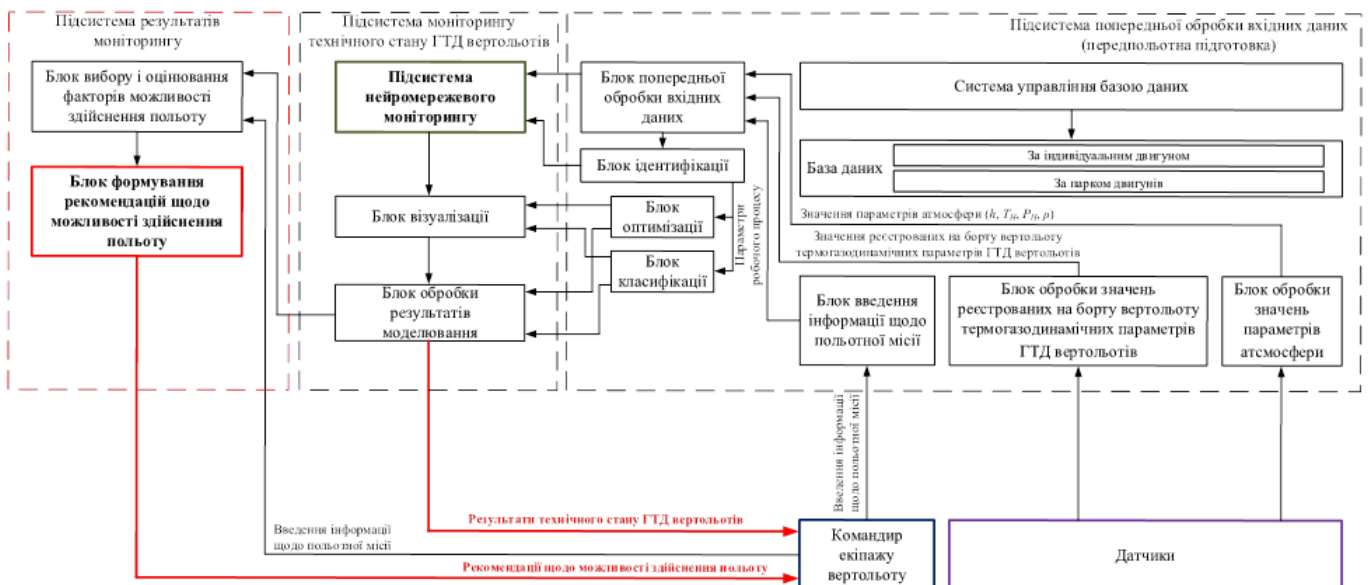


Рисунок 32 – Концептуальна модель програмного засобу «MONITOR»

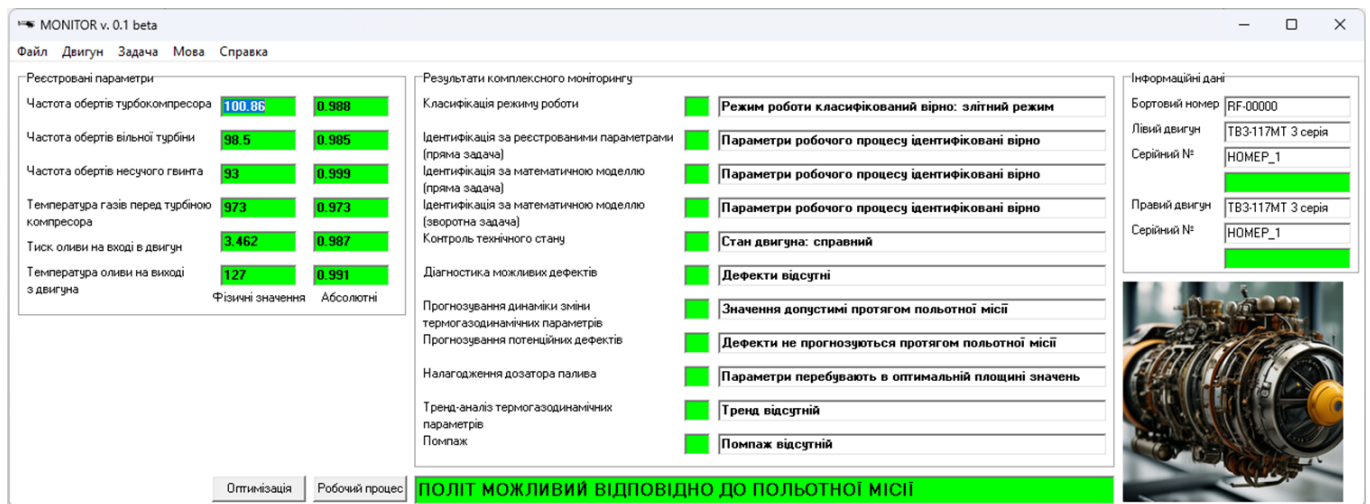


Рисунок 33 – Інтерфейс користувача програмного засобу «MONITOR»

Застосування програмного засобу «MONITOR» для реалізації бортової нейромережевої експертної системи моніторингу технічного стану ГТД вертольотів є важливим кроком у вдосконаленні авіаційної безпеки та оптимізації експлуатації вертольотів. Для ефективного використання цього програмного засобу пропонується перелік рекомендацій щодо наявності додаткових знань екіпажу вертольоту (табл. 2).

Таблиця 2 – Перелік рекомендацій додаткових знань у командира екіпажу, другого пілота і бортового інженера вертольоту щодо використання бортової нейромережевої експертної системи моніторингу технічного стану ГТД вертольотів

Найменування	Опис
Технічна експертиза	Члени екіпажу повинні мати глибокі знання щодо будови та принципу роботи ГТД вертольотів. Розуміння основних систем та їх взаємодії допоможе краще розуміти інформацію, яку надає програмний засіб.
Навички роботи з системами моніторингу	Екіпаж повинен бути здатний ефективно взаємодіяти з програмним засобом «MONITOR». Це включає у себе здатність правильно інтерпретувати інформацію, отриману від системи моніторингу, та вчасно реагувати на будь-які попередження чи рекомендації.
Навички аналізу та вирішення проблем	Екіпаж повинен мати досвід та навички аналізу та вирішення технічних проблем, що можуть виникнути під час польоту. Розуміння даних, наданих системою моніторингу, є важливим для визначення стану обладнання та прийняття вірних рішень.
Вміння взаємодії з бортовим обладнанням	Екіпаж повинен бути знайомий з іншими бортовими системами та обладнанням вертольоту, які можуть взаємодіяти з програмним засобом «MONITOR». Це допоможе забезпечити повністю функціональну інтеграцію та взаємодію різних систем.
Навички реагування на екстремні ситуації	Екіпаж повинен бути підготовлений до екстремних ситуацій, що можуть виникнути через технічні проблеми. Знання процедур аварійного реагування та швидке прийняття рішень є критичним у таких ситуаціях.
Висновок	Успішне впровадження програмного засобу «MONITOR» вимагає від екіпажу вертольоту комплексу знань та навичок, що охоплюють технічні аспекти вертольоту, вміння взаємодіяти з сучасним бортовим обладнанням та ефективно реагувати на технічні аспекти польоту.

ВИСНОВКИ

Дисертація присвячена вирішенню актуальної науково-технічної проблеми – розробці математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів задля підтримки безпеки польотів вертольотів у реальному часі шляхом застосування нейромережевих технологій і розробки експертної системи.

1. Розроблено архітектуру експертної системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації задля прийняття своєчасного рішення щодо здійснення польоту на основі проведеного порівняльного аналізу сучасного математичного і програмного забезпечення, а також типової архі-

текстури експертної системи моніторингу та управління експлуатацією складних динамічних об'єктів та їх адаптації до вимог сучасних технологій і динамічного розвитку авіаційної галузі.

2. Розроблено метод побудови нейромережевої моделі процесів класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження, тренд-аналізу параметрів двигунів, що базується на алгоритмі формування однорідної і репрезентативної навчальної і тестової вибірок, який забезпечує достовірність визначення можливості здійснення польоту на рівні 99 %.

3. Розроблено методи розв'язання прикладних задач моніторингу, застосування яких за рахунок модифікованих алгоритмів навчання і архітектур нейронних мереж на рівні 99,5 % зі зменшенням абсолютної похибки до 4,5 разів.

4. Розроблено модель триканальної АПУ з додатковим каналом управління частотою обертів ротора вільної турбіни та програмними модулями адаптивного управління, застосування якої в експертній системі дозволило покращити показники якості каналів управління до 64,29 % порівняно із традиційними двоканальними бортовими системами.

5. Набули подальшого розвитку нейро-нечіткі методи моніторингу, які, шляхом застосування гібридних класифікаторів еволюційної діагностичної матриці з модернізованими нечіткими правилами, адаптовані до змінних умов експлуатації та роботи в умовах неоднозначності, дозволили з впевненістю не нижчою за 0,79 приймати оптимальні рішення щодо справності вузлів двигуна, а також збільшити точність контролю витрати палива до 99,2 %, визначення зміни ККД компресора до 99,62 %.

6. Набули подальшого розвитку методи відновлення даних у разі відмови штатних сенсорів із застосуванням лінійних, автоасоціативних, РБФ-мереж з алгоритмом багатовимірної фільтра Калмана з поліномом Чебишева, що дозволяє здійснювати реконструкцію параметрів двигуна в реальному часі з максимальною похибкою 0,762 % та здійснити структурну переконфігурацію АПУ для забезпечення безперебійного функціонування та збереження стійкості систем вертольоту.

7. Розроблено прототип експертної системи моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів, що включає розроблену АПУ й нейромережеві модулі моніторингу, застосування якої за рахунок модифікацій її основних модулів забезпечило якість прийняття рішення щодо можливості експлуатації двигуна на рівні 99,2 %.

8. Розроблені моделі та методи реалізовані у вигляді програмного засобу «MONITOR», застосування функціональних можливостей якого надає можливість в режимі реального часу здійснювати обчислення параметрів двигунів та отримати рекомендації щодо здійснення польоту з використанням штучних нейронних мереж. Ефективність розробленого програмного засобу «MONITOR» підтверджується результатами впровадження в ТОВ «ЕЙР ТАУРУС», у військову частину 2269 Національної гвардії України Міністерства внутрішніх справ України у вигляді бортової системи моніторингу ГТД вертольотів, що застосовуються на вертольотах державної авіації України, а також в Департамент авіаційної безпеки Міністерства внутрішніх справ України.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у наукових виданнях, що індексуються у наукометричній базі Scopus:

1. **Vladov S.** Cognitive method for the fuzzy controller mathematical model synthesising, utilising a genetic algorithm for tuning. *Big Data and Cognitive Computing*. 2025. Vol. 9. Is-

sue 1. 17. doi: 10.3390/bdcc9010017 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal)

2. **Vladov S.**, Bulakh M., Baranovskyi D., Sokurenko V., Muzychuk O., Vysotska V. Helicopter turboshaft engines combustion chamber monitoring neural network method. *Measurement*. Vol. 242. Part E. 2025. 116267. doi: 10.1016/j.measurement.2024.116267 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal, Elsevier) (автором розроблено нейромережевий метод моніторингу камери згоряння ГТД вертольотів)

3. **Vladov S.**, Vysotska V., Sokurenko V., Muzychuk O., Chyrun L. The Intelligent Data Measurement System Using Neural Network Technologies and Fuzzy Logic Under Operating Implementation Conditions. *Big Data and Cognitive Computing*. Vol. 8. Issue 12. 2024. 189. doi: 10.3390/bdcc8120189 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором отримано результати відновлення втраченої інформації в період перерви в роботі датчика температури газів перед турбіною компресора ГТД вертольотів)

4. **Vladov S.**, Yakovliev R., Vysotska V., Nazarkevych M., Lytvyn V. The Method of Restoring Lost Information from Sensors Based on Auto-Associative Neural Networks. *Applied System Innovation*. Vol. 7. Issue 3. 2024. 53. doi: 10.3390/asi7030053 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено метод відновлення інформації при відмовах датчиків з використанням автоасоціативної нейронної мережі)

5. **Vladov S.**, Vysotska V., Sokurenko V., Muzychuk O., Nazarkevych M., Lytvyn V. Neural Network System for Predicting Anomalous Data in Applied Sensor Systems. *Applied System Innovation*. Vol. 7. Issue 5. 2024. 88. doi: 10.3390/asi7050088 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережеву систему для прогнозування аномальних даних)

6. **Vladov S.**, Lytvynov O., Vysotska V., Vasylenko V., Pukach P., Vovk M. The helicopter turboshaft engines' innovative applied control system based on a neuro-fuzzy networks. *Applied System Innovation*. Vol. 7. Issue 6. 2024. 118. doi: 10.3390/asi7060118 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено вбудовану нейро-нечітку систему керування ГТД вертольотів)

7. **Vladov S.**, Yakovliev R., Vysotska V., Uhryn D., Ushenko Y. Universal On-board Neural Network System for Restoring Information in Case of Helicopter Turboshaft Engine Sensor Failure. *International Journal of Computer Network and Information Security (IJCNIS)*. Vol. 16. No. 4. 2024. P. 65–87. doi: 10.5815/ijcnis.2024.04.05 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережевий метод відновлення інформації при параметричній відмові одного з датчиків)

8. **Vladov S.**, Scislo L., Sokurenko V., Muzychuk O., Vysotska V., Osadchy S., Sachenko A. Neural Network Signal Integration from Thermogas-Dynamic Parameter Sensors for Helicopters Turboshaft Engines at Flight Operation Conditions. *Sensors*. 2024. Vol. 24, Issue 13, 4246 doi: 10.3390/s24134246 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережевий метод інтеграції сигналів датчиків ГТД вертольотів)

9. **Vladov S.**, Banasik A., Sachenko A., Kempa W., Sokurenko V., Muzychuk O., Pikiewicz P., Molga A., Vysotska V. Intelligent Method of Identifying the Nonlinear Dynamic Model for Helicopter Turboshaft Engines. *Sensors*. 2024. Vol. 24, Issue 19, 6488 doi: 10.3390/s24196488 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором удосконалено архітектуру нейронної мережі Елмана шляхом введення до неї динамічної стекової пам'яті)

10. **Vladov S.**, Scislo L., Szczepanik-Ścisło N., Sachenko A., Perzyński T., Vasylenko V., Vysotska V. Helicopter Turboshaft Engines' Neural Network System for Monitoring Sensor Failures. *Sensors*. 2025. Vol. 25, Issue 4, 990. doi: 10.3390/s25040990 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережеву систему моніторингу від-

мов датчиків ГТД вертольотів)

11. **Vladov S.**, Sachenko A., Sokurenko V., Muzychuk O., Vysotska V. Helicopters turboshaft engines neural network modeling under sensor failure. *Journal of Sensor and Actuator Networks*. 2024. Vol. 13. Issue 5. 66 doi: 10.3390/jsan13050066 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережеву модель відмов датчиків ГТД вертольотів)

12. **Vladov S.**, Yakovliev R., Bulakh M., Vysotska V. Neural Network Approximation of Helicopter Turboshaft Engine Parameters for Improved Efficiency. *Energies*. 2024. Vol. 17, Issue 9, 2233 doi: 10.3390/en17092233 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережеву модель для апроксимації параметрів ГТД вертольотів)

13. **Vladov S.**, Scislo L., Sokurenko V., Muzychuk O., Vysotska V., Sachenko A., Yurko A. The helicopter turboshaft engines gas-generator rotor r.p.m. neuro-fuzzy on-board controller. *Energies*. 2024. Vol. 17, Issue 16, 4033 doi: 10.3390/en17164033 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейро-нечітку систему керування частотою обертів ротора турбокомпресора ГТД вертольотів)

14. **Vladov S.**, Bulakh M., Vysotska V., Yakovliev R. Onboard Neuro-Fuzzy Adaptive Helicopter Turboshaft Engines Automatic Control System. *Energies*. 2024. Vol. 17, Issue 16, 4195 doi: 10.3390/en17164195 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейро-нечітку адаптивну АПУ ГТД вертольотів)

15. **Vladov S.**, Bulakh M., Czyżewski J., Lytvynov O., Vysotska V., Vasylenko V. Method for Helicopter Turboshaft Engines Controlling Energy Characteristics Through Regulating Free Turbine Rotor Speed and Fuel Consumption Based on Neural Networks. *Energies*. 2024. Vol. 17, Issue 22, 5755 doi: 10.3390/en17225755 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейро-нечіткий регулятор витрати палива ГТД вертольотів)

16. **Vladov S.**, Bulakh M., Baranovskyi D., Kisiliuk E., Vysotska V., Romanov M., Czyżewski J. Application of the Integral Energy Criterion and Neural Network Model for Helicopter Turboshaft Engines' Vibration Characteristics Analysis. *Energies*. 2024. Vol. 17, Issue 22, 5776 doi: 10.3390/en17225776 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережевий метод діагностики вібраційного стану ГТД вертольотів)

17. Baranovskyi D., **Vladov S.**, Bulakh M., Vysotska V., Vasylenko V., Czyżewski J. Method of Helicopter Turboshaft Engines' Protection During Surge in Starting Mode. *Energies*. 2025. Vol. 18, Issue 1, 168. doi: 10.3390/en18010168 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережевий метод визначення помпажу ГТД вертольотів)

18. **Vladov S.**, Vysotska V., Vasylenko V., Lytvyn V., Nazarkevych M., Fedevych O. Influence of the Neural Network Morphology Symmetry on the Complex Dynamic Objects' Diagnostics. *Symmetry*. Vol. 17. Issue 1. 2025. 35. doi: 10.3390/sym17010035 (квартиль Q1 відповідно до SCImago Journal) (автором експериментально доведено доцільності застосування симетричних нейронних мереж в задачах моніторингу ГТД вертольотів)

19. **Vladov S.**, Kovtun V., Sokurenko V., Muzychuk O., Vysotska V. Helicopter Turboshaft Engine Residual Life Determination by Neural Network Method. *Electronics*. 2024. Vol. 13, Issue 15, 2952 doi: 10.3390/electronics13152952 (квартиль Q2 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено ієрархічну нейромережеву систему для визначення залишкового ресурсу ГТД вертольотів)

20. **Vladov S.**, Kovtun V., Sokurenko V., Muzychuk O., Vysotska V. The Helicopter Turboshaft Engine's Reconfigured Dynamic Model for Functional Safety Estimation. *Electronics*. 2024. Vol. 13, Issue 17, 3477 doi: 10.3390/electronics13173477 (квартиль Q2 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено динамічну реконфігуровану модель динамічної АПУ ГТД вертольотів)

21. **Vladov S.**, Sachenko A., Vysotska V., Volkanin Y., Kukharenko D., Severynenko D. The reliably stable neural network controllers' synthesis with the transient process parameters optimization. *Radioelectronic and Computer Systems*. No. 4 (112). 2024. P. 178–191. doi: 10.32620/reks.2024.4.15 (квартиль Q3 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережеву систему регулювання витратою палива ГТД вертольотів)
22. **Vladov S.**, Yakovliev R., Vysotska V., Uhryn D., Ushenko Y., Karachevtsev. A. Polymorphic Radial Basis Functions Neural Network. *International Journal of Intelligent Systems and Applications (IJISA)*. Vol. 16. No. 4. 2024. P. 1–21. doi: 10.5815/ijisa.2024.04.01 (квартиль Q3 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено поліморфну нейронну мережу і оптимізовано параметри робочого процесу ГТД вертольотів)
23. **Vladov S.**, Muzychuk O., Vysotska V., Yurko A., Uhryn D. Modified Kalman Filter with Chebyshev Points Based on a Recurrent Neural Network for Automatic Control System Measuring Channels Diagnosing and Parring Off Failures. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. Vol. 16. No. 5. 2024. P. 36–61. doi: 10.5815/ijigsp.2024.05.04 (квартиль Q3 відповідно до SCImago Journal) (автором удосконалено багатовимірний фільтр Калмана шляхом застосування поліному Чебишева)
24. **Vladov S.**, Avkurova Z., Lytvyn V., Zhovnir Y. Analytical Neural Network System for the Helicopter Turboshift Engines Operating Modes Classification. *International Journal of Computing*. Vol. 23. Issue 3. 2024. P. 342–359. doi: 10.47839/ijc.23.3.3653 (квартиль Q4 відповідно до SCImago Journal) (автором розроблено нейромережеву систему класифікації станів ГТД вертольотів)
25. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M. Helicopters Turboshift Engines Parameters Identification Using Neural Network Technologies Based on the Kalman Filter. *Communications in Computer and Information Science (CCIS)* book series. Vol. 1980. 2023. P. 82–97. doi: 10.1007/978-3-031-48325-7_7 (квартиль Q4 відповідно до SCImago Journal) (автором реалізовано багатовимірний фільтр Калмана рекурентною нейронною мережею)
26. Sachenko A., Vysotska V., **Vladov S.**, Vasylenko V., Dobrowolski M. Hybrid method for restoring missing sensor data with adaptive control based on neuro-fuzzy networks. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3899. 2024. P. 186–200. (автором реалізовано метод відновлення втраченої інформації з датчиків нейро-нечіткою мережею)
27. Vysotska V., Lytvyn V., **Vladov S.**, Vasylenko V., Kryshan O. The optimal controller parametric synthesis using variational calculus for a dynamic system general mathematical model. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3896. 2024. P. 217–234. (автором експериментально отримано динаміку перехідних процесів частоти обертів ротора турбокомпресора ГТД вертольотів)
28. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Rud J., Stushchanskyi Y. Neural Network Modeling of Helicopters Turboshift Engines at Flight Modes Using an Approach Based on “Black Box” Models. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3624. 2024. P. 116–135. (автором створено нейромережеву модель ГТД вертольотів у вигляді «чорного ящика»)
29. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Rud J. Neuro-Fuzzy System for Detection Fuel Consumption of Helicopters Turboshift Engines. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3628. 2024. P. 55–72. (автором розроблено нейро-нечітку систему моніторингу витратою палива ГТД вертольотів)
30. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Rud J. On-board Hybrid Neural Network Classifier of Helicopters Turboshift Engines Operational Status. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3628. 2024. P. 262–281. (автором створено нейромережевий класифікатор дефектів у вузлах ГТД вертольотів)

31. Vysotska V., **Vladov S.**, Yakovliev R., Yurko A., Voronin A. Neuro-Fuzzy Methods for Detecting Sensor Failures in Helicopters Turboshift Engines. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3664. 2024. P. 105–123. (автором створено нейро-нечітку мережу для виявлення відмов датчиків ГТД вертольотів)
32. Vysotska V., **Vladov S.**, Yakovliev R., Yurko A. Hybrid Neural Network Identifying Complex Dynamic Objects: Comprehensive Modelling and Training Method Modification. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3702. 2024. P. 124–143. (автором удосконалено алгоритм Левенберга-Марквардта для навчання гібридної NARX-мережі)
33. Vysotska V., Lytvyn V., Nazarkevych M., **Vladov S.**, Yakovliev R., Yurko A. Training Neural Network Method Modification for Forward Error Propagation Based on Adaptive Components. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3711. 2024. P. 138–168. (автором удосконалено алгоритм навчання нейронних мереж прямого поширення шляхом застосування адаптивних компонентів)
34. Vysotska V., Lytvyn V., **Vladov S.**, Yakovliev R., Volkanin Y. Neural network method for identifying potential defects in complex dynamic objects. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3742. 2024. P. 44–65. (автором удосконалено нейромережевий метод прогнозування потенційних дефектів вузлів ГТД вертольотів)
35. Vysotska V., Lytvyn V., **Vladov S.**, Muzychuk O., Kryshan O. The controller synthesis automation using a dynamic mathematical model and genetic algorithms. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3842. 2024. P. 1–18. (автором здійснено нейромережеву реалізацію PID-контролера та отримано динаміку перехідних процесів частоти обертів ротора вільної турбіни ГТД вертольотів)
36. Vysotska V., **Vladov S.**, Volkanin Y., Siora A., Bulakh M., Muzychuk O., Koren O. The helicopter turboshift engines parametric debugging using neural network technology. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3861. 2024. P. 1–15. (автором створено нейронну мережу для налаштування параметрів ГТД вертольотів)
37. Vysotska V., **Vladov S.**, Pukach P., Lavrut O., Muzychuk O., Baranovskyi D., Severynenko D. The dual-channel logic controller synthesis for controlling complex dynamic objects. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3861. 2024. P. 28–41. (автором отримано динаміку перехідних процесів витрати палива ГТД вертольотів)
38. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M. Modified Neural Network Method for Trend Analysis of Helicopter Turboshift Engine Parameters at Flight Modes. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3347. 2023. P. 11–29. (автором удосконалено архітектуру нейронної мережі Джордана шляхом введення до неї динамічної стекової пам'яті)
39. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M. Modified Neural Network Fault-Tolerant Closed Onboard Helicopters Turboshift Engines Automatic Control System. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3387. 2023. P. 160–179. (автором модифіковано закриту бортову систему керування ГТД вертольотів)
40. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M. Neural Network Method for Parametric Adaptation Helicopters Turboshift Engines On-Board Automatic Control System Parameters. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3403. 2023. P. 179–195. (автором отримано динаміку перехідних процесів частоти обертів ротора вільної турбіни ГТД вертольотів при параметричній адаптації АПТУ)
41. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M. Neural Network Method for Detecting and Diagnostics Helicopters Turboshift Engines Surge at Flight Modes. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3392. 2023. P. 86–105. doi: 10.32782/cm/s/3392-8 (автором здійснено моделювання передпомпажного стану ГТД вертольотів за допомогою нейронної мережі)

42. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Stushchankyi, Y., Havryliuk Y. Neural Network Method for Controlling the Helicopters Turboshaft Engines Free Turbine Speed at Flight Modes. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3426. 2023. P. 89–108. *(автором реалізовано контур управління частотою обертів ротора вільної турбіни ГТД вертольотів нейронною мережею з лінійними та нелінійними нейронами)*
43. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Kozlovskaya T., Petchenko M. Helicopters Turboshaft Engines Intelligent Control Algorithms Synthesis, Taking into Account Required Quality Provision. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3468. 2023. P. 71–90. *(автором створено нейро-нечітку мережу для розв'язання задачі управління витратою палива ГТД вертольотів)*
44. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Parameter Debugging (Regulation) Method of Helicopters Aircraft Engines in Flight Modes Using Neural Networks. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3179. 2022. P. 1–14. *(автором створено метод налаштування параметрів ГТД вертольотів)*
45. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Helicopters Aircraft Engines Self-Organizing Neural Network Automatic Control System. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3137. 2022. P. 28–47. doi: 10.32782/cmis/3137-3 *(автором модифіковано систему керування ГТД вертольотів шляхом відокремлення моделей двигуна та агрегату дозування палива)*
46. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Methodology for Control of Helicopters Aircraft Engines Technical State in Flight Modes Using Neural Networks. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3137. 2022. P. 108–125. doi: 10.32782/cmis/3137-10 *(автором створено метод контролю стану ГТД вертольотів)*
47. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Method for Forecasting of Helicopters Aircraft Engines Technical State in Flight Modes Using Neural Networks. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3171. 2022. P. 974–985. *(автором експериментально здійснено прогнозування температури газів перед турбіною компресора ГТД вертольотів)*
48. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Optimization of Helicopters Aircraft Engine Working Process Using Neural Networks Technologies. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3171. P. 1639–1656. *(автором експериментально здійснено оптимізацію параметрів робочого процесу ГТД вертольотів)*
49. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Modified Helicopters Turboshaft Engines Neural Network On-board Automatic Control System Using the Adaptive Control Method. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3309. 2022. P. 205–224. *(автором реалізовано метод адаптивного контролю частоти обертів ротора вільної турбіни ГТД вертольотів)*
50. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Control and Diagnostics of TV3-117 Aircraft Engine Technical State in Flight Modes Using the Matrix Method for Calculating Dynamic Recurrent Neural Networks. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 2864. 2021. P. 97–109. doi: 10.32782/cmis/2864-9 *(автором здійснено навчання рекурентної нейронної мережі матричним методом)*
51. **Vladov S.**, Shmelov Y., Petchenko M. A Neuro-Fuzzy Expert System for the Control and Diagnostics of Helicopters Aircraft Engines Technical State. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 3013. 2021. P. 40–52. *(автором реалізовано FDI-метод нейро-нечіткою мережею Ванга-Менделя)*
52. **Vladov S.**, Shmelov Yu., Shmelova T. Modeling of the TV3-117 aircraft engine technical state as part of the helicopter power plant in the form of the Markov process of death and reproduction. *CEUR Workshop Proceedings*. Vol. 2740. 2020. P. 400–407. *(автором отримано значення ймовірностей переходу з одного в інший стан ГТД вертольотів)*

Статті у наукових виданнях, включених до категорії «Б» Переліку фахових видань України та включені до міжнародних наукометричних баз:

53. **Владов С. І.**, Москалик В. М., Подгорних Н. В., Гусарова О. В., Назаренко Н. П. Використання нечітких нейронних мереж в задачах контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2021. № 1 (76). С. 77–86. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2021.1.10 (автором реалізовано діагностичну матрицю ГТД вертольотів нейро-нечіткою мережею Ванга-Менделя)

54. **Владов С. І.**, Пилипенко Л. М., Тутова Н. В., Дерябіна І. О., Яніцький А. А. Контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 шляхом аналізу тренду його параметрів. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2021. № 1 (76). С. 87–98. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2021.1.11 (автором здійснено порівняльний аналіз методів аналізу тренду параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117)

55. **Владов С. І.**, Дерябіна І. О., Гусарова О. В., Пилипенко Л. М., Пономаренко А. В. Ідентифікація багаторежимної моделі авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах з використанням модифікованого градієнтного алгоритму навчання радіально-базисних нейронних мереж. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2021. № 4 (79). С. 52–63. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2021.4.6 (автором модифіковано градієнтний алгоритм навчання RBF-мережі)

56. **Владов С. І.**, Дерябіна І. О., Подгорних Н. В., Грибанова С. А., Яніцький А. А. Проблеми і перспективи застосування нейронних мереж у задачах моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2021. № 4 (79). С. 64–73. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2021.4.7 (автором реалізовано приклад застосування нейронних мереж в задачах управління ГТД вертольотів)

57. **Vladov S.**, Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Derevyanko I., Gvozdk S. Neuro-mechanical methods of control and diagnostics of the technical state of aircraft engine TV3-117 in film regions. *Visnyk of Kherson National Technical University*. 2020. No. 1 (72). Part 1. P. 141–154. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2020.1.1.17 (автором отримано розподіл метрики Чебишева та Евклідової метрики для визначення технічного стану ГТД вертольотів)

58. **Владов С. І.**, Шмельов Ю. М., Грибанова С. А., Гусарова О. В., Подгорних Н. В. Метод підвищення робастності нейромережевої моделі контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 в польотних режимах. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2020. Вип. 1/2020 (120). С. 113–119. doi: 10.30929/1995-0519.2020.1.113-119 (автором обґрунтовано застосування алгоритму покрокового багатокритеріального навчання нейронної мережі задля оцінювання робастності моделі)

59. **Владов С. І.**, Назаренко Н. П., Тутова Н. В., Москалик В. М., Пономаренко А. В. Багатовимірна система автоматичного управління авіаційним двигуном ТВ3-117 на базі нейромережевого регулятора. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2020. Вип. 2/2020 (121). С. 79–84. doi: 10.30929/1995-0519.2020.2.79-84 (автором отримано результати перехідних процесів параметрів ГТД вертольотів за допомогою еталонної і досліджуваної моделі)

60. **Владов С. І.**, Шмельов Ю. М., Сіора А. С., Яніцький А. А., Пономаренко А. В. Підвищення надійності системи автоматичного управління авіаційного двигуна ТВ3-117 з використанням його бортової нейромережевої моделі. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2020. Вип. 2/2020 (121). С. 91–96.

doi: 10.30929/1995-0519.2020.2.91-96 (автором отримано результати фільтрації сигналів в контурі дозувальної голки ГТД вертольотів багатовимірним фільтром Калмана)

61. **Владов С. І.**, Сіора А. С., Яніцький А. А., Дятловська В. Л., Шмельова Т. Ф. Нейромережевий аналіз прийняття рішень екіпажем повітряного судна щодо можливості здійснення польоту за результатами контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2020. Вип. 3/2020 (122). С. 84–90. doi: 10.30929/1995-0519.2020.3.84-90 (автором визначено чинники оцінювання можливості здійснення польоту вертольоту)

62. **Vladov S.** Algorithms for diagnostic and parameter of failures of channels of measurement of TV3-117 aircraft engine automatic control system in flight modes Based of neural network technologies. *Proceedings of the National Aviation University*. 2020. No. 3 (84). P. 27–37. doi: 10.18372/2306-1472.84.14950

63. **Владов С. І.**, Долударєва Я. С., Сіора А. С., Пономаренко А. В., Яніцький А. А. Нейромережевий обчислювач задля відновлення втраченої інформації зі штатних датчиків бортової системи контролю і діагностики авіаційного двигуна ТВ3-117. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*. 2020. № 4 (14). С. 147–154. doi: 10.30837/ITSSI.2020.14.147 (автором здійснено відновлення втраченої інформації автоасоціативною нейронною мережею за різних типів відмов датчиків ГТД вертольотів)

64. **Владов С. І.**, Ковальський В. С., Дятловська В. Л., Яніцький А. А., Вакуленко Р. А. Відмовостійкий алгоритм ідентифікації бортової математичної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117 в складі його системи автоматичного управління. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2020. № 4 (75). С. 11–19. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2020.4.1 (автором проведено моделювання вимірювальних каналів двоканального датчика ГТД вертольотів за його справності та несправності)

65. **Владов С. І.**, Москалик В. М., Сіора А. С., Дерябіна І. О., Гвоздік С. Д. Аналіз динаміки авіаційного двигуна ТВ3-117 із використанням нейронної мережі Елмана. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2020. № 4 (75). С. 42–52. doi: 10.35546/kntu2078-4481.2020.4.5 (автором здійснено навчання нейронної мережі Елмана)

66. **Vladov S.**, Shmelov Yu., Samoilenko M., Podhornykh N., Shmelova T. Development of a complex of functional models for the process of control and diagnostics of the TV3-117 aircraft engine technical state at flight modes. *Proceedings of the National Aviation University*. 2019. No. 4 (81). P. 19–28. doi: 10.18372/2306-1472.81.14597 (автором удосконалено функціональну модель IDEF0 моніторингу технічного стану і управління експлуатацією ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації)

67. Shmelov Yu., **Vladov S.**, Derevyanko I., Dieriabina I., Chyzhova L. The problem of identification of TV3-117 aircraft engine dynamic multi-model in flight envelope. *Transactions of Kremenichuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. 2019. Issue 1/2019 (114). P. 27–32. doi: 10.30929/1995-0519.2019.1.27-32 (автором досліджено нейромережеві і класичні методи ідентифікації зворотної багаторежимної моделі авіаційного двигуна ТВ3-117)

68. Shmelov Yu., **Vladov S.**, Derevyanko I., Dieriabina I., Chyzhova L. Identification of rear model of TV3-117 aircraft engine based on the basis of neuro-multi-functional technologies. *Innovative technologies and scientific solutions for industries*. 2019. No. 1 (7). P. 43–49. doi: 10.30837/2522-9818.2019.7.043 (автором створено нейромережеву зворотню модель для ідентифікації параметрів ГТД вертольотів)

69. **Vladov S.**, Shmelov Yu., Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Derevyanko I., Chyzhova L. Onboard parameter identification method of the TV3-117 aircraft engine of the neural network technologies. *Transactions of Kremenichuk Mykhailo Ostrohradskyi National*

University. 2019. Issue 5/2019 (118). P. 90–96. doi: 10.30929/1995-0519.2019.5.90-96 (автором здійснено порівняльний аналіз похибок нейромережесвих і класичного методів ідентифікації параметрів авіаційного двигуна ТВ3-117 на тестовій вибірці)

70. **Vladov S.**, Kotliarov K., Hrybanova S., Husarova O., Chyzhova L. On-board information restoring method in case of failure of one of the sensors of the aircraft engine TV3-117 based on neural network technologies. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*. 2019. Issue 6/2019 (119). P. 91–98. doi: 10.30929/1995-0519.2019.6.91-98 (автором обґрунтовано застосування автоасоціативних нейронних мереж для відновлення втраченої інформації при відмові датчиків ГТД вертольотів)

71. Шмельов Ю. М., **Владов С. І.**, Клімова Я. Р. Застосування нейронних мереж у задачі прогнозування технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах. *Авіаційно-космічна техніка і технологія* : науково-технічний журнал. 2018. № 3 (147). С. 30–38. doi: 10.32620/aktt.2018.3.04 (автором отримано результати прогнозу температури газу за турбіною компресора ГТД вертольотів)

Монографії:

72. **Vladov S.** Vysotska V. Neural network methods for monitoring dynamic objects (Neural network methods for monitoring helicopter turboshaft engines at flight operation mode : monograph). London : Lambert Academic Publishing, 2024. 210 p. (автором створено нейромережесві моделі ідентифікації параметрів ГТД вертольотів)

73. Інтелектуальні системи автоматизації : монографія / Аврунін О. Г., **Владов С. І.**, Петченко М. В., Семенець В. В., Татарінов В. В., Тельнова Г. В., Філатов В. О., Шмельов Ю. М., Шушляпіна Н. О. Кременчук : ПП Щербатих О. В., 2021. 322 с. doi: 10.30837/978-617-639-347-4 (автором розроблено нейромережесві системи автоматизації моніторингу технічного стану бортових систем ГТД вертольотів)

74. **Владов С. І.**, Шмельова Т. Ф., Шмельов Ю. М. Контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах за допомогою нейромережесвих технологій : Монографія. Кременчук : ПП Щербатих А. В., 2020. 200 с. (автором створено нейромережесві моделі контролю і діагностики ГТД вертольотів)

Статті у матеріалах конференцій, індексованих у наукометричній базі Scopus:

75. **Vladov S.**, Sokurenko V., Muzychuk O., Sachenko A., Sachenko S., Kopania L., Vysotska V. The Fuzzy Logic Application in Helicopter Turboshaft Engines Automatic Control Systems. *2024 IEEE 17th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv, Ukraine, October 08–12, 2024. P. 253–256 doi: 10.1109/TCSET64720.2024.10755839 (автором створено структурну схему нечіткої АПУ витратою палива ГТД вертольотів)

76. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Mykolenko K., Drodova S., Stushchanskyi Y. Neural Network Method for Helicopters Turboshaft Engines Dynamic Efficiency Monitoring. *2023 IEEE 4 th KhPI Week on Advanced Technology*, Kharkiv, Ukraine, October 02–06, 2023. pp. 160–165. doi: 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312883 (автором створено нейро-нечіткий класифікатор значень ККД компресора ГТД вертольотів)

77. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Mykolenko K., Drodova S., Rud J. Modified Neuro-Fuzzy Failure Classifier of Helicopters Turboshaft Engines. *2023 IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, Lviv, Ukraine, October 19–23, 2023. 4 p. doi: 10.1109/CSIT61576.2023.10324287 (автором створено нейромережесву модель класифікації відмов датчиків ГТД вертольотів)

78. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Rud J., Drodova S., Perekrest A. On-Board Method for Helicopters Turboshaft Engines Neuro-Fuzzy Fuel Consumption Control. *2023 IEEE*

5th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES), Kremenichuk, Ukraine, September 27–30, 2023. P. 495–500. doi: 10.1109/MEES61502.2023.10402511 (автором розроблено нейро-нечітку модель моніторингу витрати палива ГТД вертольотів)

79. **Vladov S.**, Yakovliev R., Hubachov O., Rud J., Drodova S., Perekrest A. Modified Discrete Neural Network PID Controller for Controlling the Helicopters Turboshift Engines Free Turbine Speed. 2023 *IEEE 5th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenichuk, Ukraine, September 27–30, 2023. P. 797–802. doi: 10.1109/MEES61502.2023.10402433 (автором удосконалено нейронну мережу з лінійними та нелінійними нейронами для управління частотою обертів ротора вільної турбіни ГТД вертольотів)

80. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Modified Searchless Method for Identification of Helicopters Turboshift Engines at Flight Modes Using Neural Networks. 2022 *IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology*, Kharkiv, Ukraine, October 03–07, 2022. P. 257–262. doi: 10.1109/KhPIWeek57572.2022.9916422 (автором отримано динаміку перехідних процесів частоти обертів ротора вільної турбіни ГТД вертольотів при сигнальній адаптації АПЧ з налаштовувальною моделлю)

81. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Modified Neural Network Method for Diagnostics the Helicopters Turboshift Engines Operational Status at Flight Modes. *IEEE International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, Kyiv, Ukraine, October 04–07, 2022. P. 224–229. doi: 10.1109/SAIC57818.2022.9923025 (автором обґрунтовано ансамбль нейронних мереж в класифікаторі дефектів вузлів ГТД вертольотів)

82. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Modified Neural Network Method for Classifying the Helicopters Turboshift Engines Ratings at Flight Modes. 2022 *IEEE 41st International Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO)*, Kyiv, Ukraine, October 10–14, 2022. P. 535–540. doi: 10.1109/ELNANO54667.2022.9927108 (автором здійснено моделювання класифікації режимів роботи ГТД вертольотів)

83. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R. Modified Method of Identification Potential Defects in Helicopters Turboshift Engines Units Based on Prediction its Operational Status. 2022 *IEEE 4th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenichuk, Ukraine, October 20–22, 2022. P. 556–561. doi: 10.1109/MEES58014.2022.10005605 (автором розроблено метод ідентифікації потенційних дефектів у вузлах ГТД вертольотів)

84. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M., Drozdova S. Neural Network Method for Helicopters Turboshift Engines Working Process Parameters Identification at Flight Modes. 2022 *IEEE 4th International Conference on Modern Electrical and Energy System (MEES)*, Kremenichuk, Ukraine, October 20–22, 2022. P. 604–609. doi: 10.1109/MEES58014.2022.10005670 (автором експериментально обґрунтовано алгоритм навчання нейронної мережі)

85. **Vladov S.**, Shmelov Y., Yakovliev R., Petchenko M., Drozdova S. Helicopters Turboshift Engines Parameters Identification at Flight Modes Using Neural Networks. *IEEE 17th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, Lviv, Ukraine, November 10–12, 2022. P. 5–8. doi: 10.1109/CSIT56902.2022.10000444 (автором здійснено моделювання контрольованих параметрів ГТД вертольотів)

86. Shmelova T., Shmelov Yu., **Vladov S.** Concept of building intelligent control systems for aircraft, unmanned aerial vehicles and aircraft engines. 2020 *IEEE 6th International Conference on Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC)*, Kyiv, Ukraine, October 2020. P. 14–19. doi: 10.1109/MSNMC50359.2020.9255509 (автором адаптовано загальні вимоги до розробки АПУ для класу ГТД вертольотів)

87. Shmelov Y., **Vladov S.**, Klimova Y., Kirukhina M. Expert system for identification of the technical state of the aircraft engine TV3-117 in flight modes. *System Analysis & Intelligent Computing : IEEE First International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC)*, 08–12 October 2018. P. 77–82. doi: 10.1109/SAIC.2018.8516864 (*автором розроблено архітектуру експертної системи моніторингу ГТД вертольотів*)

Додаткові праці:

88. Музичук О. М., **Владов С. І.**, Яковлев Р. П., Губачов О. І., Козловська Т. Ф., Онищенко Ю. М., Воронін А. В. Спосіб діагностики дефектів основних вузлів проточної частини газотурбінних двигунів вертольотів : пат. 157813 Україна : B64C 27/04, B64D 27/00, G01M 15/14. № u 2024 01481 ; заявл. 20.03.2024 ; опубл. 28.11.2024, Бюл. № 48. 9 с. (*автором створено метод бінарної класифікації дефектів вузлів ГТД вертольотів*)

89. **Владов С. І.**, Шмельова Т. Ф., Шмельов Ю. М. Контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 в польотних режимах за допомогою нейромережових технологій : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 103633 від 31 березня 2021 року.

90. Аврунін О. Г., **Владов С. І.**, Петченко М. В., Семенець В. В., Татарінов В. В., Тельнова Г. В., Філатов В. О., Шмельов Ю. М., Шушляпіна Н. О. Інтелектуальні системи автоматизації : свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 119010 від 11 травня 2023 року.

АНОТАЦІЯ

Владов С. І. Методи та засоби моніторингу газотурбінних двигунів вертольотів на основі нейромережових технологій під час їх експлуатації. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертаційна робота на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 01.05.03 – Математичне та програмне забезпечення обчислювальних машин і систем. – Національний університет «Львівська політехніка», Міністерство освіти і науки України, Львів, 2025.

У дисертації вирішено важливу науково-прикладну проблему підтримки безпеки польотів вертольотів в реальному часі шляхом розробки математичного і програмного забезпечення моніторингу і управління експлуатацією ГТД вертольотів в умовах льотної експлуатації часу.

У роботі запропоновано метод моніторингу технічного стану та управління експлуатацією ГТД вертольотів у режимі льотної експлуатації. Метод базується на аналізі сучасного математичного та програмного забезпечення, типової архітектури експертних систем моніторингу та їх адаптації до вимог сучасних технологій. Розроблено нейромережову модель для класифікації, діагностики, прогнозування та аналізу параметрів двигунів, що забезпечує достовірність визначення можливості здійснення польоту на рівні 99 %.

Удосконалено методи класифікації, контролю, діагностики, прогнозування, налагодження, тренд-аналізу технічного стану ГТД вертольотів на основі модифікованих алгоритмів навчання і архітектур нейронних мереж, в яких, на відміну від існуючих, застосовано гібридні комбінації адаптивних елементів, що дозволило досягти точності 99,5 % зі зменшенням абсолютної похибки до 4,5 разів. Розроблено модель триканальної адаптивної програми управління (АПУ) із додатковим каналом регулювання частоти обертів ротора, що дозволило покращити показники якості каналів управління до 64,29 % порівняно з традиційними системами.

Розвинуто нейро-нечіткі методи моніторингу, які дозволяють з високою точністю визначати зміни параметрів двигунів, зокрема витрату палива (99,2 %) і зміну ККД комп-

ресора (99,62 %). Удосконалено методи відновлення даних у разі відмови сенсорів за допомогою РБФ-мереж та фільтра Калмана, що забезпечує реконструкцію параметрів у реальному часі з похибкою не більше 0,762 %.

Розроблено програмний засіб «MONITOR» для оперативного аналізу стану двигунів і прототип експертної системи, яка поєднує адаптивні модулі моніторингу та управління. Її застосування дозволило досягти рівня прийняття рішень щодо можливості експлуатації двигунів у 99,2 %, сприяючи підвищенню безпеки та ефективності експлуатації авіаційної техніки.

Ключові слова: математичне і програмне забезпечення, експертна система, нейронна мережа, алгоритм навчання, моніторинг і управління експлуатацією, прийняття рішень, газотурбінний двигун вертольоту.

ANNOTATION

S. Vladov. Methods and means of monitoring helicopter turboshaft engines based on neural network technologies during their operation. – Manuscript.

Thesis for a Doctoral degree in Technical Science, speciality 01.05.03 – Mathematical and software support of computing machines and systems. – Lviv Polytechnic National University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Lviv, 2025.

The dissertation solves an important scientific and applied problem of supporting helicopter flight safety in real time by developing mathematical and software monitoring and control of helicopter turboshaft engines (TE) operation at flight operation conditions.

The dissertation proposes a method for the helicopter TE monitoring the operational status and operation control at flight operation mode. The method is based on modern mathematics and software analysis, the typical architecture of expert monitoring systems, and their adaptation to modern technology requirements. A neural network model has been developed for classification, diagnostics, predicting, and engine parameters analysis, which ensures the flight possibility determining reliability at the level of 99 %.

Methods for classification, control, diagnostics, predicting, adjustment, and trend analysis of the helicopter TE operational status have been improved based on modified training algorithms and neural network architectures, in which, unlike existing ones, the adaptive elements hybrid combinations have been used, which allowed achieving an accuracy of 99.5 % with a reduction in absolute error of up to 4.5 times. A three-channel adaptive control program (ACP) with an additional rotor speed control channel model has been developed, which allowed improving the control channel's quality by up to 64.29 % compared to traditional systems.

Neuro-fuzzy monitoring methods have been developed, which allow for high-precision determination of changes in engine parameters, in particular fuel consumption (99.2 %) and changes in compressor efficiency (99.62 %). Methods for data restoration in the sensor failure event have been improved using RBF networks and the Kalman filter, which provides real-time parameter reconstruction with an error of no more than 0.762 %.

A software tool “MONITOR” has been developed for the engine status operational analysis and an expert system prototype that combines adaptive monitoring and control modules. Its application has allowed for the achievement of a decision-making level regarding the engine operation possibility of 99.2 %, contributing to increasing the helicopter operation safety and efficiency.

Keywords: mathematical and software support, expert system, neural network, training algorithm, monitoring and operation control, decision making, helicopter turboshaft engine.

Підписано до друку 10 квітня 2025 року.
Формат 60×84 ¹/₁₆. Папір офсетний.
Гарнітура Times. Електрографічний друк.
Умовно-друк. арк. 2,5. Наклад 100 прим.
Замовлення № 27-25.

Видавництво ФОП Щербатих О.В.
Свідоцтво про внесення
до Державного реєстру суб'єкта видавничої справи
ДК № 2129 від 17.03.2005 р.
вул. Софіївська, 36-Б, м. Кременчук, 39600