

РОЗДІЛ 3
НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗАЦІЇ МОНІТОРИНГУ
ТЕХНІЧНОГО СТАНУ БОРТОВИХ СИСТЕМ АВІАЦІЙНОГО
ТРАНСПОРТУ

3.1 Загальні відомості. Основні проблеми моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах

Авіаційні двигуни вертольотів (авіаційні газотурбінні двигуни з вільною турбіною) і системи управління ними є складними динамічними системами. Коректність і безпеку функціонування таких об'єктів вимагають постійного і безперервного аналізу його параметрів. Класифікація та розпізнавання класів станів авіаційних двигунів вертольотів необхідні для узгодження стратегії оптимального управління за його технічним станом у режимі польоту вертольоту. Ефективність контролю стану авіаційних двигунів вертольотів істотно залежить від імовірності правильного розпізнавання їхнього технічного стану, що безпосередньо впливає на якість систем управління експлуатацією авіаційних двигунів вертольотів, що, в кінцевому підсумку, визначає економічність і безпеку польотів.

Дослідження в області створення автоматизованих систем моніторингу технічного стану авіаційних двигунів показують недостатню обґрунтованість використання систем, що базуються тільки на одному з відомих методів моніторингу, оскільки жоден з методів не є універсальним і абсолютно надійним. Природно, що подібні системи моніторингу, створені на основі одного класифікатора, не зможуть повною мірою задовольнити зростаючі вимоги, що пред'являються до моніторингу двигунів.

Існує кілька напрямків, що визначають підвищення ефективності бортових технологій контролю стану авіаційних двигунів. Основним напрямком слід вважати інтелектуалізацію процесів обробки інформації з

використанням нейромережевих методів, що здатні забезпечити підвищення якості бортових алгоритмів контролю та діагностики технічного стану авіаційного двигуна.

Нейронні мережі від класичних методів відрізняє швидкодія, універсальність, гнучкість у використанні, а також здатність до узагальнення інформації, висока робастність до зовнішніх збурень і здатність до прогнозування. При цьому актуальною проблемою на сьогоднішній день є комплексна діагностика авіаційних двигунів на базі моделей нейронних мереж з прогнозом поточних ситуацій.

Отже, розробка нових та удосконалення існуючих методів контролю технічного стану авіаційного двигуна в умовах його бортової експлуатації є актуальною науково-практичною проблемою.

В експлуатації технічний стан авіаційних двигунів вертольотів контролюється безперервно, завдяки використанню не тільки наземного обладнання, але і бортових систем контролю. У зв'язку з цим практично зникло поняття часу між перевірками. Існує два види контролю, на яких базується система технічної експлуатації для підтримки справного стану вертолітних газотурбінних двигунів [1].

1. Профілактичний контроль складається з перевірок, що дозволяють виявити в будь-якому вузлу, агрегаті або системі відхилення від встановлених норм і оцінити їх життєздатність. Він включає в себе систему підбору і аналізу даних для отримання інформації, на підставі якої можна судити про справність двигуна.

2. Дефектація кожної деталі – такий вид контролю полягає в тому, щоб при візуальному огляді і інструментальному контролі кожної деталі оцінити її стан і можливість подальшої експлуатації (а при необхідності намітити її модифікацію).

Такий вид контролю можливий лише при повному розбиранні двигуна в умовах ремонтного підприємства.

На даний час більш широке використання знаходить профілактичне техобслуговування як більш економічна форма експлуатації.

Для цієї мети удосконалюються методи визначення стану окремих деталей, агрегатів і робочих параметрів двигуна. До них відносяться:

- метод ендоскопії;
- використання магнітних уловлювачів в паливній і масляної системах;
- радіоізотопний метод;
- метод вихрових струмів;
- ультразвукової і магнітної дефектоскопії;
- спектрометричний контроль масла тощо.

Основним видом контролю роботи двигунів є інструментальний контроль за приладами, розташованим на панелях приладів кабіни. Перелік параметрів, контрольованих при роботі двигуна наведено в табл. 3.1 [2].

По показчику оборотів судять про потужність, що розвивається, про нормальний тепловий процес, що перебігає в двигуні, про справність підшипників і проточної частини двигуна [1].

Для зручності контролю частоти обертання турбокомпресорів застосовуються двострілочні тахометри: одна стрілка показує частоту обертання ротора турбокомпресора лівого двигуна, а інша – правого.

Різна режимність роботи двигунів на сталих режимах від крейсерського і вище не повинна перевищувати 2 % різниці обертання турбокомпресорів. Якщо у польоті різниця частот обертання турбокомпресорів перевищить установлений допуск, то це означає, що все навантаження по обертанню несучого гвинта несе двигун, частота обертання турбокомпресора якого більше (за винятком випадку відмови регулятора n_{cm} через руйнування гнучкого валика).

Двигун, що має меншу частоту обертання ротора турбокомпресора, практично не завантажений. Така робота силової установки справляє негативний вплив на роботу навантаженого двигуна і вертолїтного редуктора.

Таблиця 3.1 – Параметри авіаційних двигунів вертольотів (на прикладі авіаційного двигуна ТВ3-117), що реєструються в експлуатації [2]

№ з/п	Найменування параметру	Одиниця виміру	Тип датчика (приладу)	Примітка
1	Частота обертів турбокомпресора	%	Д-2М, ІТЕ-2Т – один на два двигуна	Датчик – на коробці приводів. Вимірювальний прилад – на лівій і правій панелях приладів
		$n_{mk} = 100 \% = 19537 \text{ '}/\text{хв}$		
2	Частота обертів вільної турбіни	%	Д-1М, ІТЕ-1Т	Датчик – на вертолітному редукторі, вимірювальний прилад – на лівій і правій приладових дошках
	несучого гвинта	$n_{cm} = 15000 \text{ '}/\text{хв} = 100 \%$ $n_{ng} = 192 \text{ '}/\text{хв} = 95,4 \%$		
3	Температура газів перед турбіною компресора	$T_T, \text{ }^\circ\text{C}$	14 здвоєних термопар Т-102, апаратура 2ІА-6	Датчики – на корпусі турбіни. вимірювальний прилад – на лівій приладовій дошці
4	Тиск масла на вході в двигун	$P_M, \text{ кгс}/\text{см}^2$	ВД-8 або ІМД-8, ЕМІ-3РІ	Датчик – на корпусі компресора (праворуч), вимірювальний прилад – на центральному пульті, табло – на лівій панелі приладів
5	Температура масла на виході з двигуна	$T_M, \text{ }^\circ\text{C}$	2тр або П-1, ЕМІ-3РІ	Датчик – в трубопроводі відведення масла в радіатор, прилад – на центральному пульті
6	Металева стружка в маслосистемі	табло	СС-78	Датчик – в трубопроводі відведення масла в радіатор, табло – на лівій панелі приладів
7	Стан паливного фільтра	табло	СП-0,4ЕТ	Датчик – на перепускному клапані фільтра, табло – на лівій панелі приладів
8	Вібрація корпусу двигуна	мм/с, табло	МВ-03-1, ІВ-500	Датчик – на фланці корпусу компресора (кріплення двигуна), табло – на лівій панелі приладів
9	Робота електронного регулятора	табло	ЕРД Датчики введення: $n_{mk1}, n_{mk2}, n_{cm1}, n_{cm2}, T_{T1}, T_{T2}, P_{ex}, T_{ex}$	Пульт контролю – на центральному пульті кабіни, датчики введення – на двигунах і вертольоті
10	Режим роботи двигуна	табло	ІР-117М	Один на два двигуна, на лівій панелі приладів

Різна режимність роботи двигунів може виникати через порушення роботи системи синхронізації потужності (скупчення конденсату в трубопроводах підведення повітря до синхронізатора, часткової розгерметизації цих трубопроводів), засмічення паливних фільтрів насосів-регуляторів, часткової відмови двигуна.

Температура газів визначає процес згоряння палива і стан деталей газоповітряного тракту. Нормальна температура газів вказує, що тепловий режим двигуна відповідає розрахунковим значенням.

Підвищення температури є ознакою [1]:

- обриву робочих лопаток;
- помпажу компресора;

- руйнування підшипників роторів;
- обмерзання вхідної частини двигуна.

Ознакою несправності паливних форсунок і самовимикання двигуна є зменшення температури газів.

Особливо небезпечним є закид температури газів вище допустимої при запуску двигуна і при роботі на максимальному режимі, так як це призводить до зміни фізико-хімічної структури деталей камери згоряння і турбін, що згодом може привести до їх руйнування.

Підвищення температури масла сигналізує про недостатній його кількості в системі або про дозвіл деталей, що труться в двигуні. Різке підвищення температури масла може свідчити про прорив газів з газоповітряного тракту у масляній порожнини двигуна.

Падіння тиску масла свідчить про недостатне його кількості в маслосистемі. засміченні маслофільтра, зовнішніх витоках або витоках до газоповітряного тракту, створення повітряної пробки на вході до маслонасосів або руйнуванні приводних ресори маслоагрегата. Робота двигуна з тиском масла нижче допустимого може призвести до руйнування підшипників роторів.

Робота окремих агрегатів, систем, а отже, і самого двигуна контролюється також по загорянню сигнальних лампочок і світлових табло. Справність двигуна визначається також по звуку, тобто зі зміною тону шуму. Сторонні звуки у вигляді стуку, скреготу, скрипу, свисту не допускаються. У практиці експлуатації двигунів зустрічаються і такі несправності, які можна визначити по вібрації. При частковому обриві лопатки порушується балансування ротора, що викликає сильну вібрацію [1].

В окремих випадках несправність двигуна можна визначити за допомогою органів нюху. По запаху гасу або масла можна визначити розгерметизацію масляної або паливної систем. По запаху диму – виникнення пожежі.

За швидкодії ротора визначається руйнування підшипників опор, витяжка

турбінних лопаток, потрапляння у двигун сторонніх предметів тощо.

Вибіг ротора турбокомпресора визначається під час вимикання двигуна з моменту переведення стоп-крана у положення «СТОП» до частоти обертання ротора турбокомпресора $n_{mk} = 3\%$ (або повної зупинки двигуна).

Отже, моніторинг сучасного авіаційного газотурбінного двигуна вертольоту тягне за собою збільшення числа контрольованих параметрів, аналіз яких особою, що приймає рішення (ОПР), пов'язаний з численними помилками контролю та прийняття рішень.

Сучасний авіаційний двигун вертольоту як складний технічний об'єкт має різні стратегії технічного обслуговування і ремонту. Проведеними дослідженнями було встановлено [3–11], що на теперішній час існують такі стратегії технічного обслуговування:

– з напрацювання, за якого перелік і періодичність виконання операцій визначаються значенням напрацювання авіаційного двигуна з початку експлуатації або після капітального (середнього) ремонту;

– за станом, коли перелік і періодичність виконання операцій визначаються фактичним технічним станом авіаційного двигуна на момент початку технічного обслуговування;

– ремонт з напрацювання, за якого обсяг розбирання двигуна і дефектації його складових частин призначається єдиним для парку однотипних виробів залежно від напрацювання з початку експлуатації або після капітального (середнього) ремонту, а перелік операцій відновлення визначається з урахуванням результатів дефектації складових частин виробу;

– ремонту за технічним станом, за якого перелік операцій, у тому числі розбирання, визначається за результатами діагностування виробів на момент початку ремонту, а також за даними про надійність і міцність і однотипних виробів.

Як основну ознаку, що характеризує стратегії технічного обслуговування і ремонту авіаційних двигунів, доцільно прийняти характер інформації про їх

надійність та технічний стан, яка використовується при призначенні періодичності й обсягу регламентних робіт. Цю інформацію можна розділити: за часом отримання і використання на апіорну і апостеріорну; за джерелами отримання інформації про сукупності двигунів і про окремих двигун, при цьому під досвідом розуміється серійна експлуатація об'єкта. Сполучення цих видів інформації утворюють чотири стратегії технічного обслуговування і ремонту (табл. 3.2).

Таблиця 3.2 – Стратегії технічного обслуговування і ремонту авіаційних двигунів

Характер інформації	Апіорна	Апостеріорна
Парк двигунів	З напрацювання	Стан з контролем рівня надійності
Окремий двигун	З напрацювання, встановленого для окремого двигуна	Стан з контролем параметрів

Стратегія технічного обслуговування і ремонту за станом істотно відрізняється від стратегій обслуговування і ремонту з напрацювання (стратегія з напрацювання). Вони полягають не тільки в самому характері технологічних процесів технічного обслуговування і ремонту, а й в розподілі ресурсів, необхідних для розвитку виробничо-технічної бази, що відповідає вимогам тієї чи іншої стратегії.

Стратегія за станом передбачає забезпечення високого рівня експлуатаційно-ремонтної технологічності конструкцій, створення в достатніх обсягах ефективних засобів діагностики та неруйнівного контролю, розвиток виробничо-технічної та експериментальної бази експлуатаційних і ремонтних підприємств цивільної авіації.

Стратегія з напрацювання передбачає розвиток експериментальної бази підприємств промисловості і забезпечення на цій основі обґрунтованих ресурсів до ремонту для кожної сукупності однотипних об'єктів. Від

своєчасного вибору відповідної стратегії вирішальною мірою залежить своєчасність і правильність вибору необхідної технічної політики розвитку інженерно-авіаційної служби галузі на багато років.

Стратегії обслуговування і ремонту пов'язані зі стратегіями експлуатації (використання) двигунів (табл. 3.2). Для кожної зі стратегій експлуатації можна обрати цілком певні стратегії, що відрізняються найбільшою ефективністю технічного обслуговування і ремонту. Однак цілком очевидно, що оптимальною стратегією технічного обслуговування і ремонту авіаційного двигуна є стратегія експлуатації за технічним станом. Аналіз ефективності показує, що експлуатація за станом забезпечує скорочення оборотного фонду двигунів на 15...20 %, числа капітальних ремонтів на 15...20 %; транспортних витрат на 25...30 %. У цілому економічний ефект від переходу на експлуатацію за станом складе 40...50 % від вартості всього парку двигунів (без урахування витрат на впровадження цієї системи, які складуть не більше 5 % від економічного ефекту [5–7, 12–14].

Розрізняють такі стратегії експлуатації: до вироблення ресурсу (терміну служби); до відмови; до передвідмовного стану. Для кожної зі стратегій експлуатації (табл. 3.3) можна обрати тільки ті, що відрізняються найбільшою ефективністю стратегії технічного обслуговування і ремонту.

Таблиця 3.3 – Взаємозв'язок стратегій експлуатації та технічного обслуговування і ремонту

Стратегія технічного обслуговування і ремонту	Стратегія експлуатації		
	До вироблення ресурсу	До передвідмовного стану	До відмови
Технічне обслуговування			
З напрацювання	+	–	–
Стан з контролем параметрів	–	+	–
Стан з контролем рівня надійності	–	–	+
Ремонт			
З напрацювання	+	–	+
За технічним станом	+	+	+

Зростання надійності авіаційних двигунів зі збільшенням сумарного напрацювання пояснюється наявністю стійкого зворотного зв'язку (конструктивний, технологічний, експлуатаційний), який вводиться у зв'язок з кожною відмовою. Постійне зростання надійності авіаційних двигунів при збільшенні обсягу експлуатації має найважливіше значення для забезпечення безпеки польотів при роботі на незмінних режимах.

Необхідні умови для застосування стратегії технічного обслуговування і ремонту за станом наведені у [5–17]. Загальна схема експлуатації двигунів за станом передбачає два основних етапи:

- експлуатація в межах фіксованого (гарантованого) ресурсу, встановленого для даної групи двигунів, призначеної для окремої категорії літальних апаратів;
- експлуатація після відпрацювання фіксованого ресурсу (у межах дозволеної напрацювання).

Збільшення напрацювання двигуна (у межах дозволеного) під час експлуатації за станом (II етап) здійснюється ступенево і ґрунтується на контролі фактичного стану двигунів, вузлів, систем і агрегатів, а також основних даних (тяга, питома витрата палива тощо) кожної одиниці двигуна. Стан елементів двигунів визначається на підставі інформації, отриманої в польотах і при наземному обслуговуванні за допомогою засобів і методів технічного діагностування і даних бортової реєстрації.

Необхідність індивідуального контролю авіаційного двигуна пояснюється значною неоднорідністю низки експлуатаційних показників, від яких залежить надійність авіаційних двигунів: неоднорідність і різноманіття причин відмов, надзвичайна неоднорідність парку двигунів з напрацювання; неоднорідність і різноманітність умов експлуатації.

Процес експлуатації авіаційних двигунів за технічним станом ґрунтується на припущенні, що реальний технічний стан усіх вузлів, агрегатів і систем двигуна, що відмовили, виникає з певною періодичністю і точністю і

оцінюється за контролем їх параметрів, що дозволяє експлуатувати авіаційний двигун до появи ознак небезпечного зниження надійності. Експлуатація за технічним станом ґрунтується на таких припущеннях [18–22]:

- стан двигуна (справний, працездатний, несправний тощо) характеризується безліччю параметрів, що випадково змінюються у часі;
- конструкція двигуна (ремонтпридатність) дозволяє безперервно або періодично контролювати значення параметрів, що визначають його стан;
- надійність кожного серійного двигуна керується індивідуально шляхом комплексної оцінки параметрів, що визначають його технічний стан і становлять випадковий процес;
- перевищення значень параметрів, що характеризують стан двигуна, щодо допустимих значень, визначає неприпустимий в експлуатації стан;
- методи і засоби контролю та діагностування забезпечують виявлення несправностей на ранній стадії їх розвитку;
- витрати на заміну вузла або агрегату, що має несправності на ранній стадії розвитку, значно зменшує витрати ніж при аварійній заміні. Отже, цей вид експлуатації ґрунтується на інформації про технічний стан індивідуального двигуна, одержуваної за допомогою методів і засобів технічного діагностування, враховує індивідуальні особливості кожного конкретного двигуна, дозволяє використовувати практично повністю його потенційні можливості.

Експлуатація авіаційного двигуна в рамках його життєвого циклу може бути наведена наступною часовою віссю (рис. 3.1), на якому позначено: I – приймально-здавальні випробування; II – льотні випробування; III – державні випробування; IV – експлуатація; V – ремонт (регламентні роботи); VI – експлуатація; VII – ремонт; VIII – випробування; IX – експлуатація; X – зняття з експлуатації.

Часовій осі t відповідають величини $\tau_0 \dots \tau_{10}$ – випадкові події; $\Delta t_1 \dots \Delta t_{10}$ – інтервали часу, що описують характерні ділянки експлуатації двигуна; $P_i(\Delta t_i)$, i

$= 1, 2, \dots, 10$ – ймовірності безвідмовної роботи двигуна на виділених ділянках експлуатації; $T_1 \dots T_{10}$ – середній час безвідмовної роботи двигуна на виділених ділянках експлуатації; $C_1 \dots C_{10}$ – витрати на виконання робіт у процесі експлуатації двигуна; $L_1 \dots L_{10}$ – необхідна оперативна пам'ять для виконання операції; Z – ризики.

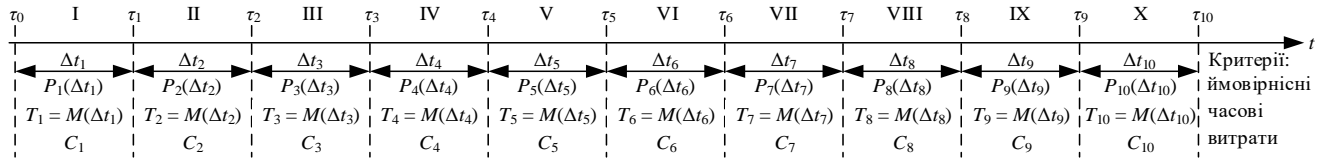


Рисунок 3.1 – Основні критерії процесу експлуатації авіаційного двигуна

Отже, життєвий цикл авіаційного двигуна, пов'язаний з його експлуатацією, характеризується трьома основними критеріями: ймовірнісними, часовими та витратами. При цьому у процесі експлуатації авіаційних двигунів прагнуть зменшити час випробувань:

$$t_i = \Delta t_1 + \Delta t_2 + \Delta t_3 + \Delta t_5 + \Delta t_7 + \Delta t_8 \rightarrow \min;$$

а час експлуатації збільшити: $t_j = \Delta t_4 + \Delta t_6 + \Delta t_9 \rightarrow \max$.

Отже, узагальнений критерій R може бути приведений у вигляді:

$$R = P(t_\Sigma) = P_1(\Delta t_1) P_2(\Delta t_2) \dots P_{10}(\Delta t_{10}) = \prod_{i=1}^n P_i(\Delta t_i) \rightarrow \max; \quad (3.1)$$

при цьому $T_\delta = \sum_i \Delta t_i \rightarrow \min$; $T_\xi = \sum_j \Delta t_j \rightarrow \max$; $C = \sum_{i=1}^n C_i \rightarrow \min$.

Тоді задача оптимізації процесу контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна можна навести як:

$$\begin{cases} R \rightarrow \max; \sum_i L_i \leq L_{\text{зад}}; \\ T_\Sigma \geq (T_\Sigma)_{\text{зад}}; \sum_i Z_i \leq Z_{\text{зад}}^*; \\ C \leq C_{\text{зад}}. \end{cases} \quad (3.2)$$

Як уже зазначалося раніше, однією з основних тенденцією розвитку авіаційних двигунів є зростання контрольованих параметрів. Так, якщо число контрольованих і діагностованих параметрів двигуна четвертого покоління обчислювалася сотнями, то для авіаційних двигунів п'ятого покоління, наприклад фірми Роллс-Ройс, ця кількість сягає кількох тисяч [23, 24]. У цих умовах є необхідним розвиток нових інформаційних технологій контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна, які базуються на інтелектуальних методах, оскільки застосування старих підходів у цих умовах є малоефективним і недоцільним. Своєчасний і ефективний моніторинг технічного стану двигуна на основі інтелектуальних технологій (експертних систем, нечіткої логіки, нейронних мереж) дозволяє скоротити час технічного обслуговування у процесі стендових і доводочних випробувань.

В умовах бортової експлуатації моніторинг технічного стану авіаційного двигуна на даний час пропонується здійснювати наземно-бортовою системою контролю і діагностики [3, 4, 11]. Окрім розумного поділу ресурсів у процесі виконання завдання бортової ідентифікації його параметрів, такий підхід дозволяє ефективно і по-новому якісно приймати рішення про технічний стан двигуна. Так, бортова система, в основному, вирішує задачі експрес-аналізу, розраховані на ті ресурси, що знаходяться на борту повітряного судна.

Сучасні системи моніторингу та управління експлуатацією авіаційних двигунів здатні контролювати і оцінювати одночасно до 150...200 параметрів. Так, системи «EICAS», «SNECMA», «КОНРАК» ECMS, «АНАЛИЗ», «ДОЗОР» МЕРА, КАРАТ, ИНДИА вирішують широкий спектр завдань контролю і діагностики параметрів авіаційних двигунів і їх підсистем оцінюють основні технічні параметри роботи двигунів. Системи містять дані про номінальні значення параметрів, що контролюються, і відхилення від заданих значень роботи авіаційних двигунів з автоматичним їх обчисленням, наприклад, за допомогою методу допускового контролю. Окрім цього, в усіх перелічених вище системах забезпечується і вжиття заходів щодо їх усунення. Як уже

зазначалося вище, на даний час зі зростанням числа вимірюваних параметрів, в умовах неповноти, недостовірності вимірюваної інформації, шумів вимірювань тощо метод допускового контролю як існуючий підхід є малоефективним.

Проведений аналіз показує [3, 4, 9, 16], що у сучасних, як наземних, так і бортових систем моніторингу та управління експлуатацією авіаційних двигунів відсутня інтелектуальна компонента, наявність якої дозволило б істотно підвищити ефективність і якість експлуатації авіаційних двигунів, що на практиці їх обслуговування за технічним станом відобразилося б у скороченні часових інтервалів його технічного обслуговування і прийняття рішень.

Основними задачами, які розв'язуються системами моніторингу технічного стану авіаційних двигунів, є:

- отримання оперативної інформації про стан кожного зразка двигуна для обґрунтованого прийняття рішення про його подальшу експлуатацію;
- прогнозування і попередження розвитку відмов з метою максимально можливого скорочення числа відмов двигуна і зменшення вартості відновлювальних ремонтів;
- локалізація відмов і ідентифікація їх причин і ознак з метою мінімізації обсягу робіт з усунення дефектів;
- вироблення рішень, пов'язаних з плануванням обслуговування авіаційного двигуна.

При цьому слід підкреслити два аспекти проблеми раннього виявлення несправностей у двигуні:

- отримання інформації про стан двигуна;
- використання отриманої інформації для прийняття рішень.

Аналіз існуючих систем моніторингу авіаційних двигунів показує, що вони потребують суттєвих доопрацювань. Це пов'язано із застарілими концепціями і підходами, які в сучасних умовах динамізму розвитку інформаційних технологій часто не витримують гідної конкуренції на світовому ринку авіаційної техніки і технологій. Процес моніторингу і

управління експлуатацією вже не може бути стандартно представленим у рамках «частинних» програм технічного обслуговування і ремонту.

До недоліків сучасних систем моніторингу та управління експлуатацією авіаційних двигунів необхідно віднести таке:

- існуючі системи функціонують відокремлено і взаємодіють у міру необхідності (у процесі аварійних і катастрофічних ситуацій);
- не мають єдиного банку даних випробувань (контролю, діагностики, оцінки ресурсу тощо);
- збережені дані різномірні за своєю суттю (зберігаються в різних форматах, операційних системах, погано структуровані і узгоджені, часто надлишкові);
- відсутня система підтримки та прийняття рішень;
- системи контролю та діагностики базуються на методі допускового контролю;
- випробування здійснюються на морально застарілій апаратурі;
- програми технічного обслуговування і ремонту погано пристосовуються (адаптуються) до швидкоплинних умов експлуатації тощо.

У цих умовах розв'язання проблеми розробки сучасних інформаційних систем моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів в умовах їх бортової експлуатації із використанням методів штучного інтелекту, в тому числі, й нейромережових технологій, є актуальною та своєчасною.

3.2 Характерні особливості нейромережової системи автоматизації моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах

Спостережуване в техніці витіснення багатьох традиційних технічних засобів автоматизації цифровими перетворювачами надає системам управління характер інформаційно-керуючих систем, а вбудовування в них процедур

розпізнавання образів, акумуляції експериментального знання, планування дій і інших «інтелектуальних» функцій підштовхує розробників називати їх інтелектуальними системами управління (ІСУ). Однак їм властивий недостатній рівень інтелектуальності, і вони поки не виправдовують повною мірою своєї назви [25].

У роботі обговорюються питання підвищення потенціалу управління цих систем із застосуванням як відомих, так і оригінальних результатів в області штучного інтелекту, у тому числі нейромережових і генетичних алгоритмів, а також логічного підходу до подання знань у системах управління і формування цілеспрямованих управлінь (команд, планів дії тощо).

Використання засобів штучного інтелекту розширює потенціал проектування і управління динамічними системами та охоплює завдання:

– з невідомими або вже несправедливими у якійсь точці експлуатації рівняннями динаміки (як у задачах вибору ефективних каналів управління в об'єктах з реконфігурацією);

– задачі, в яких моделі у формі рівнянь динаміки можуть або поступатися за ефективністю свого використання моделям штучного інтелекту (як у задачах планування дій в середовищі), або доцільні в комбінації з моделями штучного інтелекту (табл. 3.4).

Характер перебігу процесів у двигуні, таких як витрата палива, випуск відпрацьованих газів, випромінювання тепла, шум і вібрація, визначаються зовнішніми і внутрішніми чинниками. Перші є вхідними впливами (переміщення важелю керування двигуном, зміна режимів польоту, подача палива тощо). Другі пов'язані з технічним станом механізму, тобто з властивостями його мікроструктури на даний момент часу. При зміні, як тих, так і інших чинників характер функціонування систем двигуна змінюється.

Справедливо і зворотне твердження: якщо змінилися властивості вихідних процесів двигуна, то це викликано або зміною зовнішніх умов його роботи, або зміною його технічного стану [26].

Таблиця 3.4 – Порівняння засобів штучного інтелекту

Засоби	Переваги	Недоліки
Нейромережеві	1. Застосування в багатофакторних проблеми з поганою формалізованістю закономірностей. 2. Високий ступінь розпаралелюваності (швидкодія). 3. Здатність до навчання.	1. Необхідність навчальної інформації представницького набору прикладів «вхід–вихід». 2. Повільність навчання.
Еволюційні (генетичні)	Високий ступінь розпаралелюваності (швидкодія).	1. Априорна невідомість ступеня ефективності в конкретному додатку. 2. Швидшою є самоорганізація природної стихії, ніж інтелектуальний процес.
Продукційні	1. Можливість подання дескриптивно-конструктивних знань і рефлексії. 2. Природність правил («якщо, то»).	1. Складність виконання об'ємних баз правил, недостатньо структуровані. 2. Складність забезпечення коректності висновків.
Об'єктно-орієнтовані (семантичні мережі, фрейми тощо)	1. Структуровані. 2. Висока швидкодія механізмів наслідування властивостей, умовчання і тощо.	1. Складність програмування (відхід від ідеалів штучного інтелекту). 2. Недостатня виразність.
Логічні	1. Висока виразна сила. 2. Коректність. 3. Висока складність розв'язуваних офлайн-задач.	1. Недостатня швидкодія, традиційні додатки – офлайн. 2. Традиційно погана сумісність з евристичними і досвідом. 3. Нерозв'язність великих логік. 4. Недостатність однієї логіки.
Об'єктно-логічні	Об'єднання переваг об'єктно-орієнтованих і логічних.	1. Недоліки логічних моделей. 2. Складність програмування.

Ефективність моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів можна істотно підвищити, аналізуючи тенденції зміни параметрів контролю і діагностики з напрацювання. З цією метою необхідно забезпечити реєстрацію параметра і побудову графіків його зміни за часом експлуатації. Тенденції зміни параметра діагностування аналізуються, як правило, за 10...40 вимірами.

Нейромережева система автоматизації моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах необхідна для якісної оцінки технічного стану авіадвигунів у польотних умовах з використанням

сучасних методів досліджень при максимальних напрацюваннях з початку експлуатації і після останнього ремонту, а також для реалізації методів статистичного та інформаційного аналізу відмов і несправностей двигуна у процесі його експлуатації, для запобігання його критичних режимів роботи. Це дозволяє забезпечити безпеку і регулярність польотів за рахунок раннього виявлення та локалізації несправностей двигуна; автоматизувати контроль і діагностику технічного стану двигуна на основі аналізу польотної інформації в режимі реального часу; здійснювати формування та ведення бази даних експлуатованих вітчизняних і зарубіжних авіадвигунів задля накопичення інформації щодо удосконалення серійного двигуна і його систем; формувати та вести бази даних відмов і несправностей двигуна, систематизувати їх за типами авіаційних двигунів із застосуванням методів виявлення та локалізації дефектів.

Інформаційна система повинна забезпечувати виконання всіх вимог експлуатаційних документів щодо використання польотної інформації, забезпечення проведення аналізу надійності двигуна, нормативного забезпечення технічної експлуатації [27, 28]. Вхідною інформацією слугують формулярні дані авіаційних двигунів вертольотів, що реєструються на борту повітряного судна. Вихідна інформація може надаватися у вигляді таблиць і графіків щодо параметрів, діагностичних та інформаційних повідомлень, а також відхилень значень параметрів від норми у зручній для користувача формі.

Результати роботи системи містять діагностичні та інформаційні повідомлення, що характеризують технічний стан систем двигуна. Обсяг діагностичних та інформаційних повідомлень визначається кількістю параметрів технічного стану двигуна. Основний режим роботи системи – автоматизований аналіз інформації. Отже, нейромережева система автоматизації моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах повинна розроблятися з можливістю подальшого її розвитку та вдосконалення. Головні напрямки розвитку містять удосконалення

алгоритмів технічної діагностики; удосконалення процедур інформування користувачів; поліпшення експлуатаційних показників технологічності та інших характеристик технічної експлуатації.

Основними напрямками, що визначають підвищення якості інформаційних технологій моніторингу технічного стану авіаційних двигунів, у тому числі, й вертолітних газотурбінних двигунів, слід вважати інтелектуалізацію процесів обробки інформації з залученням методів інтелектуального аналізу даних, які здатні забезпечити підвищення якості розпізнавання технічного стану двигуна при дії зазначених вище невизначених факторів, а також інтеграцію інформаційних процесів (розподілених локальних баз даних і знань в глобальну базу даних і знань).

Методи інтелектуального аналізу даних є новий напрямок, що доповнює і розвиває класичні статистичні методи дослідження [29], що їх називають у вітчизняній і зарубіжній літературі як Data Mining – «здобич» даних і виявлення знань. Data Mining використовує сучасні інтелектуальні технології, що включають нейронні мережі, нечітку логіку, експертні системи. Ці технології використовуються в даній роботі для вирішення широкого спектра задач моніторингу технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117.

Проблемам створення інформаційних систем моніторингу технічного стану, а також управління експлуатацією складних технічних об'єктів присвячені роботи: В.Г. Августиновича, А.М. Ахмедзянова, І.А. Біргера, В.І. Васильєва, Х.С. Гумерова, В.Т. Дедеш, Н.Г. Дубравського, І.В. Єгорова, С.В. Єпіфанова, В.Н. Єфанова, Ю.С. Кабальнова, В.Г. Кримського, Г.Г. Куликова, Д.Ф. Самбірського, Н.Н. Сиротіна, А.П. Тунакова, В.Т. Шепеля, С.В. Жернакова,, С.О. Дмитрієва тощо. Теоретичні основи створення математичних моделей авіаційних двигунів і їх вузлів розглядаються в роботах В.М. Акімова, В.О. Боровика, О.С. Гуревича, Г.Н. Добрянського, Т.С. Мартянова, Є.М. Тарана, А.Я. Черкеза, А.А. Шевякова тощо.

Незважаючи на значний обсяг досліджень в даних областях, у тому числі,

розроблених О.Ф. Машошиним і С.В. Жернаковим концепцій, методології, методів, алгоритмів й програмного забезпечення інформаційного моніторингу авіаційних турбореактивних двигунів [30, 31], інформаційні системи моніторингу технічного стану вертолітних авіаційних двигунів, у тому числі і ТВЗ-117, є малодослідженими і недосконалими за низкою причин, основними з яких є, з одного боку, роз'єднаність баз даних випробувань, моніторингу, недосконалість інтелектуальних компонент, що дозволяють якісно і ефективно здійснювати підтримку прийняття відповідальних рішень і, як наслідок, зменшувати загальний час, що витрачається командиром екіпажу повітряного судна на прийняття відповідного рішення щодо можливості здійснення польоту, складність його математичного опису, залежність технічних характеристик двигуна від зовнішніх умов роботи, обмежений склад вимірюваних термогазодинамічних параметрів двигуна, їх технологічний розкид тощо. Зазначені фактори призводять до необхідності прийняття рішень про технічний стан авіаційного двигуна вертольоту в умовах суттєвої невизначеності, що призводить до модифікацій концепцій, методологій, методів, алгоритмів й програмного забезпечення його інформаційного моніторингу.

Аналіз робіт в області побудови інформаційних систем моніторингу технічного стану сучасних авіаційних двигунів як в Україні, так і за кордоном свідчить про те, що при їх розробці намітилася стійка тенденція до інтелектуалізації та перехід від пасивного контролю до активного, що дозволяє не тільки локалізувати відмови, але і по можливості усунути їх [31–35]. Таким чином, інформаційні системи моніторингу поступово виділяються в самостійні системи, що володіють високою складністю, багатопроцесорних, здатні вирішувати комплексні завдання з високою якістю та ефективністю в темпі реального часу. Слід відзначити і ту обставину, що сучасні інформаційні системи моніторингу взаємодіють з системами управління авіаційних двигунів, дозволяючи останнім плавно і сучасно впливаючи на виконавчі механізми, з

одного боку, підвищувати якість управління авіаційним двигуном і його підсистемами, а з іншого, підвищувати їх надійність в процесі льотної експлуатації повітряних суден. Однак наявність факторів невизначеності (Нічинників), а також необхідність прийняття оперативних рішень в реальному часі створюють додаткові проблеми в процесі моніторингу в рамках льотної експлуатації повітряного судна. Сучасні інформаційні системи моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вирішують широкий спектр завдань, пов'язаних з оцінкою їх залишкового ресурсу і контролем параметрів. У процесі виконання завдання вироблення ресурсу двигуна розв'язують задачу прогнозу (короткострокового) поточного стану двигуна і тренд-аналізу його параметрів.

У сучасних інформаційних системах моніторингу в умовах бортової експлуатації повітряного судна розв'язуються наступні задачі контролю великого числа параметрів двигуна [36]: температури і тиску газів за і перед турбіною; частоти обертання ротора компресора низького і високого тиску; працездатності системи мастила і суфлювання двигуна по граничних значень параметрів маслосистеми двигуна; витрати масла зі зміни рівня в маслобаку двигуна; працездатності паливної системи двигуна; рівня вібрацій; температури в порожнинах двигуна; температури підшипника; масової витрати палива; температури і тиску повітря за компресором; технічного стану проточної частини двигуна по його термогазодинамічних параметрам.

Разом з тим, при великому різноманітті виконуваних завдань, існують певні складності: обмежені обчислювальні ресурси (обсяг оперативної пам'яті, швидкодія, точність отриманих результатів); труднощі формалізації класичних алгоритмів контролю та діагностики і, як наслідок, їх практичної реалізації; необхідність реалізації перерахованих вище алгоритмів на мові низького рівня (асемблер); труднощі відновлення інформації при відмові датчиків. У цих умовах використання нейромережевих технологій вельми перспективно.

Аналіз робіт в області моніторингу технічного стану авіаційних двигунів

на основі нейронних мереж [37–50] показує, що в даний час такі роботи ведуться, проте в силу низки причин (таємність, вузька спеціалізація вирішуваних завдань) в більшості публікацій відсутні інженерні методики, а також теоретичні та практичні рекомендації щодо розв'язання подібних задач.

Отже, зважаючи на вищевикладене, основними задачами створення нейромережевої системи автоматизації моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів, є:

1. Розробка інформаційної системи моніторингу технічного стану авіаційного двигуна вертольоту в умовах льотної експлуатації повітряного судна, що включає в себе:

- визначення основних термогазодинамічних параметрів, що використовуються в ній;
- розробка узагальненої нейронної мережі;
- визначення стійкості нейронної мережі до зовнішніх збурень (розробка методу підвищення робастності нейронної мережі);
- розробка математичної моделі нейрону, що є базовою одиницею будь-якої нейронної мережі;
- оптимізація параметрів робочого процесу.

2. Розв'язання практичних задач моніторингу технічного стану авіаційного двигуна вертольоту в умовах льотної експлуатації повітряного судна, що включають в себе задачу класифікації, ідентифікації, контролю, діагностики, прогнозування технічного стану авіаційного двигуна вертольоту.

3. Розробка нейромережевої експертної системи інформаційного моніторингу технічного стану авіаційного двигуна вертольоту в умовах льотної експлуатації повітряного судна.

4. Розробка нейромережевої моделі підтримки прийняття рішень щодо розв'язання задачі неповноти і невизначеності інформації.

Розв'язання усіх вищеназваних задач, окрім задачі оптимізації, детально викладено у [51].

3.3 Основні параметри нейромережевої системи автоматизації моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів в умовах його бортової експлуатації

Моніторинг авіаційного двигуна вертольоту, що базується на вимірюванні та аналізі параметрів його роботи, має ґрунтуватися на математичних моделях, що описують спільну роботу вузлів двигуна. Математична модель дозволяє визначити взаємозв'язок між показниками, що характеризують комплектність двигуна і вимірювані параметри.

Відомо, що різна комплектність авіаційного двигуна вертольоту призводить до зміни низки параметрів його роботи, до того ж вплив різних деталей і вузлів на одні і ті ж параметри неоднакові.

Тому оцінювати їх вплив слід за такими параметрами як ККД компресора, ККД турбіни тощо («первинні» параметри). При зміні ККД вузлів та інших параметрів, будуть змінюватися параметри від них залежні – температура газу, витрата повітря, витрата палива, потужність тощо («вторинні» параметри).

Математична модель повинна встановити взаємозв'язок між «первинними» і «вторинними» параметрами. Такі математичні моделі відомі [52], однак потрібно виявити вплив на параметри авіаційного двигуна вертольоту зміщення його характеристик, що вимагає введення до математичних моделей додаткових змінних.

Це може бути здійснено шляхом включення до вихідної системи рівнянь, що описує спільну роботу вузлів двигуна, додаткових рівнянь, що апроксимують ті чи інші характеристики, з подальшим розв'язанням отриманої системи щодо первинних параметрів.

На рис. 3.1 представлена блок-схема математичної моделі турбовального двигуна з вільною турбіною.

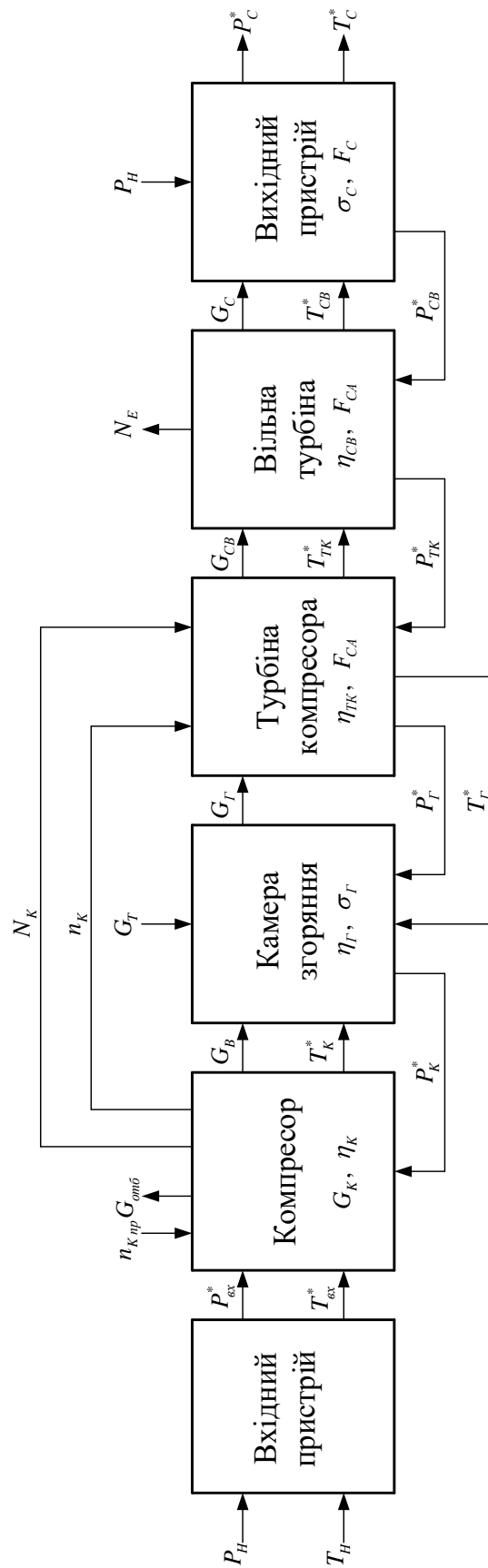


Рисунок 3.1 – Блок-схема математичної моделі турбовального двигуна з вільною турбіною

Як розглядалося у [52–54], представимо системи рівнянь, що описують процеси, які відбуваються в основних вузлах турбовального двигуна з вільною турбіною: у вхідному пристрої, у компресорі, у камері згоряння, у турбіні компресора, у вільній турбіні, у вихідному пристрої. У дані рівняння введені характеристики компресора і турбіни.

Вхідний пристрій

Повний тиск повітря за вхідним пристроєм визначається згідно виразу:

$$P_{\text{вх}}^* = P_0 \cdot \sigma_{\text{вх}}; \quad (3.3)$$

де $\sigma_{\text{вх}}$ – коефіцієнт відновлення повного тиску повітря у вхідному пристрої.

Повна температура повітря за вхідним пристроєм визначається згідно виразу:

$$T_{\text{вх}}^* = T_H \cdot \frac{1 + (k - 1) \cdot M^2}{2}. \quad (3.4)$$

Компресор

Витрата повітря через компресор визначається згідно виразу:

$$G_B = G_{Bnp} \cdot \sqrt{\frac{288}{T_{\text{вх}}^*}} \cdot \frac{P_{\text{вх}}^*}{101,3}; \quad (3.5)$$

де G_{Bnp} – приведена витрата повітря через компресор.

Ступінь підвищення повного тиску в компресорі є функціональною залежністю виду:

$$\pi_K^* = \pi_K(G_{Bnp}, n_{Knp}); \quad (3.6)$$

де n_{Knp} – приведена частота обертання ротора компресора.

Ступінь підвищення повного тиску в компресорі визначається згідно виразу:

$$\pi_K^* = \frac{P_K^*}{P_{\text{вх}}^*}; \quad (3.7)$$

де P_K^* – повний тиск повітря за компресором.

Температура повітря за компресором визначається згідно виразу:

$$T_K^* = T_{ex}^* \cdot \frac{1 + \left((\pi_K^*)^{\frac{k-1}{k}} - 1 \right)}{\eta_K}; \quad (3.8)$$

де η_K – ККД компресора; k – показник ізоентропи повітря (приймається рівним 1,4).

Тиск повітря за компресором визначається згідно виразу:

$$P_K^* = P_H \cdot \pi_K \cdot \left(\frac{T_K^*}{T_H + \frac{102,5 \cdot T_H \cdot (\pi_K^{0,286} - 1)}{102,5 \cdot \eta_{AD}}} \right)^{\frac{k_B}{k_B - 1}}; \quad (3.9)$$

де $\eta_{AD} = 0,85 \pm 5 \%$.

ККД компресора є функціональною залежністю виду:

$$\eta_K = \eta_K(G_{Bnp}, n_{Knp}). \quad (3.10)$$

ККД компресора за нормального функціонування двигуна знаходиться в межах $0,855 \pm 5 \%$ й визначається згідно виразу:

$$\eta_K = \frac{\pi_K^{\frac{k-1}{k}} - 1}{\pi_K^{\frac{k-1}{k} \cdot \eta_{CT}} - 1}; \quad (3.11)$$

де $\eta_{CT} = 0,88 \dots 0,92$ – ККД ступені компресора.

Потужність, що потрібна для обертання компресора, визначається згідно виразу:

$$N_K = \frac{k}{k-1} \cdot \frac{R_B \cdot T_{ex}^* \cdot G_B}{\eta_K} \cdot \left((\pi_K^*)^{\frac{k-1}{k}} - 1 \right); \quad (3.12)$$

де R_B – газова стала повітря.

Відбір повітря з компресора є функціональною залежністю виду:

$$G_{отб} = G(G_B). \quad (3.13)$$

Частота обертання ротора компресора визначається згідно виразу:

$$n_K = n_{Knp} \cdot \sqrt{\frac{T_{ex}^*}{288}}. \quad (3.14)$$

Камера згоряння

$$G_B \cdot C_{PB}^{T_K^*} \cdot T_K^* + G_T \cdot C_{PT} \cdot T_T + G_T \cdot H_U \cdot \eta_T = G_T \cdot C_{PT}^{T_G^*} \cdot T_G^*; \quad (3.15)$$

де $C_{PB}^{T_K^*}$ – питома теплоємність повітря при температурі T_K^* ; $C_{PT}^{T_G^*}$ – питома теплоємність газу при температурі T_G^* ; G_T – витрата палива; T_T – температура палива; C_{PT} – питома теплоємність палива; H_U – теплотворна здатність палива (приймається рівною 10500 Дж/кг); η_T – коефіцієнт повноти згоряння палива в камері згоряння (приймається рівним 0,94...0,96); T_G^* – температура газів за камерою згоряння.

Повний тиск повітря за компресором визначається згідно виразу:

$$P_K^* = \frac{P_G^*}{\sigma_T}; \quad (3.16)$$

де σ_T – коефіцієнт відновлення повного тиску газу в камері згоряння (приймається рівним 0,94...0,96); P_G^* – повний тиск газу за камерою згоряння.

Витрата газу через турбіну компресора визначається згідно виразу:

$$G_T = G_B - G_{omb} + G_T. \quad (3.17)$$

Турбіна компресора

Потужність на валу турбіни компресора визначається згідно виразу:

$$N_{TK} = \frac{k_T}{k_T - 1} \cdot R_T \cdot T_G^* \cdot G_T \cdot \eta_{TK}^* \cdot \left(\left(\pi_{TK}^* \right)^{\frac{1-k_T}{k_T}} - 1 \right); \quad (3.18)$$

де k_T – показник езоентропи газу (приймається рівним 1,32...1,33); R_T – газова стала газу (приймається рівною 287...288 Дж/кг·К); π_{TK}^* – ступінь зниження повного тиску газу в турбіні компресора; η_{TK}^* – ККД турбіни компресора за параметрами загальмованого потоку.

Повний тиск газу за турбіною компресора визначається згідно виразу:

$$P_{TK}^* = \frac{P_H \cdot \pi_K^* \cdot \sigma_\Gamma}{\pi_{TK}^*}; \quad (3.19)$$

де ступінь зниження повного тиску газу в турбіні компресора визначається згідно виразу:

$$\pi_{TK}^* = \frac{1}{\left(1 - \frac{\Delta T_{TK}^*}{T_\Gamma \eta_{TK}^*}\right)^{\frac{k_\Gamma}{k_\Gamma - 1}}}. \quad (3.20)$$

де ΔT_{TK}^* – зниження температури в турбіні, що визначається згідно виразу:

$$\Delta T_{TK}^* = \frac{L_T}{\frac{k_\Gamma}{k_\Gamma - 1} R_\Gamma}; \quad (3.21)$$

Питома робота турбіни визначається згідно виразу:

$$L_T = \frac{L_K (1 + l_{AGP})}{\eta_M \nu_\Gamma}; \quad (3.22)$$

де величина $\eta_M = 0,985 \dots 0,995$; $l_{AGP} = \frac{L_{AGP}}{L_K} = 0,001 \dots 0,002$ – величина відносної

потужності відбору від валу до турбіни; $L_K = \frac{102,5 \cdot T_H \cdot (\pi_K^{0,286} - 1)}{\eta_{AD} \cdot \eta_M}$ – питома

робота компресора; $\nu_\Gamma = \nu_K \cdot (1 + q_T)$ – коефіцієнт зміни маси газу на вході в турбіну.

Величина ν_K – коефіцієнт зміни витрати повітря на виході із компресора визначається згідно виразу:

$$\nu_K = 1 - g_{отб.ла} - g_{охл.т} - g_{ум}; \quad (3.23)$$

$g_{отб.ла}$ – відносна витрата повітря, що відбирається з компресора, повністю призначений для забезпечення систем повітряного судна, приймається приблизно рівною 0,04; $g_{охл.т}$ – відносна витрата повітря, що надходить із компресора для охолодження турбіни, задається наближено залежно від температури палива на виході із камери згоряння T_4); $g_{ум}$ – відносна витрата витоку повітря в компресорі, приймається приблизно рівною 0,04.

Величина q_T – відносна витрата палива, визначається згідно виразу:

$$q_T = \frac{c_p T_G^* - c_p T_K^*}{H_U \eta_T - c_{pn} T_G^* + c_{pn} T_{CB}^*}; \quad (3.24)$$

де $H_U = 10500$ Дж/кг – теплотворність палива; η_T – коефіцієнт повноти згоряння в камері згоряння, приймається рівним 0,99...0,995; а величини $c_p T_G^*$, $c_p T_K^*$, $c_{pn} T_G^*$, $c_{pn} T_{CB}^*$ визначаються за графіками, наведеними у [55].

Потужність на валу турбіни компресора визначається згідно іншого виразу:

$$N_{TK} = \frac{N_K}{\eta_M}; \quad (3.25)$$

де η_M – механічний ККД.

Витрата газу через турбіну компресора визначається згідно виразу:

$$N_{TK} = m_{TK} \cdot \frac{F_{CA} \cdot P_G^* \cdot q(\lambda_{TK})}{\sqrt{T_G^*}}; \quad (3.26)$$

де m_{TK} – чисельний коефіцієнт в рівнянні витрати газу через турбіну компресора; F_{CA} – площа мінімального перерізу вихідного пристрою першого ступеня турбіни компресора; $q(\lambda_{TK}) = \text{const}$ – газодинамічна функція.

ККД турбіни компресора за параметрами загальмованого потоку є функціональною залежністю виду:

$$\eta_{TK}^* = \eta_{TK}(\pi_{TK}^*, n_{TK}). \quad (3.27)$$

де n_{TK} – частота обертання турбіни компресора.

Частота обертання турбіни компресора є рівною частоті обертання робота компресора, а саме $n_{TK} = n_K$.

Температура газів за турбіною компресора визначається згідно виразу:

$$T_{TK}^* = T_G^* \left(1 - \eta_{TK}^* \left(1 - \left(\frac{1}{\pi_{TK}^*} \right)^{\frac{k_T-1}{k_T}} \right) \right). \quad (3.28)$$

Тяга двигуна – реактивна тяга, що виробляється тільки за рахунок

швидкості газу за турбіною R , визначається згідно виразу:

$$R = G_B \cdot \frac{1 + \alpha \cdot L_0}{\alpha \cdot L_0} \cdot \frac{C}{g}; \quad (3.29)$$

де $C = 300$ м/с; $L_0 = 14,8$ кг – теоретично необхідна кількість повітря для

згоряння 1 кг палива; $\alpha = \frac{\xi \cdot H_U - ((1 + L_H) \cdot c_p'' - c_p' \cdot L_H) \cdot (T_G^* - T_H)}{c_p \cdot L_H \cdot (T_G^* - T_K^*)}$ – необхідний

коефіцієнт надлишку повітря; $\xi = 0,95 \dots 0,99$; $c_p'' = 0,234 + 0,0000676 \cdot \frac{T_G^* + T_H}{2}$ –

середня питома теплоємність «чистих» продуктів згоряння для температурного

інтервалу T_G^* і T_0 ; $c_p' = 0,224 + 0,0000472 \cdot \frac{T_G^* + T_H}{2}$ – середня питома

теплоємність повітря для температурного інтервалу T_G^* і T_H ;

$c_p = 0,224 + 0,0000472 \cdot \frac{T_G^* + T_K^*}{2}$ – середня питома теплоємність температурного

інтервалу T_G^* і T_K^* .

Робота турбіни компресора визначається згідно виразу:

$$A_{TK} = \frac{1}{A} \cdot c_p' \cdot T_G^* \cdot \eta_{TK} \cdot \left(1 - \left(\frac{P_H}{P_H \cdot \pi_K^* \cdot \sigma_G} \right)^{\frac{k'-1}{k'}} \right); \quad (3.30)$$

де k' – дійсне значення показника адиабати продуктів згоряння, приймається рівним $1,3 \pm 5$ % або визначається згідно виразу (для більш точного визначення):

$$k' = \frac{c_p''}{c_p' - R_1 \cdot A}; \quad (3.31)$$

де $R_1 = \frac{29,45 \cdot (1 + L_0) + 29,27 \cdot (\alpha - 1) \cdot L_0}{1 + \alpha \cdot L_0}$ – газова постійна продуктів згоряння;

$A \approx 0,002$ – поправочний коефіцієнт.

Вільна турбіна

Витрата газу через вільну турбіну G_{CB} є рівною витраті газу через сопло G_C , а саме, $G_{CB} = G_C$.

Приведена витрата газу через вільну турбіну є функціональною залежністю виду:

$$G_{CBnp} = G(\pi_{CB}^*, n_{CBnp}); \quad (3.32)$$

де π_{CB}^* – ступінь зниження повного тиску газу у вільній турбіні; n_{CBnp} – приведена частота обертання ротора вільної турбіни.

Приведена витрата газу через вільну турбіну визначається згідно виразу:

$$G_{CBnp} = 5,97 \cdot \frac{G_{CB} \cdot \sqrt{T_{TK}^*}}{P_{TK}^*}. \quad (3.33)$$

Ступінь зниження повного тиску газу у вільній турбіні визначається згідно виразу:

$$\pi_{CB}^* = \frac{P_{TK}^*}{P_{CB}^*}; \quad (3.34)$$

де P_{CB}^* – повний тиск газу за вільною турбіною.

Температура газу за вільною турбіною визначається згідно виразу:

$$T_{CB}^* = T_{TK}^* \cdot \left(1 - \eta_{CB} \cdot \left(1 - \left(\frac{1}{\pi_{CB}^*} \right)^{\frac{k_{\Gamma}-1}{k_{\Gamma}}} \right) \right); \quad (3.35)$$

де η_{CB} – ККД вільної турбіни.

Потужність на валу турбовального двигуна визначається згідно виразу:

$$N_E = \frac{k_{\Gamma}}{k_{\Gamma}-1} \cdot R_{\Gamma} \cdot T_{TK}^* \cdot G_{CB} \cdot \eta_{\Sigma CB} \cdot \left(1 - \left(\pi_{\Sigma CB}^* \right)^{\frac{1-k_{\Gamma}}{k_{\Gamma}}} \right); \quad (3.36)$$

де $\eta_{\Sigma CB}$ – потужнісний ККД вільної турбіни; $\pi_{\Sigma CB}^*$ – сумарна ступінь зниження тиску у вільній турбіні і вихідному пристрої.

Потужнісний ККД вільної турбіни визначається згідно виразу:

$$\eta_{\Sigma CB} = \eta_{CB}^* \cdot \frac{1 - \frac{1}{\left(\pi_{CB}^*\right)^{\frac{1-k_T}{k_T}}}}{1 - \frac{1}{\left(\pi_{\Sigma CB}^*\right)^{\frac{1-k_T}{k_T}}}}; \quad (3.37)$$

де η_{CB}^* – ККД вільної турбіни за параметрами загальмованого потоку.

ККД вільної турбіни за параметрами загальмованого потоку є функціональною залежністю виду:

$$\eta_{CB} = \eta_{CB} \left(\pi_{CB}^*, n_{CBnp} \right). \quad (3.38)$$

Приведена частота обертання ротора вільної турбіни визначається згідно виразу:

$$n_{CBnp} = \frac{n_{CB}}{\sqrt{T_{TK}^*}}; \quad (3.39)$$

де n_{CB} – частота обертання ротора вільної турбіни.

Сумарна ступінь зниження тиску у вільній турбіні і вихідному пристрої визначається згідно виразу:

$$\pi_{\Sigma CB}^* = \frac{P_{TK}^*}{P_H}. \quad (3.40)$$

Питома витрата палива визначається згідно виразу:

$$C_E = \frac{G_T}{N_E}. \quad (3.41)$$

Вихідний пристрій

Повний тиск газу за вільною турбіною визначається згідно виразу:

$$P_{CB}^* = \frac{P_C^*}{\sigma_C}; \quad (3.42)$$

де P_C^* – повний тиск газу за вихідним пристроєм; σ_C – коефіцієнт відновлення повного тиску газу у вихідному пристрої.

Витрата газу через вихідний пристрій визначається згідно виразу:

$$G_C = \frac{P_C^* \cdot F_C \cdot m_C \cdot q(\lambda_C)}{\sqrt{T_C^*}}; \quad (3.43)$$

де T_C^* – температура газу у вихідному пристрої; F_C – площа вихідного пристрою; m_C – чисельний коефіцієнт в рівнянні витрати газу через вихідний пристрій; $q(\lambda_C)$ – газодинамічна функція, що визначається згідно виразу:

$$q(\lambda_C) = \left(\frac{k_\Gamma + 1}{2} \right)^{\frac{1}{k_\Gamma - 1}} \cdot \pi_C^{-\frac{1}{k_\Gamma}} \cdot \sqrt{\frac{k_\Gamma + 1}{k_\Gamma - 1} \cdot \left(1 - \pi_C^{\frac{1 - k_\Gamma}{k_\Gamma}} \right)}; \quad (3.44)$$

де π_C – ступінь зниження тиску у вихідному пристрої що визначається згідно виразу:

$$\pi_C = \frac{P_C^*}{P_H}. \quad (3.45)$$

Температура газу у вихідному пристрої є рівною температурі газу за вільною турбіною, тобто $T_C^* = T_{CB}^*$. Режим роботи авіаційного двигуна вертольоту задається параметром $n_{Кпр}$.

Атмосферні умови і вхідний пристрій визначає параметри повітря на вході в компресор згідно з (3.3) і (3.4). Характеристики компресора і умови на вході визначають витрата повітря відповідно до рівнянь (3.5) і (3.6).

Температура газів перед турбіною компресора визначається балансом потужностей на валу згідно з (3.25). Витрата повітря і температура потоку на підставі рівнянь нерозривності визначають тиск газу у відповідних перерізах проточної частини згідно з (3.26) і (3.43).

Густина струму $q(\lambda)$ в соплових апаратах багатоступеневих турбін може вважатися незалежною величиною від перепаду тиску в турбіні компресора.

Згідно з наведеною на рис. 3.1 блок-схемою взаємозв'язок між основними вузлами двигуна, такими як, вхідним пристроєм, компресором, камерою згоряння, турбіною компресора, вільною турбіною, вихідним пристроєм, обумовлена нерозривністю потоку, що призводить до певного значення тиску

за відповідним вузлом, позначений стрілками P_{CB}^* , P_{TK}^* , P_{Γ}^* , P_K^* . Баланс потужностей на валу турбокомпресора і залежність температури T_{Γ}^* від потрібної потужності привода компресора позначена на блок-схемі відповідними зв'язками N_K і T_{Γ}^* . Таким чином, зв'язки P_{CB}^* , P_{TK}^* , P_{Γ}^* , P_K^* , T_{Γ}^* , n_K , N_K на блок-схемі є внутрішніми, що відображають взаємний вплив вузлів двигуна. Параметри P_H і T_H є входними, а $n_{\Sigma CB}$, P_C^* , T_C^* – вихідними. Останні визначаються з (3.37) і (3.42).

Згідно з [52–54] представимо лінеаризовані рівняння робочих процесів авіаційних турбовальних двигунів з вільною турбіною (авіаційних двигунів вертольотів) у вигляді:

$$\begin{cases} K_3 \cdot \delta\pi_{TK}^* = (K_1 - K_{11}) \cdot \delta\pi_K^* - \delta T_{\Gamma}^* - \delta\eta_K - \delta\eta_{\Gamma} \\ \delta\pi_{\Sigma} = \delta\pi_K^* - \delta\pi_{TK}^* + \delta\sigma_{ex} + \delta\sigma_{\Gamma} + \delta\sigma_C \\ (1 - 0,5 \cdot K_3 \cdot K_4) \cdot \delta\pi_{TK}^* = \delta\sigma_C + K_6 \cdot \delta\pi_{\Sigma} + 0,5 \cdot K_4 \cdot \delta\pi_{TK}^* \\ \delta G_B = K_{10} \cdot \delta\pi_K^* + \delta\sigma_{ex} \\ (1 - K_{10}) \cdot \delta\pi_K^* = 0,5 \cdot \delta T_{\Gamma}^* - \delta\sigma_C - \delta F_{CA} \\ \delta T_K^* = (K_1 - K_{11}) \cdot K_2 \cdot \delta\pi_K^* - K_2 \cdot \delta\eta_K \\ \delta\pi_{TK}^* = \delta T_{\Gamma}^* - K_4 \cdot \delta\eta_{\Gamma} - K_3 \cdot K_4 \cdot \delta\pi_{TK}^* \\ \delta G_{\Gamma} = \delta G_B + K_5 \cdot \delta T_{\Gamma}^* - (K_s - 1) \cdot \delta T_K^* - \delta\eta_{\Gamma} \end{cases} \quad (3.46)$$

Система рівнянь (3.4+) утворюють замкнену систему. Розв'язання системи дозволяє визначити відхилення будь-якої з вторинних змінних через відхилення первинних.

При розв'язанні системи рівнянь (3.46), згідно з [52–54], формуються додаткові коефіцієнти, що поряд з вже наявними коефіцієнтами представлені у табл. 3.5.

Задача вибору системи параметрів, що вимірюються, і складання алгоритму моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів вимагають виявлення впливу відхилень кожного з первинних параметрів на всі вимірювані. Для цього кожен з вторинних параметрів повинен бути

представлений як функція первинних параметрів, що може бути виконано шляхом розв'язання системи рівнянь (3.46).

Таблиця 3.5 – Залежності для визначення вихідних коефіцієнтів взаємного впливу параметрів авіаційного турбовального двигуна з вільною турбіною

Коефіцієнт	Залежність
1	2
Основні коефіцієнти	
K_1	$\frac{k-1}{k} \cdot \frac{(\pi_K^*)^{\frac{k-1}{k}}}{(\pi_K^*)^{\frac{k-1}{k}} - 1}$
K_2	$1 + \frac{\eta_K}{(\pi_K^*)^{\frac{k+1}{k}} - 1}$
K_3	$\frac{k-1}{k} \cdot \frac{1}{(\pi_{TK}^*)^{\frac{k-1}{k}} - 1}$
K_4	$\frac{1}{\eta_K \cdot \left(1 - (\pi_K^*)^{\frac{1-k}{k}}\right) - 1}$
K_5	$\frac{T_\Gamma^*}{T_\Gamma^* - T_K^*}$
K_6	$\frac{k-1}{2 \cdot k} \cdot \frac{1}{(\pi_C^*)^{\frac{k-1}{k}} - 1} - \frac{1}{k}$
K_7	$\frac{f(\lambda_C) \cdot \pi_C}{f(\lambda_C) \cdot \pi_C - 1}$
K_8	$1 + \frac{\delta \cdot f(\lambda_C)}{\delta \cdot \pi_C}$
K_9	$1 + \frac{G_B \cdot V}{R}$
K_{10}	$\frac{\Delta \overline{G}_B}{\Delta \overline{G}_{B0}} \cdot \frac{\pi_{K0}^*}{\Delta \pi_K^*}$

Продовження табл. 3.5

1	2
K_{11}	$\frac{\Delta\eta_K}{\eta_{K0}} \cdot \frac{\pi_{K0}^*}{\Delta\pi_K^*}$
Додаткові коефіцієнти	
\bar{K}	$\frac{1}{K_{10} - 1 + 0,5 \cdot (K_1 - K_{11})}$
K_z	$\frac{1}{1 - 0,5 \cdot K_3 \cdot K_4 + K_6 \cdot (1 - K_y)}$
K_y	$0,5 \cdot \bar{K} \cdot K_3$
K_x	$K_{10} \cdot K_y \cdot K_z$
K_L	$K_1 - K_{11}$
K_n	$K_2 \cdot (K_1 - K_{11}) \cdot (K_5 - 1)$
K_T	$(K_1 - K_{11}) \cdot K_y - K_3$
K_m	$0,5 \cdot (K_6 \cdot \bar{K} + K_4)$
K_s	$1 - K_6 \cdot \bar{K}$
K_a	$K_6 \cdot K_z$
K_b	$K_a \cdot (K_y - 1) + 1$
K_c	$K_a + K_b$
K_d	$0,5 \cdot \bar{K} + K_y \cdot K_z \cdot K_m$
K_f	$K_a \cdot K_y \cdot (1 + \bar{K}) + \bar{K}$

Найбільш зручним методом розв'язання при великій кількості рівнянь є метод послідовного виключення невідомих. Він потребує меншого обсягу обчислень, ніж інші методи.

Велика кількість рівнянь системи, що розглядається, не дозволяє розв'язати її у загальному вигляді. Тому розв'язання системи доцільно проводити при числових значеннях коефіцієнтів, тобто конкретного двигуна. Порядок взаємної підстановки рівняння впливає із блок-схеми математичної моделі аналізованого двигуна (див. рис. 3.1).

У результаті розв'язання системи рівнянь (3.46) утворюється матриця коефіцієнтів взаємного впливу первинних та вторинних параметрів. У результаті система рівнянь взаємозв'язку первинних і вторинних властивостей представляється як:

$$|\delta y_i| = |a_{ij}| \cdot |\delta x_i|; \quad (3.47)$$

де $|a_{ij}|$ – матриця коефіцієнтів взаємного впливу параметрів; δy_i – відносні збільшення вторинних параметрів; δx_i – відносні збільшення первинних параметрів.

Враховуючи незалежність первинних параметрів, на підставі (3.47) збільшення вторинних параметрів можна представити як:

$$\delta y_i = \sum_{i=1}^r a_{ij} \cdot \delta x_i; \quad (3.48)$$

де r – кількість визначених первинних параметрів.

Розв'язавши систему рівнянь (3.45) щодо первинних змінних, можна виразити кожен з них через вимірювані параметри:

$$\delta x_i = \sum_{i=1}^r b_{ij} \cdot \delta y_i. \quad (3.49)$$

Значення коефіцієнтів b_{ij} будуть визначатися значеннями коефіцієнтів a_{ij} , тобто залежатимуть від обраних для вимірювання параметрів.

Рівняння (3.49), що становлять залежності первинних параметрів від вимірюваних, можуть бути використані для оцінюванні зміни первинних параметрів відхилень, що вимірюються від їх заданого значення. Алгоритм моніторингу в цьому випадку зводиться до визначення відхилення параметрів, що вимірюються, від заданого рівня і розв'язання рівнянь (3.49).

Отже, для оцінювання технічного стану авіаційного двигуна вертольоту контролюється множина різних за своєю фізичною природою параметрів. Досвід експлуатації авіаційних двигунів показує, що оцінка їх стану вимагає комплексного використання методів і засобів моніторингу (контролю,

діагностики тощо), узагальнення вихідної діагностичної інформації для прийняття правильного і своєчасного рішення. У загальному випадку, прийняття рішення про технічний стан авіаційного двигуна вертольоту і його систем проводиться в умовах дії множини невизначених факторів, основними з яких є:

- нестационарність фізичних процесів, що протікають в двигуні і його системах;

- процеси ерозії та зносу механічних вузлів;

- технологічний розкид параметрів при виробництві двигуна і його систем;

- недосконалість методів і засобів вимірювання газодинамічних параметрів двигуна, які призводять до наявності додаткових помилок контролю;

- вплив на характеристики двигуна і його систем особливостей конструкції випробувального стенду тощо.

До числа особливостей авіаційного двигуна вертольоту як об'єкта моніторингу також відносяться:

- багатопов'язність (багатовимірність), обумовлена взаємодією декількох одночасно протікаючих процесів обміну і перетворення енергії;

- наявність великого числа ступенів свободи, що визначаються кількістю регулюючих елементів;

- вплив зовнішніх умов функціонування на основні характеристики двигуна;

- велика інформаційна продуктивність, що визначається кількістю контрольованих параметрів і швидкістю їх вимірювання.

Точність призначення допусків на вимірювані параметри в цих умовах зазвичай невисока. З огляду на наявність зазначених вище факторів невизначеності, «класичні» методи моніторингу доводиться допрацьовувати, так як в розглянутих умовах вони погано справляються з поставленими перед

ними завданнями. Інтеграція «класичних» і інтелектуальних методів, призначених для розв'язання погано структурованих задач, істотно підвищує ефективність контролю і якість прийнятих рішень.

У цих умовах використання апарату нейронних мереж виявляється досить перспективним. За результатами вимірювань вхідних і вихідних параметрів авіаційного двигуна вертольоту встановлюються їх причинні взаємозв'язки, а потім вибираються або розраховуються за певними аналітичними залежностями ознаки для моніторингу стану об'єкта. Для цього використовуються спеціальні методи оцінки параметрів, спостереження за показниками стану і співвідношенням паритетів. Зміни вимірних або розрахованих ознак слугують симптомами для встановлення можливих помилок у функціонуванні виконавчих органів, датчиків або процесу в цілому. Ці симптоми, доповнені спостереженнями екіпажем повітряного судна і евристичними правилами, подаються далі в систему моніторингу на базі нейронних мереж, здатних узагальнити отриману інформацію і прийняти правильне рішення про технічний стан авіаційного двигуна вертольоту.

3.4 Узагальнена нейромережева модель авіаційного двигуна вертольоту

При використанні нейронних мереж для розв'язку задач моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах наявна апріорна інформація подається нейронній мережі у вигляді готових рішень (задачників), на основі яких здійснюється процес її навчання (донавчання). Під час оцінки якості роботи мережі на її вхід подаються дані з тестової вибірки, на основі яких вона обчислює вектор відхилень (різниця між виходом нейронної мережі і бажаними характеристиками) [56, 57].

Окрім того, нейронні мережі мають низку незаперечних переваг:

– вони здатні вирішувати погано формалізовані традиційними

математичними методами задачі, до числа яких належать моніторинг технічного стану двигуна вертольоту і класифікація його інформаційно-ідентифікаційних ознак за класами функціональних станів;

– розв’язок зазначених задач можливий у режимі реального часу за рахунок високої швидкості роботи нейронної мережі, що особливо важливо для бортової системи;

– зважаючи на різноманіття зв’язків у нейронній мережі, її надійна робота можлива навіть за пошкодженні деяких з них;

– у процесі своєї роботи нейронна мережа здатна самонавчатися відповідно до змінювальних у процесі експлуатації двигуна параметрів.

Створення бортової системи моніторингу технічного стану двигуна на основі нейромережевих технологій, структурно-логічна схема якої показана на рис. 3.2, включає такі етапи [58–60]:

– ідентифікацію систем і агрегатів, і авіаційного двигуна вертольоту зокрема, тобто створення нейронної мережі (що включає вибір її типу та архітектури), вхідними значеннями якої є функціональні параметри двигуна, зареєстровані датчиками, а вихідними – параметри, що визначають його стан з можливістю самонавчання і корекції своїх параметрів у процесі експлуатації конкретної одиниці;

– створення навчальної вибірки для нейронної мережі на основі статистичної інформації про функціональні параметри двигуна на всіх режимах роботи і найбільш ймовірних відмовах з досвіду експлуатації (для вже експлуатованих двигунів) або за результатами стендових випробувань (для тих двигунів, що розробляються або модернізуються);

– навчання нейронної мережі з використанням навчальної вибірки;

– перевірку адекватності та коректності створеної й навченої нейронної мережі шляхом моделювання режимів роботи і відмов двигунів, що не увійшли до навчальної вибірки;

– апаратну реалізацію розробленої нейронної мережі в електронних

мікросхемах, інтегрованих у систему автоматичного управління двигуна.

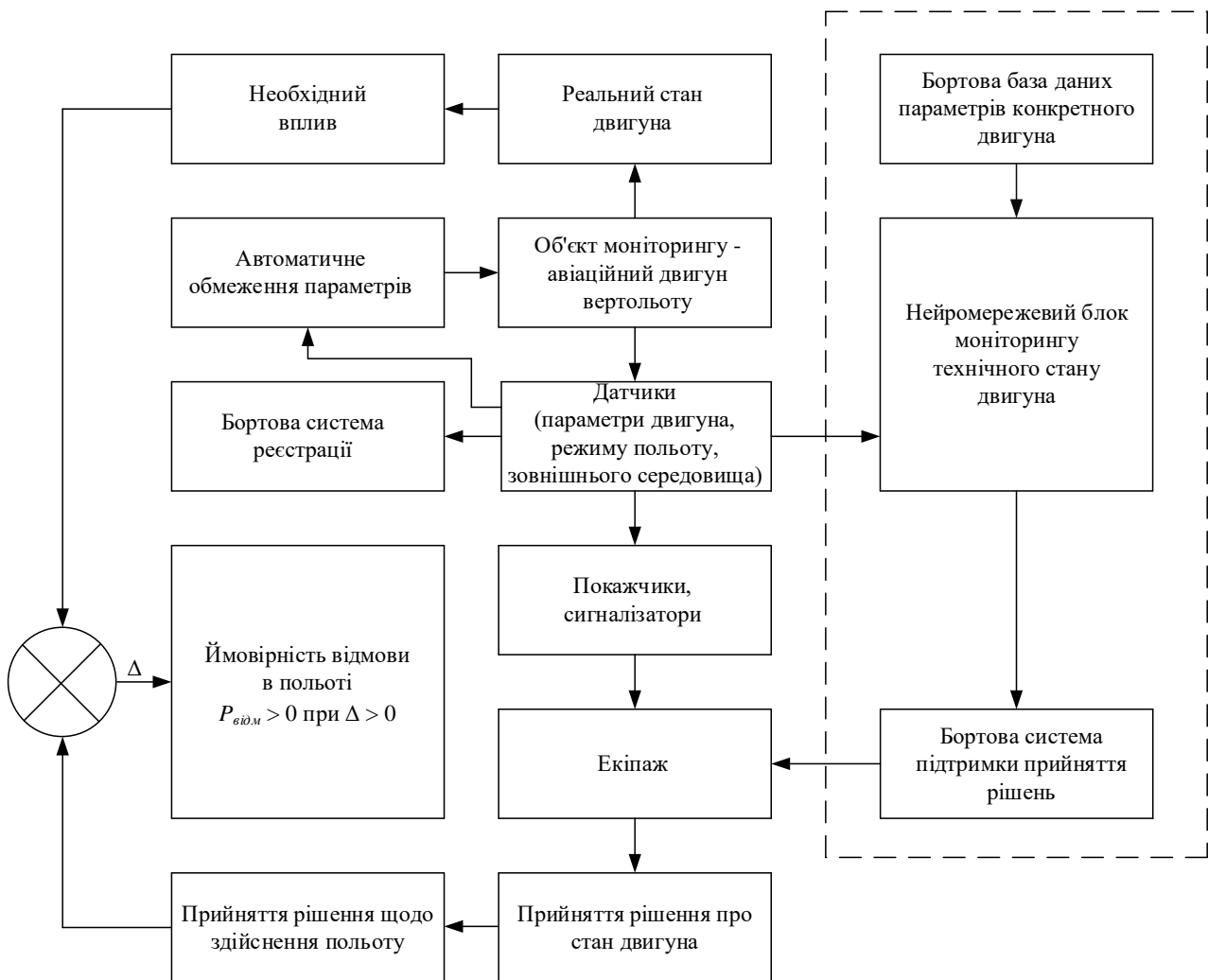


Рисунок 3.2 – Структурно-логічна схема системи моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів (на прикладі авіаційного двигуна ТВ3-117) у польотних режимах

Математична модель авіаційного двигуна вертольоту як об'єкта управління повинна задовольняти низці суперечливих вимог: вона повинна адекватно відображати взаємозв'язки між параметрами і досліджуваними термогазодинамічними процесами; забезпечувати задану точність обчислень параметрів; бути зручною для використання при розрахунках і моделюванні; бути адаптованою (навченою) до індивідуального екземпляру двигуна; мати

мінімальну (або обмежену) алгоритмічну складність.

Для розв'язку задач моніторингу технічного стану авіаційного двигуна вертольоту у польотних режимах необхідна спрощена динамічна модель двигуна. Традиційно для цих цілей використовуються математичні моделі авіаційних двигунів, представлені у вигляді передавальних функцій, лінійних диференціальних рівнянь (з постійними або змінними коефіцієнтами), нелінійних диференціальних рівнянь.

На практиці, зазвичай, застосовується набір математичних моделей різної складності, кожна з яких відповідає частині зазначених вимог і має різні сфери застосування:

- нелінійні поелементні динамічні моделі авіаційних двигунів, що є найбільш точними і складними, застосовуються для розв'язку дослідницьких задач, розрахунку та оптимізації характеристик системи автоматичного управління;

- спрощені нелінійні динамічні моделі, у тому числі регресивні моделі;
- лінійні динамічні моделі зі змінними коефіцієнтами;
- лінійні динамічні моделі на основі алгоритмів інтерполяції;
- лінійні динамічні моделі для заданих режимів функціонування двигуна, що є найбільш простими і застосовуються для розв'язку задач синтезу системи автоматичного управління.

Якщо відома нелінійна поелементна математична модель авіаційного двигуна вертольоту як об'єкта управління, то для спрощення такої моделі частіш за все вхідні нелінійні функції подають у вигляді суми визначеного числа членів ступеневого ряду, що й визначає точність моделі. При цьому нелінійні функції, що входять у рівняння моделі, вважаються диференційованими.

Якщо модель двигуна задана у вигляді множини кусково-лінійних моделей, що описують поведінку двигуна на деякій множині базових (розрахункових) режимів роботи, то, як правило, для «зшивання» цих моделей

використовується процедура поліноміальної апроксимації характеристик або процедура інтерполяції [61].

На даний час у низці робіт, пов'язаних з розробкою систем автоматичного управління авіаційними двигунами, починає використовуватися підхід, що ґрунтується на використанні нейромережових моделей двигунів.

Загальна ідея даного підходу полягає у представленні моделі авіаційного двигуна вертольоту у вигляді «сірого» ящика за допомогою нейронної мережі, що має відому структуру зі значним числом параметрів і коефіцієнтів – ваг синаптичних зв'язків.

За необхідності, структура нейронної мережі може змінюватися, що дозволяє вести мову про можливість її самонавчання зі зміною структури і параметрів синаптичних зв'язків.

Застосування нейронних при розробці моделей авіаційних двигунів вертольотів має низку незаперечних переваг, оскільки [62]:

– класичні методи апроксимації функцій декількох змінних не дозволяють реалізувати прості механізми вибору структури математичних моделей, у той час як розробка нейромережових моделей базується на використанні стандартних процедур вибору структури нейронної мережі і методів їх навчання;

– реалізація класичних методів інтерполяції на основі сплайн-функцій вимагає значних обчислювальних ресурсів, при цьому забезпечення обчислень у реальному масштабі часу, як правило, проблематично. Багатошарова організація нейронних мереж дозволяє виконувати паралельні обчислення (при апаратній реалізації нейронної мережі), що забезпечує розв'язок задачі апроксимації в реальному масштабі часу;

– за допомогою нейронної мережі досить просто будуються інверсні моделі авіаційних двигунів вертольотів, які використовуються в компенсуючих регуляторах.

На рис. 3.3 наведена узагальнена структурна схема процесу настройки

параметрів нейромережевої моделі авіаційного двигуна вертольоту.

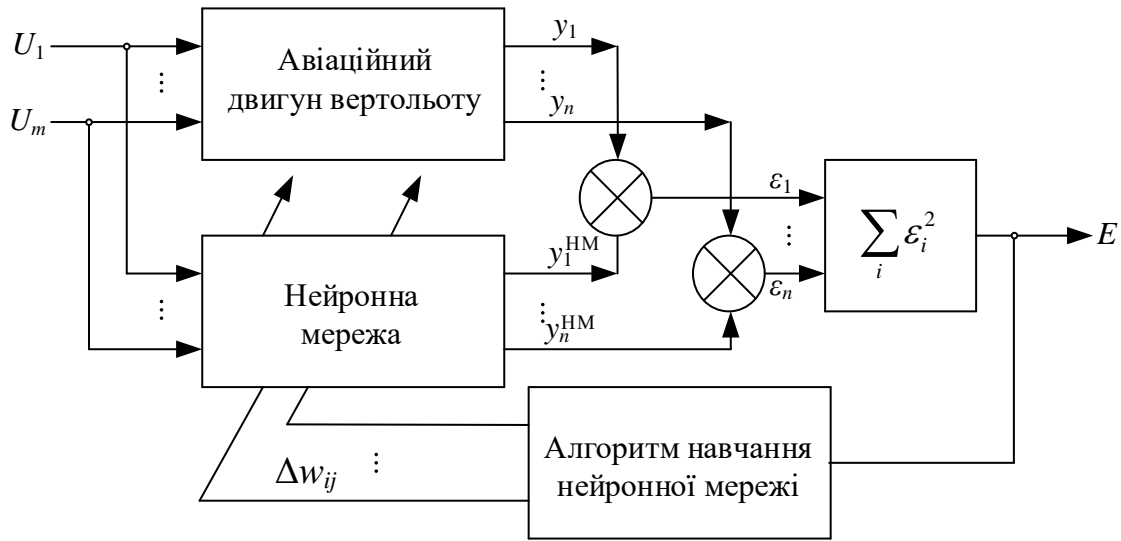


Рисунок 3.3 – Схема навчання нейромережевої моделі авіаційного двигуна вертольоту: $\mathbf{U} = (u_1, u_2, \dots, u_m)^T$ – вектор вхідних (керуючих) впливів; $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ – вектор вихідних параметрів двигуна; $\mathbf{Y}^{HM} = (y_1^{HM}, y_2^{HM}, \dots, y_n^{HM})^T$ – вектор виходів нейронної мережі; ΔW_{ij} – приріст ваг синаптичних зв'язків нейронної мережі

Перетворення вектору управляючих впливів на вектор вихідних параметрів описується оператором F (який в загальному випадку може описувати статичну або динамічну модель):

$$\mathbf{Y} = F(\mathbf{U}). \quad (3.50)$$

Задача ідентифікації авіаційного двигуна ТВ3-117 за допомогою нейронної мережі може бути сформульована наступним чином. За підсумками пропонованих нейронної мережі в процесі навчання множини векторів $(\mathbf{U}_i; \mathbf{Y}_i)$, що утворюють «навчальну вибірку» і отриманих експериментальним шляхом для індивідуального екземпляра двигуна, необхідно відшукати оператор F^{HM} в класі нейромережевих архітектур, який найкращим чином представляв би

(апроксимував) оператор F .

Апроксимація оператора F оператором F^{HM} може вважатися найкращою, якщо деякий функціонал від різниці $(Y - Y^{\text{HM}})$ не перевищує заданої досить малої величини $\varepsilon_{\text{доп}}$, що визначає точність апроксимації оператора F :

$$E = \|\mathbf{Y} - \mathbf{Y}^{\text{HM}}\| = \sum_i^n \varepsilon_i^2 \leq \varepsilon_{\text{доп}}; \quad (3.51)$$

Виконання умови (3.51) забезпечується шляхом навчання нейронної мережі, тобто настройки її параметрів на навчальній вибірці $\{(U, Y)\}$ і перевіряється на спеціальним чином організованій «тестовій вибірці».

Безпосередня побудова нейронної мережі передбачає виконання такої послідовності дій [63]:

Крок 1. Визначення цілей і завдань забезпечення відмовостійкості системи автоматичного управління авіаційним двигуном вертольоту.

Крок 2. Вибір структури і місця включення нейронної мережі.

Крок 3. Вибір алгоритму навчання нейронної мережі.

Крок 4. Формування на основі експериментів (на цифровій моделі з використанням результатів польотних даних) навчальної вибірки.

Крок 5. Навчання нейронної мережі.

Крок 6. Контрастування нейронної мережі (тобто її редукція, спрощення).

Крок 7. Моделювання і налагодження (тестування) алгоритмів управління та контролю системи автоматичного управління з нейронною мережею.

Крок 8. Програмна або апаратна реалізація нейронної мережі.

Віртуальні зміни стану авіаційного двигуна вертольоту можуть бути умовно класифіковані в такий спосіб [64]:

1. Детерміновані, апріорно відомі зміни під впливом контрольованих чинників (умови польоту, напрацювання по ресурсу, величини відборів повітря тощо).

2. Стохастичні зміни, зумовлені, наприклад, різним початковим тепловим станом роторів і статорів, зміни радіальних зазорів тощо), неконтрольованими

відборами повітря і потужності тощо.

3. Випадкові зміни, викликані неконтрольованою зміною конфігурації двигуна (пошкодження лопаток турбокомпресора, забруднення проточної частини двигуна, зміна характеристик вентилятора при сильному бічному вітру тощо).

Відповідно, виділимо три види поправок для адаптації моделі до можливої зміни технічного стану авіаційного двигуна вертольоту і умовно позначимо їх як детерміновані, стохастичні і випадкові.

Детерміновані поправки. У моделі передбачена поправка статичної характеристики на погіршення ККД вузлів двигуна з напрацюванням щодо ресурсу в польотних циклах. Відповідна зміна параметрів (у відсотках) визначається за допомогою коефіцієнтів впливу ККД на параметри двигуна залежно від режиму роботи з подальшим лінійним підсумовуванням.

Зі зміною швидкості польоту (числа Маха, M) необхідно вводити поправку до статичної характеристики. При $M > 0$ температура газу за турбіною компресора стає нижче температури газу при $M = 0$, а частота обертання ротора турбокомпресора вище частоти обертання при $M = 0$ за рахунок збільшення перепаду тиску на турбіні зі збільшенням швидкості польоту.

Відбір повітря з будь-якого сигналу враховується в моделі у вигляді залежності відсотка відбору від тиску повітря за компресором. Відповідно, корекція параметрів статичної характеристики авіаційного двигуна вертольоту при нормальному відборі проводиться множенням величини відбору повітря (%) на відповідний коефіцієнт впливу.

У зв'язку з тим, що при експлуатації вертольоту в його системі, окрім нормального відбору в систему кондиціонування можливі різні поєднання відборів, польотних умов і режимів роботи двигуна апріорна задача корекції моделі важко. Як наслідок, урахування в цих варіантах відбору проводиться в поправці на стан двигуна за допомогою діагностичної матриці.

Стохастичні поправки. У зв'язку з тим, що авіаційний двигун вертольоту

є стохастичною системою, описувану простором станів великої розмірності з передісторією, не має змоги апріорно описати всі його поточні стани.

Отже, для моніторингу його стану в моделі використана діагностична матриця розмірністю (обмеженою числом вимірювальних каналів) 4×4 . Передбачається, що більшість станів, відмінних від базової характеристики двигуна з урахуванням поправок, відображається у відхиленнях ККД турбіни компресора, витоків повітря у зовнішній контур і величин відборів повітря. Діагностична матриця отримується в результаті розв'язання системи чотирьох лінійних рівнянь.

Вхідними параметрами системи є приведена витрата палива і відхилення вимірних середніх значень параметрів у справних керуючому і резервному каналах від еталонних (базових) з урахуванням поправок.

Після інтерполяції коефіцієнтів впливу залежно від режиму дані використовуються в системі нормальних лінійних рівнянь, що має вигляд:

$$\left\{ \begin{aligned} & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \right) \delta x_1 + \dots + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \right) \delta x_k = \\ & = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \right) \delta P_{ij}, \\ & \dots \\ & \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_1} \right) \delta x_1 + \dots + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \right) \delta x_k = \\ & = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left(\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k} \right) \delta P_{ij}, \end{aligned} \right. \quad (3.52)$$

де $\frac{\delta f_{ij}}{\delta x_k}$ – коефіцієнти впливу, визначені чисельним експериментом на повузловій нелінійній моделі двигуна; δx_k ($k = 4$) – шукані відхилення невимірюваних параметрів (ККД турбокомпресора, ККД турбіни компресору, площа вихідного пристрою, приведена витрата газів до умов на вході в турбіну); δP_i ($i = 5$) – відносні відхилення вимірюваних параметрів

(температура повітря за компресором, тиск повітря за компресором, витрата палива, тиск газів за турбіною тощо) від базової характеристики двигуна з урахуванням поправок.

Оскільки вимірювані величини мають статистичний розкид, то при обчисленні згаданих відхилень необхідно використовувати їх осереднене значення шляхом здійснення кількох вимірів j (5...10) або пропусканням через оптимізований фільтр ковзного середнього.

Після визначення відхилень невимірюваних параметрів необхідно провести порівняння з обмежувачами (лімітерами) на відхилення. У разі, якщо розрахункові відхилення перевищують лімітери, при обчисленні поправок приймаються їх лімітовані значення. Для ККД турбокомпресора обмеження складає $\pm 5\%$, для відборів і витоків – 0...10 %.

Випадкові поправки. Для корекції випадкових похибок моделі в межах певного діапазону передбачається робота інтегратора на сталому режимі, що «підтягує» модельні значення параметрів до середніх вимірних значень справних керуючого і резервного каналів. Це забезпечує стійку ідентифікацію відмов каналу за допомогою моделі і, в разі відмови каналів плавний перехід на управління за модельними значеннями параметрів. При інтегруванні проводиться коригування модельного фізичного значення в сторону зменшення різниці з вимірним значенням:

$$Y' = Y + \int (Y' - Y_{\text{вим}}) dt. \quad (3.53)$$

При цьому виконуються логічні операції обмеження, унаслідок яких величина абсолютної інтегральної поправки не може перевищувати заздалегідь задану величину. Далі інтегральні поправки обчислюються у відносному вигляді для подальшої корекції моделі. Обчислені поправки підсумовуються лінійно зі своїм знаком з базовою характеристикою.

Окрім того, для підвищення надійності і точності моделі використовується фільтрація Калмана вхідних і вихідних параметрів моделі. Необхідність у використанні додаткових пристроїв ідентифікації обумовлена

дією зовнішніх і внутрішніх перешкод (в тому числі відмов) як в каналі вбудованої моделі (обумовлених помилкою моделювання), так і в каналі вимірювання (обумовлених похибкою датчиків і відмовами вузлів двигуна). Можливість застосування фільтрів Калмана зумовлена нормальністю розподілу випадкових величин і ергодичності випадкових процесів у каналах LABEM, доведеними на основі статистичної обробки даних випробувань двигуна [65, 66].

Вхідна одновимірний фільтрація ведеться по ходу дозувальної голки (ДГ). Для реалізації алгоритму фільтрації Калмана в блок фільтрації вхідних параметрів вбудовується математична модель ДГ, що виробляє сигнал модельного (прогнозованого) значення ходу поршня ДГ. Алгоритми фільтрації Калмана будуються на порівнянні виміряних $Z_{ДГ}$ і модельних $X_{ДГ}$ значень ходу дозуючої голки з метою визначення в поточний момент оптимального коефіцієнта Калмана (K) на основі розв'язання задачі мінімізації математичного очікування квадрата помилки $\min M(e^2)$ оптимальної оцінки ходу дозувальної голки $-e = X_{ДГ} - X_{ДГ}^{opt}$ [67]. При цьому оптимальна оцінка ходу дозувальної голки обчислюється за допомогою рекурентного співвідношення

$$X_{ДГ_{k+1}}^{opt} = K_{k+1} Z_{ДГ_{k+1}} + (1 - K_{k+1}) (X_{ДГ_k}^{opt} + \Delta X_{ДГ_k}). \quad (3.54)$$

Результати досліджень вхідний фільтрації Калмана сигналу положення поршня ДГ [68], що визначає витрата палива на вході в LABEM, наведені на рис. 3.4.

Отримана оптимальна оцінка положення поршня ДГ потрапляє на вхід моделі регулятора перепаду тиску (диференціального клапана), виходом якої є витрата палива, що подається на вхід LABEM.

За подібним принципом будується багатовимірний фільтрація Калмана вихідних параметрів лінійної адаптивної бортовий моделі двигуна. На виході LABEM підключається багатовимірний фільтр Калмана [68], який визначає оптимальні оцінки вихідних параметрів: швидкості турбін компресора (v_{TK}),

температури газів за турбіною компресора (T_{TK}^*), тиску газів перед турбіною компресора (P_{TK}^*) за допомогою матричного рівняння:

$$\mathbf{X}_k^{opt} = (1 - K_k) \mathbf{X}_k + K_k \mathbf{Z}_k, \quad (3.55)$$

де на k -у кроці $\mathbf{X}_k = \{v_3, T_3, P_3\}$ – вектор-стовпець прогнозованих модельних значень координат виходу ЛАВЕМ; \mathbf{X}_k^{opt} – вектор-стовпець оптимальних оцінок цих координат; \mathbf{Z}_k – вектор-стовпець їх вимірювань датчиків; \mathbf{K}_k – матриця коефіцієнтів Калмана для вихідних координат.

Точність алгоритмів одновимірної і багатовимірної фільтрації Калмана залежить від коректності завдання з усіх, які можуть бути ідентифіковані параметрам дисперсій моделей і датчиків. Вибір значень дисперсій ведеться на основі статистичної обробки великих масивів даних стендових і льотних випробувань двигунів.

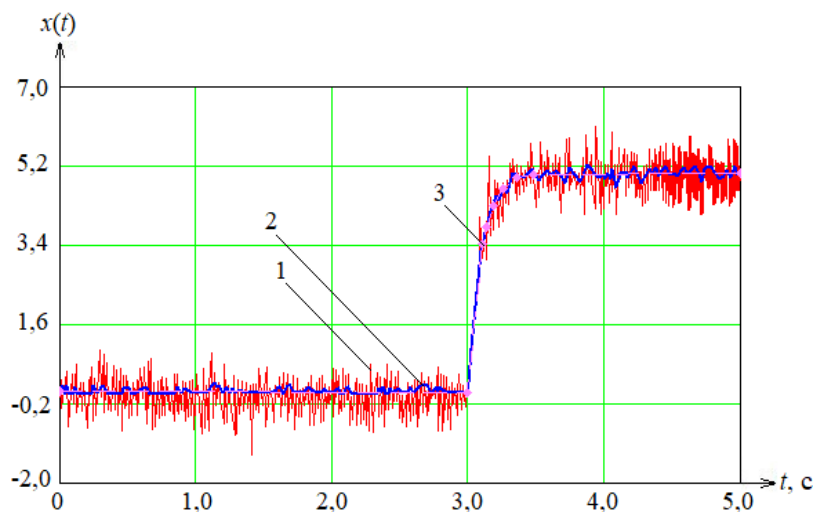


Рисунок 3.4 – Результати фільтрації сигналів в контурі дозувальної голки: 1 – сигнали датчиків; 2 – вихід фільтра Калмана; 3 – модельне значення

Слід зазначити, що вирішення завдання фільтрації Калмана є задачею ідентифікації, а не згладжування. Фільтр Калмана не розрахований на згладжування одержуваних з датчиків даних, а націлений на визначення

найбільш ймовірного значення вимірюваного з їх допомогою реального параметра – його оптимальної оцінки, отриманої з урахуванням «зашумленого» модельного (прогнозованого) значення і вимірювання датчика.

За результатами проведених досліджень визначено, що оцінка похибки справжньої моделі, отримана за допомогою порівняння результатів моделювання на повузловій нелінійній моделі, дала такі результати для основних режимів експлуатації двигуна (зліт, набір висоти, крейсерський політ): по частоті обертання турбокомпресора – 1,25 %, по тиску повітря за компресором – 3,5 %, по температурі газу перед турбіною компресора – 2,2 %. Як і слід було очікувати, похибка моделі збільшується зі зменшенням режиму через не лінійність характеристик, досягаючи дворазової величини на мінімальному режимі (малого газу). З огляду на те, що основні режими роботи складають 90 % часу експлуатації, отримані величини похибки моделі є прийнятними.

3.5 Оптимізація параметрів робочого процесу авіаційних двигунів вертольотів у польотних режимах на основі методу багатокритеріальної оптимізації

Авіаційні двигуни вертольотів – газотурбінні двигуни (ГТД) з вільною турбіною, є підсистемою більш складної системи літального апарату. Робочий процес турбовальних ГТД з вільною турбіною визначається декількома десятками параметрів. Хоча цей комплекс досить великий, вибір значної частини параметрів з нього (σ_{ex} , σ_c , η_t^* , η_k^* , a_c тощо) для розрахункового режиму здійснюється у настільки вузьких межах, що оцінка їх найбільш ймовірних значень в умовах рухових ОКБ зазвичай не є особливими труднощами. Значення таких параметрів, необхідних для розрахунку не оптимізуються, а прогнозуються [69]. Тому для оптимізації відбирають лише ті параметри робочого процесу, які визначають замкнену систему рівнянь терм

газодинамічного розрахунку двигуна і можуть змінюватися у широкому діапазоні значень.

Кількість оптимізованих параметрів залежить, перш за все, від типу ГТД. У робочому процесі ГТД вертольотів з вільною турбіною, як відомо, задача розподілу вільної енергії між гвинтом і соплом не є актуальною, тому тут мова йде про оптимізацію або тільки одного параметра – π_K^* (у разі обраного рівня T_G^* при досягнутому конструктивна-технологічному рівні «гарячої» частини двигуна), або двох параметрів робочого процесу – T_G^* і π_K^* , якщо задається температура деталей турбіни для отримання найвигідніших (раціональних) показників підсистеми.

Застосовувані в сучасній практиці розрахунки, що ґрунтуються на методі скінченних елементів (МСЕ), вимагають значних витрат машинного часу. Згідно з експериментальними результатами, для розрахунку авіаційного ГТД з вільною турбіною (наприклад, ТВ3-117) на I крейсерському режимі (при постійній частоті обертання ротора) слід дотримуватися 4.6×10^{17} операцій з плаваючою крапкою. На суперкомп'ютері продуктивністю 0,6 Тфлопс даний розрахунок може бути виконаний за 14 днів за умови відсутності втрат при розпаралелюванні задач. При багатокритеріальній оптимізації такі обчислення необхідно повторити 1000 і більше разів. Таким чином, вельми актуальним є використання наближених моделей оптимізованих конструкцій, що дозволяють значно скоротити необхідні обсяги обчислень.

Оскільки залежності критеріїв оцінювання ефективності від параметрів робочого процесу мають вигляд близький до квадратичного [70], в якості апроксимуючої поверхні доцільно обрати модель другого порядку, що є еліптичним параболоїдом. Для розв'язання поставленої задачі апроксимації доцільним є обрання методу найменших квадратів (МНК) [71], що обумовлено простотою його реалізації і достовірністю наближення функцій. Можливе застосування робастних методів оцінювання результатів розрахункового

експерименту, що дозволяють знизити кількість грубих помилок експерименту. Модельована за МНК регресійна модель має вигляд [72]:

$$y = ax_1^2 + bx_2^2 + cx_1x_2 + dx_1 + ex_2 + j; \quad (3.56)$$

де x_1 – незалежна змінна, що відповідає рівню підвищення тиску в компресорі π_K^* ; x_2 – незалежна змінна, що відповідає температурі газу перед турбіною компресора T_G^* ; a, b, c, d, e, f – коефіцієнти моделі, що визначаються за допомогою МНК.

Знаходячи частинні похідні від функції y , визначають її мінімум (максимум) і відповідні їй величини x_1 і x_2 відповідно до наступної системи рівнянь:

$$\begin{cases} y'_{x_1} = 2ax_1 + cx_2 + d = 0 \\ y'_{x_2} = 2bx_2 + cx_1 + e = 0 \end{cases} \quad (3.57)$$

Після визначення частинних похідних за рівняннями функцій можна знайти значення незалежних змінних, в яких функції мають мінімум (максимум), а потім обчислити мінімальне (максимальне) значення функції, що буде оптимумом для цієї функції. Для оптимізації однопараметричних задач такий підхід дозволяє використовувати функції $y = f(T_G^*)$ або $y = f(\pi_K^*)$ (рис. 3.5).

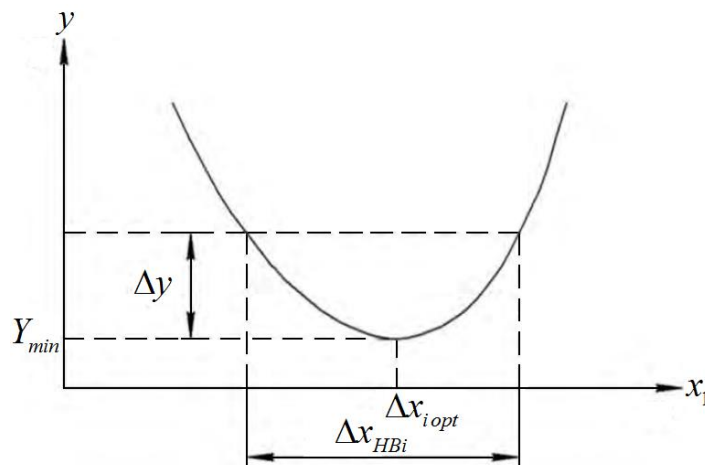


Рисунок 3.5 – Схема утворення діапазону найвигідніших параметрів для однопараметричних задач

На рис. 3.6 показано утворення області раціональних значень параметрів для двопараметричної даної задачі.

Спільне рішення рівняння цільової функції і площини, віддаленої від екстремумів на величину ΔY дозволяє отримати у проекції на площину $x_1 - x_2$ ($\pi_K^* - T_G^*$) для кожної критеріальної функції Y_i замкнуту лінію близьку до еліпса. Ці лінії фактично є межами областей раціональних значень параметрів робочого процесу.

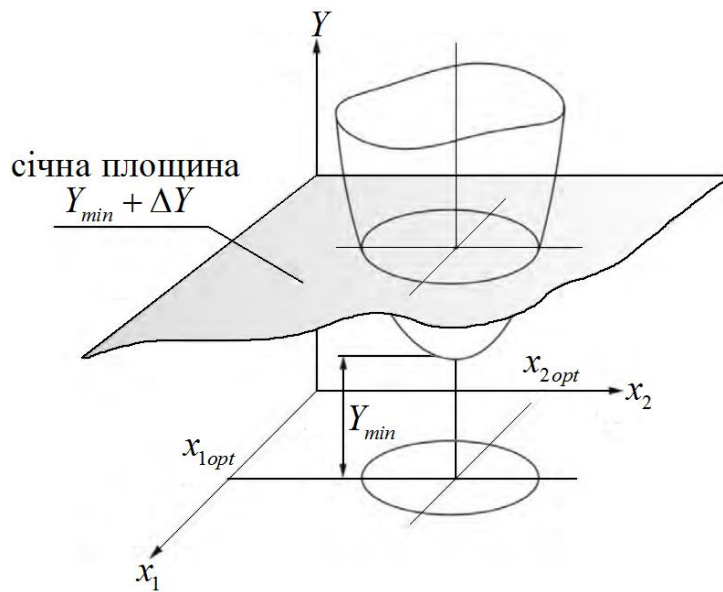


Рисунок 3.6 – Схема отримання області раціональних значень параметрів для двопараметричних задач

Як і в [73], розглянемо в загальному вигляді задачу багатокритеріальної мінімізації з m незалежними змінними, n цілями, p обмеженнями у вигляді нерівностей і q обмеженнями у вигляді рівностей [70]: «мінімізувати $f(x)$ за умови $g(x) > 0$, $h(x) = 0$ », де $x = (x_1 \dots x_m) \in X$ є вектором рішень (незалежних змінних), X – простір параметрів, $f(x)^T = [f_1(x) \dots f_n(x)]$ – цілі, $g(x)^T = [g_1(x) \dots g_p(x)]$ – обмеження у вигляді нерівностей, $h(x)^T = [h_1(x) \dots h_q(x)]$ – обмеження у вигляді рівностей. Вектор рішень $a \in X$ є домінуючим над вектором $b \in X$, тобто $a < b$, якщо виконується умова

$$\forall i \in \{1, \dots, n\} : f_i(a) \leq f_i(b) \wedge \exists j \in \{1, \dots, n\} : f_j(a) < f_j(b). \quad (3.58)$$

Вектор a є недомінованим на множині $X' \subseteq X$, якщо в X' немає вектору, що домінує над a . Множина рішень X' , для якої виконується умова:

$$\forall a' \in X' : \neg \exists a \in X : a \prec a' \wedge \|a - a'\| < \varepsilon \wedge \|f(a) - f(a')\| < \delta. \quad (3.59)$$

де $\|\dots\|$ – метрика відстані, при $\varepsilon > 0$, $\delta > 0$ називається локальним Парето-оптимальною множиною. X' є глобальною Парето-оптимальною множиною, якщо $\forall a' \in X' : \neg \exists a \in X : a \prec a'$ [73].

Таким чином, задача багатокритеріальної оптимізації є задача пошуку глобальної Парето-оптимальної множини рішень. На етапі льотної експлуатації авіаційного двигуна вертольоту дана множина надається експерту (командиру екіпажу повітряного судна), який вибирає один із законів регулювання і, як наслідок, подальші варіанти продовження польоту.

Аналіз навіть спрощених методів термогазодинамічних розрахунків авіаційних двигунів, в тому числі, вертольотів, [72] показує, що на визначення робочого процесу і, отже, конструктивного вигляду двигуна впливають більше 30 параметрів (незалежних змінних). При цьому залежності, що пов'язують цільові і незалежні змінні, є нелінійними, і неможливо гарантувати, що вони є диференційованими функціями. На сьогоднішній день відома низка методів багатокритеріальної оптимізації, що спираються на нелінійне програмування [73] та генетичні алгоритми [74–76]. Один з найбільш ефективних алгоритмів багатокритеріальної оптимізації з обмеженнями – генетичний алгоритм NSGA-II [77]. Особливістю даного алгоритму є те, що на кожному кроці обчислень генерується нова популяція з N рішень, для кожного з яких повинні бути обчислені функції $f(x)$, $g(x)$ і $h(x)$. Типовою є популяція з 100 рішень, яка еволюціонує протягом 500 поколінь. Неважко оцінити, що в цьому випадку необхідно 50000 обчислень функцій $f(x)$, $g(x)$ і $h(x)$. Таким чином, виходячи з практичних міркувань для того, щоб скоротити витрати часу до розумних меж, необхідно запропонувати спосіб знаходження Парето-оптимального набору

рішень не більше ніж за 500 обчислень виразів точних моделей досліджуваних залежностей. Для досягнення цієї мети пропонується використовувати підхід, що ґрунтується на використанні замість задачі багатокритеріальної мінімізації їх наближених моделей.

Розглянемо алгоритм обчислень, наведений у [73] (рис. 3.7).

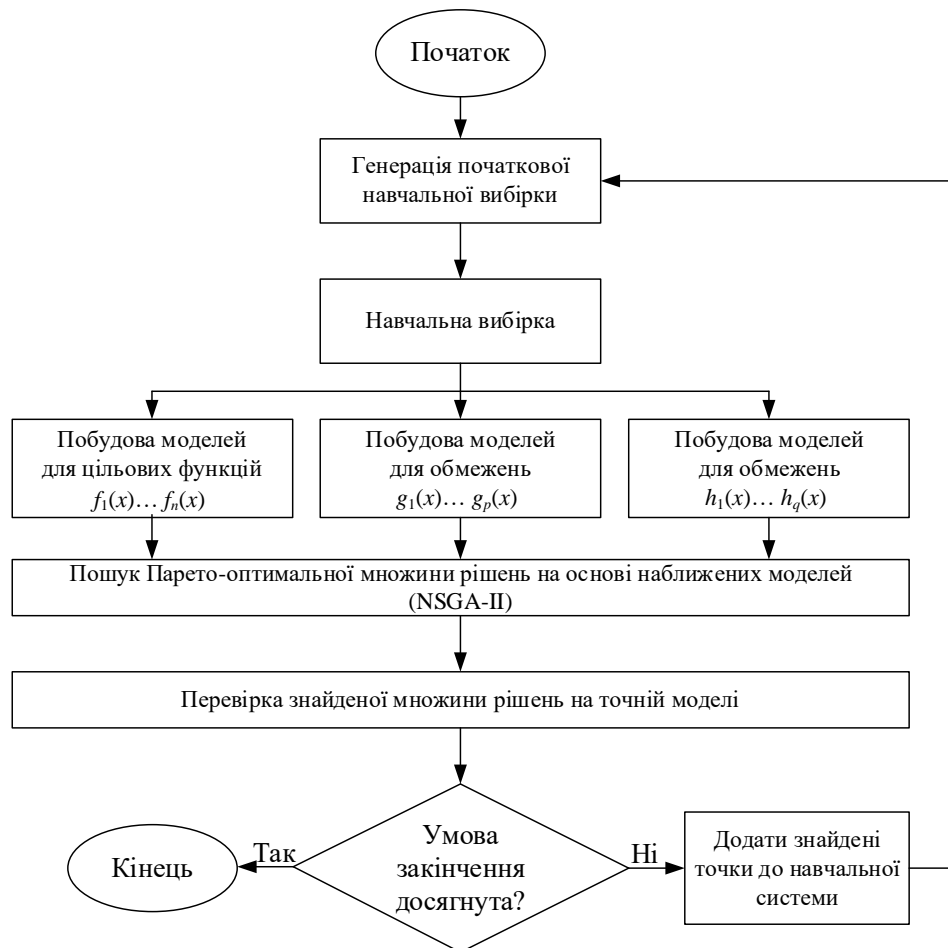


Рисунок 3.7 – Алгоритм методу багатокритеріальної оптимізації

Досліджувані залежності носять міждисциплінарний характер, неможливо гарантувати диференційованість або опуклість цих функцій. Крім того, в умовах експлуатації виробу ніколи не ставиться задача знайти найкращі параметри продукту (тобто глобальну Парето-оптимальну множину), а всі зусилля спрямовані лише на забезпечення виконання заданих технічних вимог. Дуже часто вибирається рішення з менш ефективними параметрами, але

забезпечує велику стійкість до відхилень, які неминуче виникають в процесі виробництва. По-третє, надмірно велика Парето-оптимальна множина вимагає значних витрат часу і ресурсів на аналіз всіх альтернативних рішень, цілком допустимим є наявність 15...20 варіантів параметрів виробу при його експлуатації. Тому у запропонованому методі багатокритеріальної оптимізації використовуються евристичні підходи (еволюційні і генетичні алгоритми).

Описуваний метод (рис. 3.7) складається з наступних кроків.

1. Генерується початкова навчальна вибірка x_s невеликого обсягу $s \in X$ на основі одного з методів планування експерименту, наприклад [78]. Обчислюються вектори значень цільових функцій $f(x_s)$ і обмежень $g(x_s)$ і $h(x_s)$ у всіх отриманих точках.

2. На основі навчальної вибірки x_s і відповідних значень $f(x_s)$, $g(x_s)$ і $h(x_s)$ будуються наближені моделі $f_{набл}(x)$, $g_{набл}(x)$ і $h_{набл}(x)$ всіх досліджуваних залежностей.

3. На основі отриманих наближених моделей $f_{набл}(x)$, $g_{набл}(x)$ і $h_{набл}(x)$ за допомогою алгоритму NSGA-II знаходиться вектор x_{opt} , який визначає Парето-оптимальну множину рішень задачі багатокритеріальної оптимізації.

4. У точках отриманої таким чином множини рішень x_{opt} обчислюються точні значення функцій $f(x_{opt})$, $g(x_{opt})$ і $h(x_{opt})$. Якщо умова закінчення обчислень не виконується, то всі значення, отримані на точних моделях, додаються в навчальну вибірку:

$$\begin{aligned} x_s &= x_s + x_{opt}; \quad f(x_s) = f(x_s) + f(x_{opt}); \\ g(x_s) &= g(x_s) + g(x_{opt}); \quad h(x_s) = h(x_s) + h(x_{opt}). \end{aligned} \tag{3.60}$$

5. Здійснюється повернення до кроку 2, на якому знову будуються наближені моделі.

6. Визначаються наступні умови закінчення обчислень:

– сумарна відносна похибка e побудованих моделей досягає заданого мінімуму:

$$e = \frac{1}{k \cdot (n + p + q)} \cdot \sum_{j=1}^{n+p+q} \sqrt{\sum_{i=1}^k \left(\frac{M_{ij}(x) - F_{ij}(x)}{F_{ij}(x)} \right)^2} \leq \varepsilon. \quad (3.61)$$

де k – кількість рішень в знайденому Парето-оптимальній множині; $M_{ij}(x)$ – значення однієї з функцій $f(x)$, $g(x)$ або $h(x)$, знайдене на основі її наближеною моделі; $F_{ij}(x)$ – значення тієї ж функції, знайдене на основі точної моделі, і ε – досить мале позитивне число. Виконання даної умови означає, що якість побудованих наближених моделей таке, що дозволяє їх використовувати замість точних;

– знаходження одного або декількох векторів $f(x)$, що задовольняють заздалегідь визначеним вимогам $f(x) \leq f_{goal}$ при дотриманні обмежень $g(x) > 0$ і $h(x) = 0$, де f_{goal} – задані експертом значення цільових функцій, достатні для забезпечення необхідних характеристик експлуатованого виробу;

- перевищення допустимої кількості точних обчислень моделей;
- перевищення допустимого часу обчислень.

Ключовим питанням успіху запропонованого алгоритму є вибір ефективного способу побудови наближеної моделі або моделі поверхні відгуку (RSM). Зокрема, для побудови наближених функціональних залежностей використовується метод групового урахування аргументів [79, 80], багатосарові перцептрони та інші моделі. У цій роботі розглядається використання багатокритеріальної задачі оптимізації для моделювання типу «мінімізувати $f(x)$ за умови $g(x) > 0$, $h(x) = 0$ » за допомогою штучних нейронних мереж з радіальним базисом (RBF-мережі), отримані за допомогою еволюційних алгоритмів [81].

Відомо кілька таких методів, зокрема, досить загальний їх опис наведено у [82]. Недоліком цього методу є надмірність в описі мережі (вводяться окремі матриці для опису ваг, зв'язків та вектор для опису нейронів). Спрощений варіант такого способу опису мережі розглянуто у [83]. Відповідно до цього методу об'єктом еволюції є популяція нейронних мереж. Крім того, відомі

роботи [84], що обмежуються розглядом лише нейронних мереж RBF, що дозволяє переходити до розгляду еволюції популяції нейронів, які потім об'єднуються в мережу. Однак останній алгоритм застосовний лише для генеруючих мереж для класифікації зображень, оскільки передбачає знання центрів класів досліджуваних об'єктів.

Основною особливістю методу еволюційних алгоритмів [85], що відрізняє його від аналогічного методу генетичних алгоритмів, є відмова від використання кросоверної операції. У [86] на основі аналізу багатьох джерел було зроблено висновок, що для проблеми генерування нейронних мереж еволюційні алгоритми є більш ефективним методом, оскільки операція кросовера часто призводить до погіршення придатності нащадків.

Для вирішення цієї проблеми була створена нейронна мережа з функціями активації радіального базису [87] (рис. 3.8) з допустимою середньоквадратичною помилкою $E(\omega) = 0,3$ та параметром впливу, рівним 1, значення якого чим більше, тим більший діапазон вхідних значень необхідно враховувати.

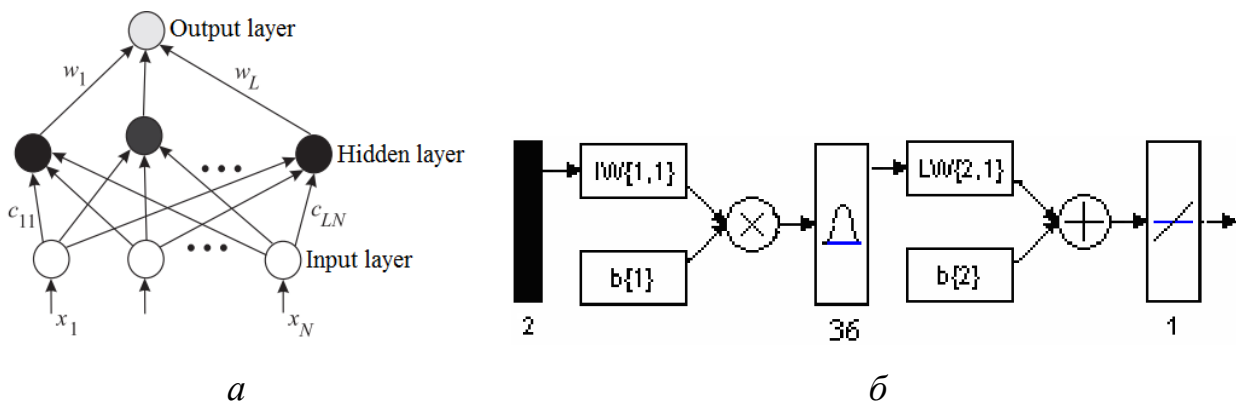


Рисунок 3.8 – Нейронна мережа радіального базису (RBF-мережа):

a – загальний вигляд; *б* – архітектура мережі

Для навчання нейронної мережі RBF використовується градієнтний алгоритм, що ґрунтується на мінімізації цільової функції помилки мережі.

Відповідно до цього алгоритму для кожного елемента обчислюються величини змін вагового коефіцієнта, ширини елемента та координат центру елемента.

У результаті проведених експериментів було виявлено деякі недоліки класичного градієнтного алгоритму навчання нейронної мережі RBF:

1. В алгоритмі навчання нейронної мережі RBF немає правил для початкового завдання кількості елементів мережі та їх параметрів, а також немає правил зміни кількості елементів у процесі навчання. Рівномірне розподілення елементів у робочій області не завжди є оптимальним. Також може виникнути ситуація, коли кількість елементів, задана спочатку, є недостатньою для досягнення необхідної якості навчання.

2. У процесі навчання змінюються параметри всіх елементів мережі. У результаті зі збільшенням кількості елементів обчислювальні витрати на навчання також збільшуються.

3. Нейронна мережа RBF не може досягти сталого стану у процесі навчання у випадках, коли існують елементи з близькими значеннями координат центрів та ширини радіальної функції елементів мережі. Поява таких ситуацій багато в чому залежить від обраної кількості елементів та їх початкових параметрів. Причина погіршення якості навчання у тому, що у градієнтному алгоритмі передбачається, що у вихідне значення нейронної мережі RBF у кожній точці робочої області переважно впливає лише один елемент. За наявності кількох елементів в одній ділянці робочої області зміна їх параметрів відповідно до градієнтного алгоритму не завжди призводить до зменшення помилки навчання.

З метою виключення недоліків класичного градієнтного алгоритму навчання нейронної мережі RBF у роботі пропонується еволюційний алгоритм побудови нейронної мережі RBF.

В якості вхідних елементів було взято час, а в якості вихідних – рівні часового ряду y' . Функції пакета NNT для створення нейронної мережі RBF: `net = newrb (t; y'; 0.3; 1)` – створення радіальної базової нейронної мережі з

навчанням; $yn' = \text{sim}(\text{net}, t)$ – симуляція мережі.

Функція активації нейрона прихованого шару має вигляд:

$$y_i = \varphi(\|x - c_i\|) = e^{-\frac{\|x - c_i\|}{2\sigma_i^2}}; \quad (3.62)$$

де $\|x - c_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - c_{ij})^2}$ – евклідова відстань між вектором вхідних сигналів

$x = (x_1 \dots x_n)$ і центром i -го нейрона $c_i = (c_{i1} \dots c_{iN})$, $i = 1 \dots L$; L – число нейронів в прихованому шарі; N – число нейронів у вхідному шарі; c_i , σ_i – параметри радіальної базисної функції i -го нейрона. Сигнал нейрона вихідного шару визначається зваженим підсумовуванням виходів нейронів прихованого шару

$f_k = \sum_{i=1}^L w_i \cdot y_i$, де w_i – вага зв'язку від i -го нейрона прихованого шару до нейрона

вихідного шару. Введемо позначення: $\mathbf{z} = (z_1 \dots z_p)^T$ – вектор очікуваних значень функції (p – кількість навчальних вибірок), $\mathbf{w} = (w_1 \dots w_L)^T$ – вектор ваг, \mathbf{G} – радіальна матриця, яка має вигляд

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \varphi\|x_1 - c_1\| & \varphi\|x_1 - c_2\| & \dots & \varphi\|x_1 - c_L\| \\ \varphi\|x_2 - c_1\| & \varphi\|x_2 - c_2\| & \dots & \varphi\|x_2 - c_L\| \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \varphi\|x_p - c_1\| & \varphi\|x_p - c_2\| & \dots & \varphi\|x_p - c_L\| \end{pmatrix}; \quad (3.62)$$

Тоді вектор ваг може бути знайдений за формулою:

$$\mathbf{w} = \mathbf{G}^+ \cdot \mathbf{z}; \quad (3.63)$$

де $\mathbf{G}^+ = (\mathbf{G}^T \mathbf{G}^{-1}) \mathbf{G}^T$ – псевдоінверсія прямокутної матриці \mathbf{G} .

Отже, i -й нейрон прихованого шару повністю може бути описаний рядком з $(N + 2)$ дійсних чисел, яка містить вектор $c_i = (c_{i1} \dots c_{iN})$, величину σ_i і значення w_i . Отже, для опису всієї мережі цілком необхідна матриця R розміром $L \times (N + 2)$. Однак, оскільки у даному методі [73] використовується самоадаптивний спосіб настройки ваг, до опису нейрона необхідно додати матрицю η такого ж розміру, що містить варіації (стратегічні параметри еволюційного алгоритму).

В результаті моделювання нейронної мережі RBF на реальних даних була отримана апроксимуюча функція (рис. 3.9, а). На рис. 3.9, б наведено графік відповідної похибки (відхилення фактичних даних від розрахункових).

Як видно з рис. 3.9, б нейронна мережа RBF успішно відновлює залежність π_K і T_G , при цьому похибка апроксимації не перевищує 0,021 %. Згідно з рис. 3.9, а коефіцієнт кореляції Кендалла між параметрами π_K і T_G дорівнює $r_{xy} = 0,946$, що свідчить про сильної кореляції між параметрами π_K і T_G , а помилка апроксимації становить 1,635 % (не перевищує граничних допустимих 10 %). Таким чином, модельні регресорів π_K і T_G були обрані правильно.

Еволюційний алгоритм побудови нейронної мережі радіального базису наведено на рис. 3.10.

У початковій популяції всі параметри в описі мережі започатковано випадковими значеннями з інтервалу (1,0; 1,0). Проводиться обчислення пристосованості всіх особин популяції за формулою:

$$e_m = \frac{1}{T} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^T (Y(t) - Z(t))^2}; \quad (3.64)$$

де T – кількість зразків у навчальній вибірці; $Y(t)$ і $Z(t)$ – очікуване і фактичне значення на виході мережі. Механізм відбору особини ґрунтується на її ранзі. Нехай K особин відсортовані за спаданням функції (4.62) і їм присвоєні номери $0, 1, \dots, (K - 1)$. Тоді особина з номером $(K - j)$ може бути відібрана для мутації з

імовірністю $p(K - j) = j \cdot \left(\sum_{k=1}^K k \right)^{-1}$.

Перед початком мутації випадково вибирається ціле число n з інтервалу (1, L), визначальне номер нейрона, до якого буде застосовуватися операція мутації. До даного нейрона послідовно застосовуються наступні операції мутації.

1. *Модифікація параметрів функції активації.* Використовується гаусівська мутація, згідно з якою нові значення рядка матриці \mathbf{R} для даного

нейрона обчислюються відповідно до виразів:

$$\eta'_{nj} = \eta_{nj} \cdot e^{\tau' \cdot N(0,1) + \tau \cdot N_j(0,1)}; \quad (3.65)$$

$$R'_{nj} = R_{nj} + \eta'_{nj} \cdot N_j(0,1); \quad (3.66)$$

де $N(0, 1)$ – випадкове число, що підкоряється нормальному розподілу з середнім значенням 0 і варіацією 1; $N_j(0, 1)$ означає, що випадкове число

генерується для кожного j -го елемента вектору; $\tau = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot \sqrt{N}}}$; $\tau' = \frac{1}{\sqrt{2 \cdot N}}$.

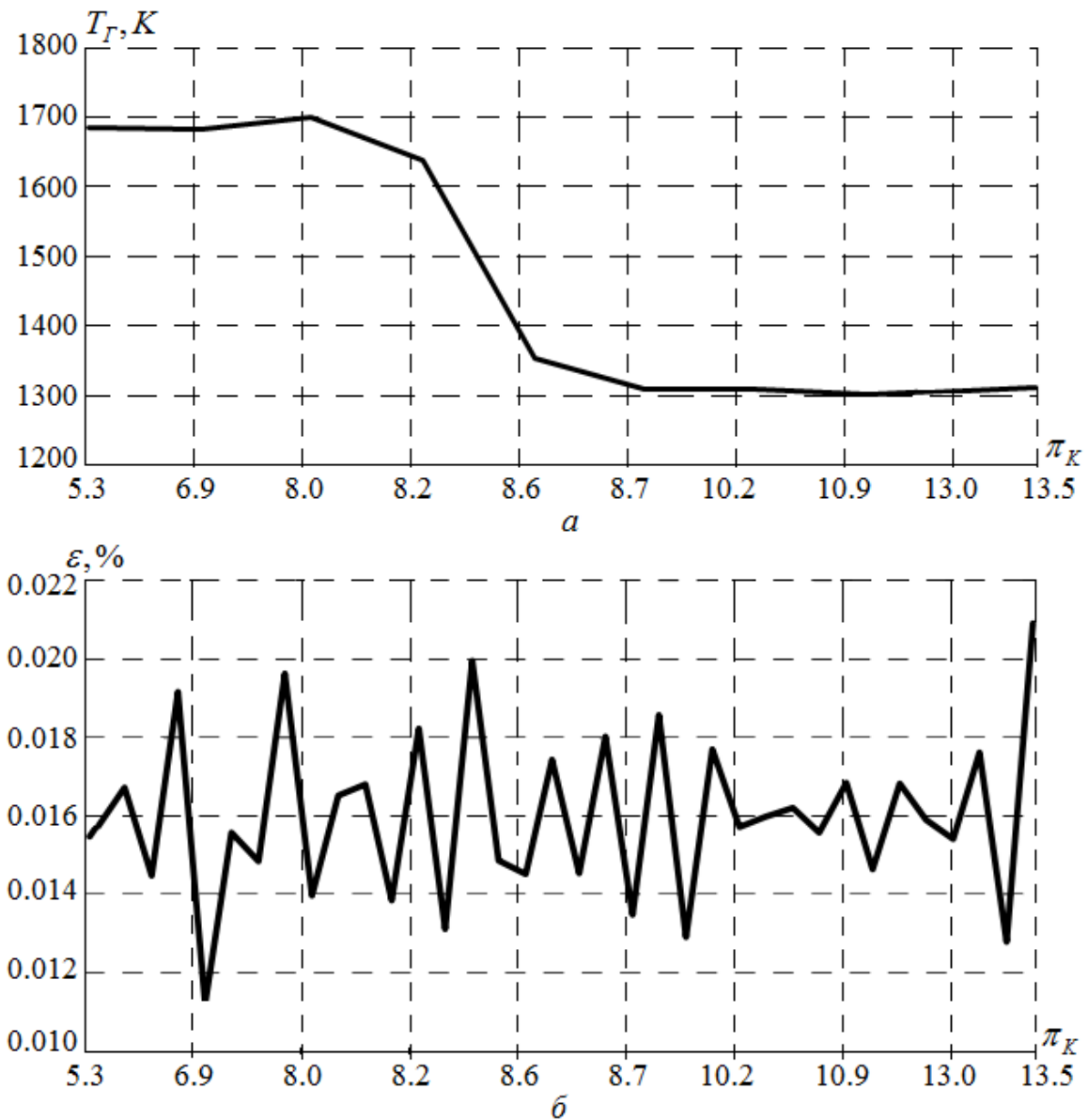


Рисунок 3.9 – Апроксимація даних за допомогою радіальної базисної нейронної мережі: а – графік залежності π_K від $T_{Г}$; б – похибка апроксимації даних RBF

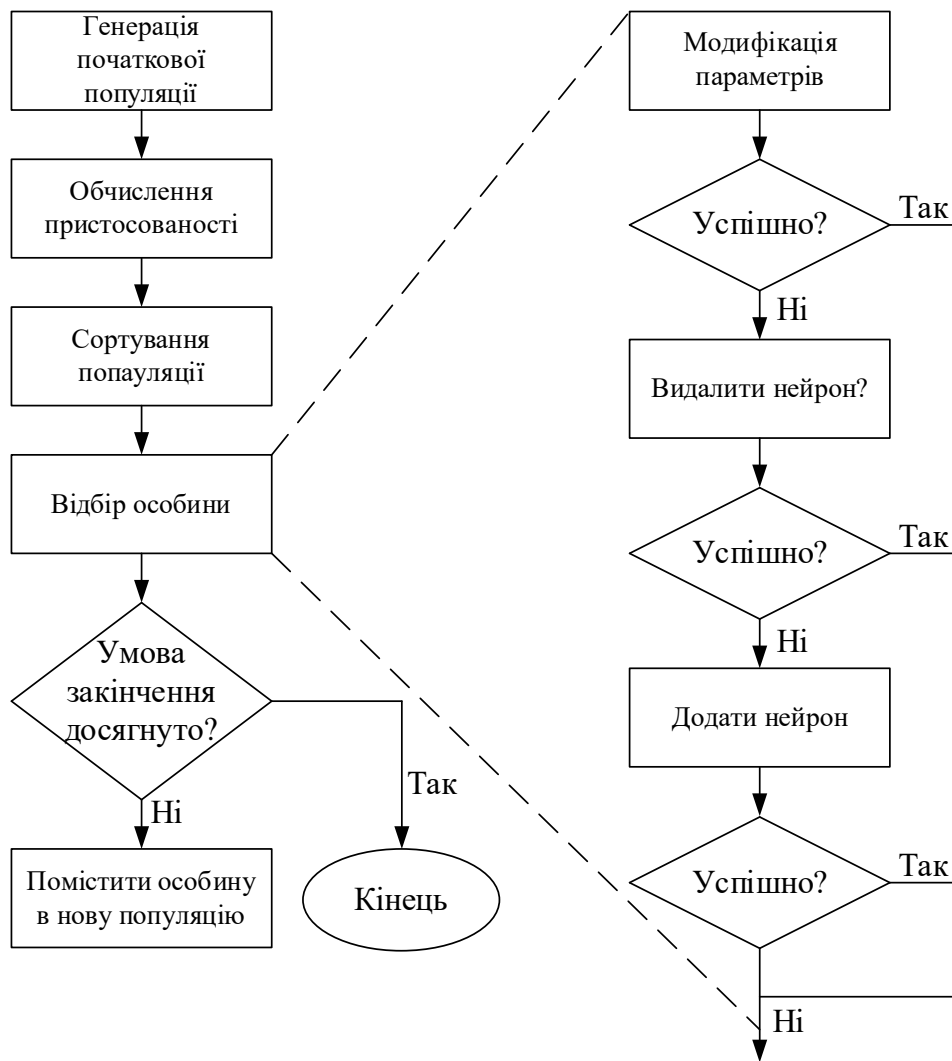


Рисунок 3.10 – Еволюційний алгоритм побудови нейронної мережі радіального базису

Після модифікації параметрів n -го нейрона уточнюються ваги за формулою (3.63) і обчислюється пристосованість отриманої мережі. Якщо вона покращується, отриманий нащадок поміщається в нову популяцію, інші мутації не виробляються. В протилежному випадку рядках R_n і η_n повертаються старі значення і проводиться спроба виконати наступну мутацію.

2. *Видалення нейрона.* Ця операція виконується в разі неуспіху попередньої мутації. Обраний нейрон видаляється, відповідно до виразу (3.63), обчислюються вагові коефіцієнти, оцінюється пристосованість мережі; якщо вона покращується, то отриманий нащадок копіюється в нову популяцію. В

іншому випадку застосовується мутація додавання нейрона.

3. *Додавання нейрона.* Всі параметри додається нейрона ініціалізуються випадковими значеннями з інтервалу $(1,0; 1,0)$, відповідно до виразу (3.63), обчислюються вагові коефіцієнти. У разі поліпшення пристосованості мережі отриманий нащадок копіюється в нову популяцію.

Якщо жодна з мутацій не була успішною, то особина копіюється в популяцію наступного покоління без змін. Відзначимо, що в даному методі використовується так званий «жадібний» алгоритм – спроба видалення нейрона завжди проводиться до спроби його додати. Це забезпечує отримання більш компактних мереж. Крім того, використовується принцип елітизму – найкраща особина поточної популяції копіюється в нову без змін.

Для оцінювання ефективності запропонованого алгоритму розглянемо досліджену в [73] задача апроксимації функції:

$$d(x, y) = 3 \cdot (1 - x)^2 \cdot e^{-x^2 - (y+1)^2} - 10 \cdot \left(\frac{x}{5} - x^3 - y^5 \right) \cdot e^{-x^2 - y^2} - \frac{1}{2} \cdot e^{-(x+1)^2 - y^2} \quad (3.67)$$

при зміні змінних в межах $-3 \leq x \leq 3$ і $-3 \leq y \leq 3$. На основі навчальної вибірки з 625 груп даних $([x, y], d)$, згенерованих при рівномірному розподілі змінних x і y в областях їх визначення, у роботі [88] побудована мережа зі структурою 2–36–1 (2 вхідних нейрона, 36 радіальних нейронів гауссовського типу і один вихідний лінійний нейрон). Застосовувався гібридний алгоритм навчання, у результаті максимальна похибка апроксимації після 200 ітерацій склала 0,06. Згідно з даним методом [73], на основі тієї ж навчальної вибірки за 20 поколінь була згенерована нейронна мережа з 26 радіальними нейронами, похибка апроксимації якої має величину 0,02. Графік функції, що апроксимується представлений на рис. 3.12, а, похибка її наближення на основі даного методу – на рис. 3.12, б. Таким чином, пропонується метод генерації радіальних нейронних мереж дозволяє значно скоротити час обчислень і забезпечує отримання більш ефективних мереж (з меншим числом нейронів і меншою похибкою) в порівнянні з традиційним способом.

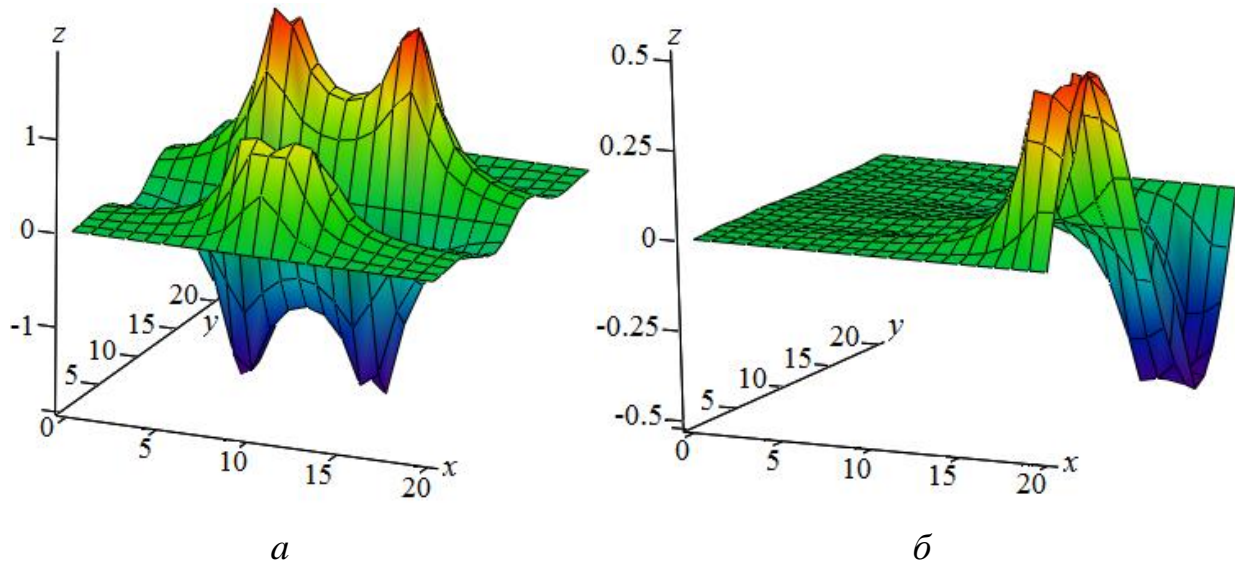


Рисунок 3.11 – 3D-поверхні апроксимуючої функції: *a* – графік тестової функції (3.64); *б* – похибка наближення тестової функції

Наближені моделі функції (3.67) були також побудовані на основі широко відомих і використовуваних на практиці методів, таких, як багат шаровий персептрон, мережа каскадної кореляції і метод групового урахування аргументів. При цьому загальна вибірка з 625 записів випадковим чином була розділена на навчальну (90 % записів) і тестову (10 % записів). Побудова моделі здійснювалась на навчальній вибірці, потім її якість перевірялося на тестовій вибірці. Отримані значення середньоквадратичної похибки (3.64) наведено у табл. 3.6. Даний метод [73] побудови наближених моделей показав найкращі результати.

Якість апроксимації різними методами оцінювалася коефіцієнтом детермінації (табл. 3.7), який характеризує так звану частку «пояснене» дисперсії і визначається як

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - M(y))^2}; \quad (3.68)$$

де y_i – початкові значення, \hat{y}_i – вирівняні значення, $M(y)$ – вибіркове середнє

вихідної серії динаміки. Чим ближче цей коефіцієнт до одиниці, тим краще якість апроксимації.

Таблиця 3.6 – Порівняння різних методів побудови наближених моделей

Модель	Опис побудованої моделі	Середньоквадратична похибка	
		Навчальна вибірка	Тестова вибірка
Багатошаровий персептрон	Два прихованих шару (11 і 4 нейрона) нейронів з логістичною функцією активації, нейрон вихідного шару з лінійною функцією активації	2,525	2,930
Метод групового урахування аргументів	В якості опорних функцій відібрані поліноми другого і третього ступеня і гаусіани	1,010	1,050
Мережа каскадної кореляції	16 нейронів в прихованому шарі з гаусівською функцією активації	0,265	0,440
Запропонований метод	26 нейронів з радіальної функцією активації у прихованому шарі	0,015	0,060

Таблиця 3.7 – Результати оцінювання якості апроксимації

Параметр	Багатошаровий персептрон	Метод угруповання аргументів	Каскадна кореляційна мережа	Наближений метод побудови моделей
Коефіцієнт детермінації R^2	0,632	0,788	0,834	0,992

Незадовільна якість апроксимації з використанням багатошарового персептрона пояснюється його простотою і специфічністю вихідних даних, якими є частота обертання ротора турбокомпресора і температура газів перед турбіною компресора.

На підставі представлених даних можна зробити висновок, що використання нейронних мереж дає прийнятний (досить високий) рівень апроксимації вихідних спостережуваних даних, перш за все, за рахунок наявності в нейронній мережі RBF прихованого шару нейронів з нелінійною

радіально-базисною функцією активації, що дозволяє відслідковувати найменші зміни рівнів досліджуваних часових рядів. При використанні нейронної мережі RBF отримано $R^2 = 0,992$, це той випадок, коли реальний вихід нейронної мережі і бажаний вихід (який за змістом збігається з розрахунковим і реальним значеннями) практично збігаються. Традиційними методами домогтися такого високого значення коефіцієнта детермінації практично неможливо.

Для перевірки ефективності запропонованого методу оптимізації проведемо дослідження на лінійній математичній моделі авіаційного ГТД вертольоту (див. п. 3.3), наприклад, ТВ3-117, що вимагає набагато менших витрат часу на обчислення, ніж модель, представлена в [89, 90], але, в той же час, володіє усіма особливостями реально використовуваних на практиці функції $f(x) \rightarrow \min$ при $g(x) > 0$, $h(x) = 0$. Для створення такої моделі скористаємося результатами роботи [91], де наводяться експериментальні залежності, що пов'язують деякі параметри робочого процесу (наприклад, залежність ККД компресора від частоти його обертання), що дозволяє скоротити число незалежних змінних. Відповідно до цього підходу, а також лінійної математичної моделі авіаційного ГТД вертольоту, розрахунок параметрів робочого процесу авіаційного ГТД вертольоту (у тому числі, ТВ3-117) необхідно проводити у декількох перерізах (на вході в двигун, на вході в компресор, за компресором, за камерою згоряння, за турбіною компресора, за вільною турбіною), як показано на рис. 3.12 і позначених відповідно індексами H , B , K , G , T , CT , де H – навколишнє середовище, B – вхідний пристрій, K – компресор, G – камера згоряння, T – турбіна компресора, CT – вільна турбіна.

Параметри на вході в двигун визначаються швидкістю і висотою польоту. На першому етапі розрахунку для кожного перерізу послідовно визначаються тиск і температура газу. При цьому повинні бути задані ступінь підвищення тиску в компресорі π_K і температура газу перед турбіною компресора T_G . На наступному етапі розрахунку визначаються робота компресора L_K і турбіни

компресора L_T , витрата повітря і питома витрата палива $C_{уд}$, яка необхідна для створення заданої потужності двигуна.

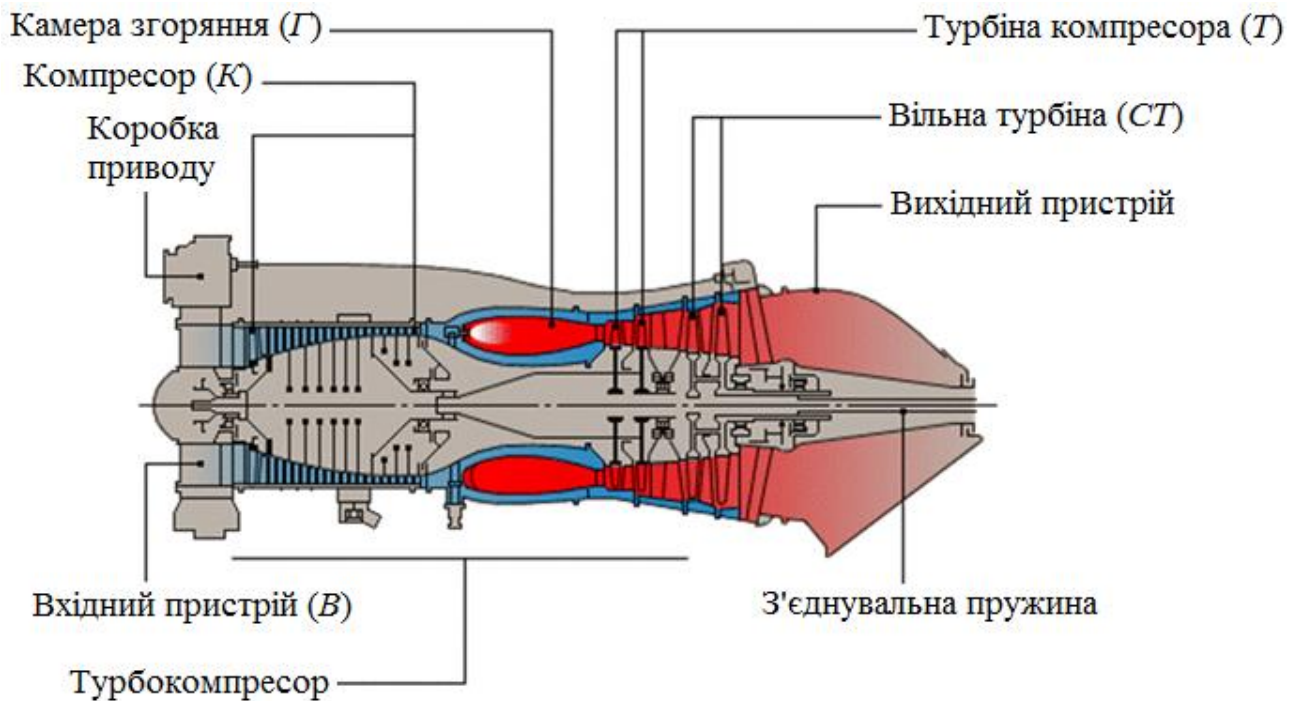


Рисунок 3.12 – Структурна модель авіаційного ГТД вертольоту (авіаційного ГТД з вільною турбіною)

Далі, на основі визначених раніше значень L_K , L_T і максимально можливого значення роботи одному щаблі визначається число ступенів компресора z_K і турбіни z_T , а також частота обертання ротора n . Дані про частоту обертання і геометрії проточної частини дозволяють визначити напругу розтягнення σ_p в лопатці робочого колеса останньої ступені турбіни, яка не повинна перевищувати 250 МПа [92].

Таким чином, відповідно до розглянутої математичної моделлю робочий процес авіаційного ГТД ТВ3-117 повністю визначається сімома незалежними параметрами: π_K – ступінь підвищення тиску в компресорі, T_G – температура газів перед турбіною компресора, λ_B , λ_K , λ_G , λ_T , λ_{CT} – наведені швидкості течії газу за вхідним пристроєм, компресором, камерою згоряння, турбіною

компресора і вільною турбіною відповідно. Обмеженнями при виборі допустимого поєднання незалежних параметрів є h_z – висота лопатки останнього ступеня компресора і σ_p – напруга розтягнення в лопатці робочого колеса останньої ступені турбіни. Таким чином, дана модель дозволяє варіювати значення π_K і T_G для отримання оптимальних параметрів робочого процесу. Залежно $C_{y\delta}$ (кг/Н·год), і σ_p (кг/мм²) від π_K і T_G (К) показані на рис. 3.13, а і б відповідно.

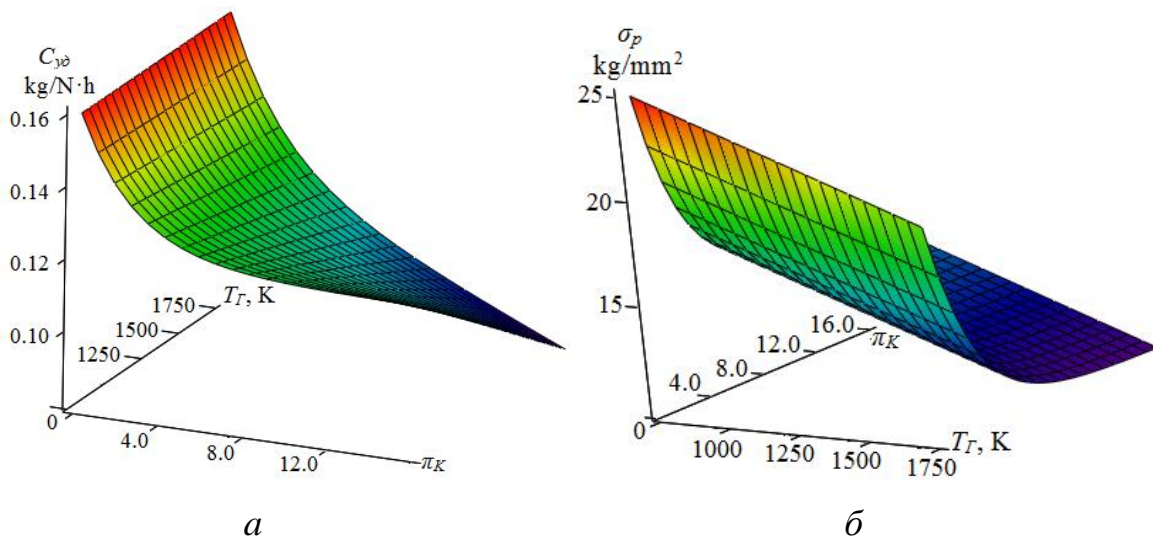


Рисунок 3.13 – Графік впливу незалежних змінних на цільові функції і обмеження

Розглянемо задачу пошуку Парето-оптимальної множини робочого процесу авіаційного ГТД ТВ3-117. В якості цільових змінних, які необхідно мінімізувати, визначимо питому витрату палива $C_{y\delta}$, наприклад, на злітному режимі. Задамо інтервали зміни для незалежних змінних: ступінь стиснення в компресорі $\pi_K = 4...20$, температура газу $T_G = 1300...1800$ К, наведені швидкості течії газу $\lambda_B = 0,6...0,7$, $\lambda_K = 0,25...0,35$, $\lambda_G = 0,15...0,25$, $\lambda_T = 0,4...0,65$, $\lambda_{CT} = 0,5...0,7$ і обмеження: висота лопатки останнього ступеня компресора $h_z > 15$ мм і напруги розтягнення в лопатці останнього ступеня турбіни $\sigma_p > 25$ кг/мм². Розрахункова модель двигуна побудована описаним вище способом. Задамо $\varepsilon =$

0,005 в умови закінчення обчислень (3.57).

Процес розв’язання сформульованої задачі відповідно до алгоритму, показаним на рис. 3.7, представлений в табл. 3.7. На першому кроці була згенерована навчальна вибірка з 45 векторів рішень $\mathbf{x} = (\pi_K, T_G, \lambda_B, \lambda_K, \lambda_G, \lambda_T, \lambda_{CT})$ відповідно до центральним композитним планом експерименту з центрами на гранях (CCF – Central Composite Design with Face Centered). З цих 45 рішень 9 задовольняли обмеженням і 7 були недомінованими.

На підставі даної вибірки були побудовані наближені моделі для цільових змінних і обмежень на основі нейронних мереж радіального базису відповідно до методу, описаного вище. У табл. 3.8 для кожної моделі наведені кількість нейронів в прихованому шарі N_h і пристосованість, обчислена згідно з виразом (3.64).

Таблиця 3.8 – Процес пошуку Парето-оптимальної множини рішень

Ітерації		Перша ітерація	Друга ітерація	Третя ітерація	Результат
Кількість рівнянь у навчальній вибірці		50	140	230	320
Кількість рівнянь, що задовольняють обмеженням		10	45	110	200
Розмір оптимального набору Парето		8	15	24	40
Модель C_{y0}	N_h	37	39	35	–
	e_m	0,00009	0,00011	0,00007	–
Модель σ_p	N_h	37	40	38	–
	e_m	0,02542	0,01768	0,34325	–
Модель h_z	N_h	40	35	36	–
	e_m	0,00005	0,00004	0,00004	–
Загальна відносна похибка моделей		e	0,0065	0,0054	0,0037

На підставі отриманих моделей за допомогою алгоритму NSGA-II (розмір популяції – 100 особин, 500 поколінь навчання) було знайдено множину з 100 Парето-оптимальних рішень, сумарна відносна похибка (3.60) при цьому склала $e = 0,0065$. Після перевірки даних рішень на точній моделі, вони були додані до навчальної вибірки, розмір якої тепер склав 140 векторів (з них

задовольняли обмеженням – 45, належали множині Парето-оптимальних – 15), і весь цикл обчислень був повторений заново (друга ітерація). Всього було виконано три ітерації, для чого потрібно було 320 викликів функцій мінімізації. Сумарна відносна похибка моделей, побудованих на другий ітерації, склала $e = 0,0054$, на третій ітерації – $e = 0,0037$. Деякі зі знайдених Парето-оптимальних параметрів робочого процесу авіаційного ГТД ТВ3-117 представлені у табл. 3.9.

Результати всіх ітерацій представлені на рис. 3.14 (в дужках вказано кількість точок в навчальній вибірці / кількість точок, що належать Парето-оптимальної множини рішень).

Таблиця 3.9 – Варіанти параметрів робочого процесу авіаційного ГТД ТВ3-117 в режимі льотної експлуатації вертольоту

C_{yD} кг/Н·год	σ_p кг/мм ²	h_z , мм	π_K	T_G , К	λ_B	λ_K	λ_G	λ_T	λ_{CT}
0,085	12,9	15	13,0	1310	0,685	0,250	0,25	0,640	0,682
0,089	17,4	15	10,9	1302	0,693	0,278	0,25	0,462	0,577
0,092	17,7	15	10,2	1308	0,693	0,299	0,25	0,468	0,581
0,096	17,5	15	8,7	1308	0,693	0,343	0,25	0,507	0,586
0,101	16,9	15	8,6	1354	0,693	0,343	0,25	0,539	0,593
0,109	17,0	15	8,7	1466	0,693	0,343	0,25	0,525	0,599
0,115	17,1	15	8,6	1545	0,693	0,343	0,25	0,508	0,575
0,124	17,7	15	8,2	1638	0,693	0,343	0,25	0,485	0,564
0,130	17,2	16	8,0	1699	0,693	0,343	0,25	0,505	0,542
0,137	21,5	19	6,9	1684	0,693	0,343	0,25	0,443	0,529
0,146	24,2	23	5,3	1686	0,693	0,343	0,25	0,469	0,511

На рис. 3.14, а також показано Парето-оптимальну множину (фронт Парето), отриману методом NSGA-II (100 особин в популяції, 500 поколінь) на основі точної моделі. Для знаходження даної множини знадобилося 50000 звернень до функцій мінімізації. На рис. 3.14, б представлено порівняння трьох Парето-оптимальних множин рішень: отриманого на основі запропонованої наближеною моделі (320 викликів точної моделі) і отриманого на основі точної моделі за 500 звернень (100 особин в популяції, 5 поколінь) і за 50000 звернень (100 особин в популяції, 500 поколінь).

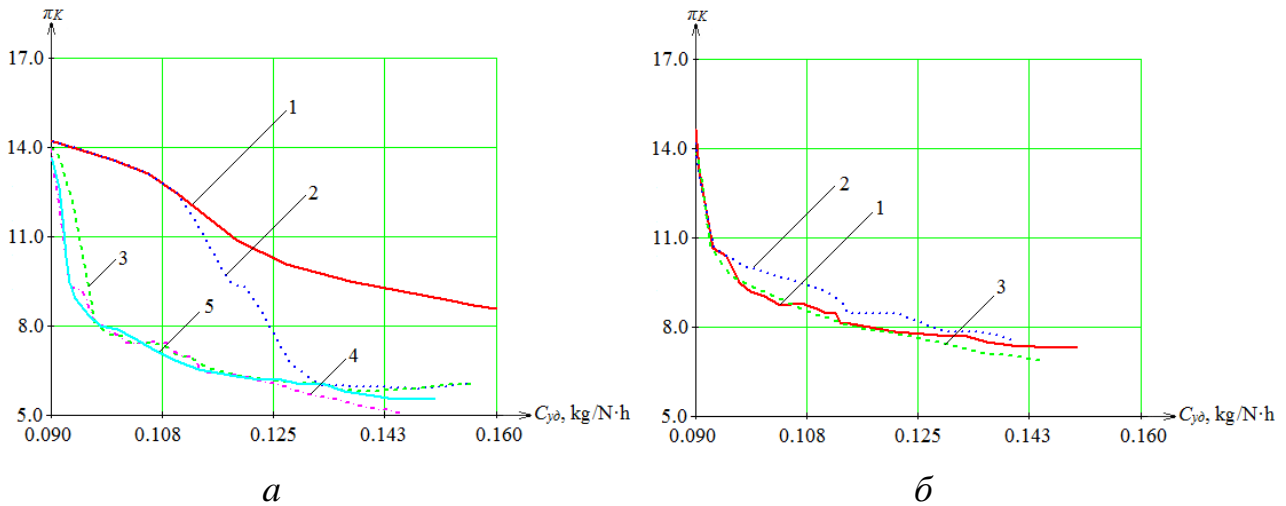


Рисунок 3.14 – Результати: *a* – еволюція парето-оптимальних наборів рішень в процесі обчислень: 1) початкова навчальна вибірка (50/8), 2) перша ітерація (140/15), 3) друга ітерація (230/24), 4) третя ітерація. ітерація (320/40); 5) рішення на основі точної моделі (50000/100); *б* – порівняння трьох Парето-оптимальних наборів рішень: 1) наближена модель, 2) точна модель – 5 поколінь, 3) точна модель – 500 поколінь

Отримані результати свідчать, що запропонований метод побудови наближених моделей дозволяє скоротити витрати машинного часу на розрахунки при багатокритеріальній оптимізації з обмеженнями більш ніж у 100 разів.

Програмне забезпечення, що реалізує описаний метод, написано на мові Python 2.6 за допомогою бібліотек `numpy` і `scipy`. Програма складається з чотирьох модулів (рис. 3.15), що реалізують планування експерименту, багатокритеріальну оптимізацію за методом NSGA-II, побудова наближених моделей на базі RBF-мереж, як це було описано вище, і графічний інтерфейс користувача. Висока швидкість роботи запропонованих методів, а також швидкість обчислень за допомогою бібліотек `numpy` і `scipy` мови Python дозволило розмістити всі компоненти системи на одній робочій станції без втрати продуктивності. Обмін із зовнішніми програмними системами, в яких здійснюється обчислення точних моделей, ведеться через файли обміну. Дані

системи можуть бути застосовані в паралельному середовищі на обчислювальному кластері.

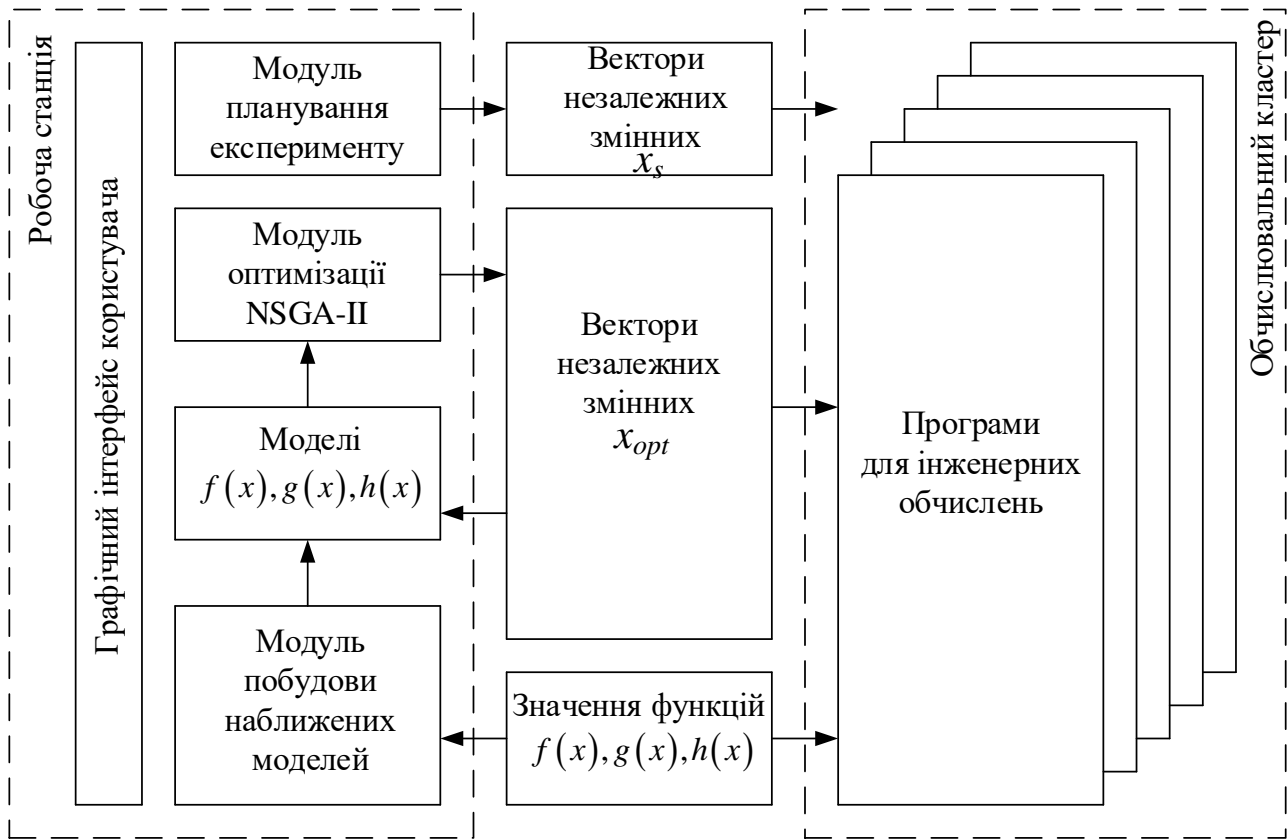


Рисунок 3.15 – Програмна реалізація запропонованого методу [73]

Висновки до розділу

1. Визначено характерні особливості інтелектуальної нейромережевої системи автоматизації моніторингу та управління експлуатацією технічного стану авіаційних двигунів вертольотів, що дозволяє ефективно і якісно вирішувати широкий спектр комплексних задач на основі кількісних і якісних моделей, об'єднаних єдиним інформаційним простором, а також можливість використання даних підходів при вирішенні подібних задач в польотних режимах.

2. Розроблено математичну модель авіаційного двигуна з вільною турбіною, що ґрунтується на рівняннях процесів, що перебігають в основних

елементах двигуна, за допомогою якої визначаються основні термогазодинамічні параметри даного типу двигуна, які є вхідними параметрами пропонованої інтелектуальної системи автоматизації моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів в польотних режимах.

3. Описана задача та шляхи її розв'язку удосконалення бортової системи моніторингу технічного стану авіаційних двигунів вертольотів із використанням нейромережевих технологій, в ході якої розроблено алгоритм побудови нейронної мережі, особливістю якого є використання вхідної одномірної і багатомірної фільтрації Калмана задля підвищення модельних значень координат виходу лінійної адаптивної бортової нейромережевої моделі авіаційного двигуна вертольоту.

4. Отримав подальший розвиток метод побудови наближеної моделі досліджуваного об'єкта, що базується на алгоритмі багатокритеріальної оптимізації, із застосуванням нейронних мереж РБФ, який за рахунок використання спрощеної математичної моделі авіаційного двигуна вертольоту, а також газодинамічних функцій, дозволяє оптимізувати параметри його робочого процесу під час польоту вертольоту.

5. Застосований метод побудови наближеної моделі досліджуваного об'єкта дозволяє отримати області раціональних значень параметрів для двопараметричних задач на прикладі параметрів робочого процесу авіаційного ГТД ТВ3-117 – ступеня підвищення повітря тиску в компресорі і температури газів перед турбіною компресора.

6. Отримано варіанти оптимального робочого процесу авіаційного ГТД ТВ3-117 на злітному режимі, які дозволяють застосувати оптимальну програму регулювання для отримання максимальної потужності двигуна. Отримані результати свідчать, що запропонований метод побудови наближених моделей дозволяє скоротити витрати машинного часу на розрахунки при багатокритеріальної оптимізації з обмеженнями більш ніж в 100 разів.

Список використаних джерел

1. Конструкция и эксплуатация двигателя ТВ3-117В : учебное пособие. 185 с. URL: <https://tehclub.site/storage/products/07-20/konstruktsiya-i-ekspluatatsiya-dvigatelya-tv3117v.pdf>
2. Кеба И. В. Конструкция и эксплуатация двигателя ТВ3-117ВМ/ВМА : учебное пособие. Кременчуг: КЛК НАУ, 2010. 184 с.
3. Формування програм технічного обслуговування авіаційних двигунів / Дмитрієв С. О., Бурлаков В. І., Попов О. В., Попов Д. В. *Авіаційно-космічна техніка і технології*. 2013. № 7 (104). С. 190–194.
4. Дмитрієв С. О., Бурлаков В. І., Попов О. В., Попов Д. В. Формалізація процедур та визначення оптимальних програм технічного обслуговування повітряних суден та авіаційних двигунів. *Авіаційно-космічна техніка і технології*. 2014. № 9 (116). С. 177–181.
5. Бармин И. В., Юсупов Р. М., Прохорович В. Е. Концепция управления состоянием сложных технических комплексов за пределами плановых сроков эксплуатации. *Информационные технологии*. 2000. № 5. С. 2–7.
6. Саранцев В. В. Методические аспекты перевода авиационных двигателей на эксплуатацию по состоянию. *Испытания авиационных двигателей*. 1986. № 14. С. 3–8.
7. Саранцев В. В. Цели и методы контроля состояния двигателей при эксплуатации по состоянию. *Испытания авиационных двигателей*. 1986. № 14. С. 8–18.
8. Морозов А. А., Саранцев В. В. Структура и особенности систем эксплуатации двигателей по техническому состоянию. *Испытания авиационных двигателей*. 1987. № 15. С. 155–162.
9. Gas turbine engines diagnosing using the methods of pattern recognition / S. Dmitriev, O. Popov, O. Yakushenko, V. Potapov, O. Pashchuk. *Авиационно-космическая техника и технология*. 2017. № 8. С. 115–120.

10. Дмитриев С. А., Бурлаков В. И., Попов А. В., Попов Д. В. Система обеспечения качества технического обслуживания авиационной техники. *ABIA-17: XIII Міжнародна науково-технічна конференція, 19–21 квітня 2017 р.* С. 17.1–17.4.

11. Дмитрієв С. О., Бурлаков В. І., Попов О. В., Попов Д. В. Створення інформаційних технологій забезпечення процесів ТО ПС та авіаційних двигунів системі збереження льотної придатності АТ. *ИРТК-2013: VI міжнародна науково-практична конференція.* 2013. С. 185–187.

12. Popov O., Dmytriev S., Burlakov V., Popov D. Formalization of procedures and determining the optimal maintenance of aircraft and aircraft engine programs. *Safety in aviation and space technology: III world congress Aviation in the XXI-st century.* 2014. P. 161–164.

13. Popov O., Dmytriev S., Burlakov V., Popov D. Technological processes and quality control in aircraft engine maintenance. *Aviation.* 2015. Vol. 19, iss. 3. P. 133–137.

14. Puchikov Y., Molodtsov N., Rugain A. Problems of continued airworthiness the aircraft fleet of Ukraine. *Proceedings of the National Aviation University.* 2014. No 4 (61). P. 105–109.

15. Goncharenko A. V. Alternativeness of control and power equipment repair versus purchasing according to the preferences of the options. *Electronics and control systems: Scientific journal.* 2016. No 4 (50). P. 98–101.

16. Інформаційні технології забезпечення конструктивно-експлуатаційних властивостей повітряних суден та авіадвигунів / Дмитрієв С. О., Попов О. В., Попов Д. В., Арістов Г. О. *Вісник двигунобудування.* 2015. № 2. С. 67–72.

17. Kasianov V. A., Goncharenko A. V. Subjective entropy approach applicability to aeronautical engineering operational problems. *ABIA-17: XIII Міжнародна науково-технічна конференція, 19–21 квітня 2017.* С. 17.5–17.8.

18. Юрченко О. І., Терлецька Н. В. Поступові кроки з наближення галузі

цивільної авіації до стандартів європейського союзу в питаннях підтримання льотної придатності повітряних суден. *ABIA-17: XIII міжнародна науково-технічна конференція*, 19–21 квітня 2017. С. 17.22–17.24.

19. Юрченко О. І. Особливості аутсорингу технічного обслуговування експлуатантами повітряних суден. *ABIA-17: XIII міжнародна науково-технічна конференція*, 19–21 квітня 2017. С. 17.52–17.55.

20. Gas turbine engines diagnosing using the methods of pattern recognition / Dmitriev S. et al. *Авіаційно-космічна техніка і технологія*. 2017. № 8/143. С. 115–120.

21. Владов С. И., Климова Я. Р. К вопросу формирования информативных диагностических каналов, исходя из рабочих процессов, протекающих в двигателе вертолета Ми-8МТВ. *Авіація, промисловість, суспільство* : матеріали I Всеукраїнської наук.-практ. конф. молодих вчених, курсантів і студентів, 27 квітня 2018 р. Кременчук : КЛК НАУ, 2018. С. 136–138.

22. Владов С. И., Климова Я. Р., Васильев Д. А. К вопросу контроля и диагностики технического состояния масляной системы авиационных двигателей с применением нейронных сетей. *Авіація, промисловість, суспільство* : матеріали I Всеукраїнської наук.-практ. конф. молодих вчених, курсантів і студентів, 27 квітня 2018 р. Кременчуг: КЛК НАУ, 2018. С. 138–139.

23. Rolls-Royce. *The Magazine*. 2000. Issue 87. P. 10–15.

24. Rolls-Royce. *The Magazine*. 2003. Issue 96. P. 26–31.

25. Astrom K. J., McAvoy T. J. Intelligent Control: An Overview and Evaluation. In: *Handbook of Intelligent Control. Neural, Fuzzy, and Adaptive Approaches* / D.A. White, D.A. Sofge (eds.). Van Nostrand Reinhold, New York, 1992. P. 3–34.

26. Шмельов Ю. М., Владов С. И., Климова Я.Р. Характерні особливості інформаційної системи ідентифікації технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117. *Весняні наукові читання* : матеріали XIX Міжнародної науково-практичної конференції, 18 квітня, 2018 р. Вінниця : Наука та практика, 2018. Ч.

6. С. 29–34.

27. Климова Я. Р., Владов С.И. Проблематика информационного обеспечения определения, диагностики и прогнозирования летных характеристик вертолета. *Авіація і космонавтика* : матеріали ІХ Всеукраїнської науково-практичної конференції, 17 квітня 2018 р., Кривий Ріг. Кривий Ріг : КК НАУ, 2018. С. 59.

28. Васильев В. И., Жернаков С. В., Уразбахтина Л. Б. Нейросетевой контроль параметров газотурбинного двигателя. *Нейрокомпьютеры: разработка и применение*. 2001. № 1. С. 37–43.

29. Васильев В. И., Жернаков С. В. Контроль и диагностика технического состояния авиационных двигателей на основе интеллектуального анализа данных. *Вестник УГАТУ*. 2006. Т. 7. № 2 (15). С. 71–81.

30. Жернаков С. В. Контроль и диагностика технического состояния авиационных двигателей на основе интеллектуального анализа данных : дис... докт. техн. наук : 05.13.01. Уфа, 2006. 350 с.

31. Машошин О. Ф. Диагностика авиационных газотурбинных двигателей с использованием информационного потенциала контролируемых параметров : дис... докт. техн. наук : 05.22.14. Москва, 2005. 233 с.

32. Особенности использования FU-GE-NE-SYS алгоритмов в процессе синтеза нейронной модели состояния авиационного двигателя / Дмитриев С. А. и др. *Авиационно-космическая техника и технологии*. 2000. Вып. 19. С. 372–376.

33. Жернаков С. В. Активная диагностическая экспертная система. *Проблемы машиностроения и надежности машин*. 2002. № 1. С. 92–99.

34. Isermann R. Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing. *Automatica*. 1993. Vol. 29. P. 815–836.

35. Zedda M., Singh R. Fault diagnosis of a turbofan engine using neural networks: a quantitative approach. *Proc. of the 34th AIAA / ASME / SAE / ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit*. 1998. P. 1–10.

36. Легконогих Д. С. Применение нейросетевых технологий в системах диагностики авиационных силовых установок. *Известия Самарского научного центра Российской академии наук*. 2012. Т. 14. № 4 (2). С. 639–643.

37. Жернаков С. В. Параметрическая идентификация ГТД гибридным ансамблем нейросетей. *Нейрокомпьютеры : разработка и применение*. 2001. № 4–5. С. 31–35.

38. Жернаков С. В. Распознавание параметров авиационного двигателя нейросетями. *Автоматизация и современные технологии*. 2003. № 4. С. 29–31.

39. Жернаков С. В. Идентификация параметров авиационного двигателя на основе нейронных сетей. *Информационные технологии*. 2003. № 12. С. 31–39.

40. Жернаков С. В. Применение технологии нейронных сетей для диагностики технического состояния авиационных двигателей. *Интеллектуальные системы в производстве*. 2006. № 2. С. 70–83.

41. Жернаков С. В. Идентификация характеристик ГТД на основе технологии нейронных сетей. *Полет*. 2006. № 10. С. 9–15.

42. Жернаков С. В. Идентификация характеристик газотурбинного двигателя на основе нейронных сетей. *Приборы и системы. Управление. Контроль. Диагностика*. 2006. № 11. С. 49–55.

43. Васильев В. И., Жернаков С. В. Классификация режимов работы ГТД с использованием технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2009. Т. 12. № 1 (30). С. 53–60.

44. Васильев В. И., Жернаков С. В., Муслухов И. И. Бортовые алгоритмы контроля параметров ГТД на основе технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2009. Т. 12. № 1 (30). С. 61–74.

45. Жернаков С. В., Равилов Р. Ф. Идентификация обратной многорежимной модели ГТД по параметрам его масляной системы на основе технологии нейронных сетей. *Вестник ИжГТУ*. 2011. № 3 (51). С. 126–129.

46. Жернаков С. В., Равилов Р. Ф. Тренд-анализ авиационного ГТД на

основе технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2011. Т. 15, № 4 (44). С. 25–32.

47. Жернаков С. В., Иванова Н. С., Равилов Р. Ф. Контроль и диагностика технического состояния масляной системы ГТД с использованием технологии нейронных сетей. *Вестник УГАТУ*. 2012. Т. 16, № 2 (47). С. 210–220.

48. Жернаков С. В., Кинарский А. В. Отладка параметров авиационного газотурбинного двигателя на основе нейросетевых технологий. *Вестник УГАТУ*. 2013. Т. 17, № 5 (58). С. 26–30.

49. Жернаков С. В., Гильманшин А. Т. Новые алгоритмы бортовой диагностики авиационного газотурбинного двигателя на базе нейро-нечетких сетей. *Вестник УГАТУ*. 2015. Т. 19, № 2 (68). С. 63–68.

50. Kiakojoori S., Khorasani K. Dynamic neural networks for gas turbine engine degradation prediction, health monitoring and prognosis. *Neural Computing & Applications*. 2016. Vol. 27. No. 8. P. 2151–2192.

51. Владов С. І., Шмельова Т. Ф., Шмельов Ю. М. Контроль і діагностика технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах за допомогою нейромережових технологій : Монографія. Кременчук : ПП Щербатих А. В., 2020. 200 с.

52. Черкез А. Я. Инженерные расчеты газотурбинных двигателей. Москва : Машиностроение, 1965. 380 с.

53. Епишев Н. И. Исследование характеристик и параметрическая диагностика авиационных ГТД, работающих в наземных условиях : дис... канд. техн. наук : 05.07.07. Казань, 1983. 204 с.

54. Теория автоматического управления силовыми установками летательных аппаратов: Управление ВРД / Белкин Ю. С. и др.; под ред. А. А. Шевякова. Москва : Машиностроение, 1976. 344 с.

55. Юнаков Л. П. Термодинамический расчет ТРД и ТРДФ. Санкт-Петербург : Балтийский государственный технический университет «Военмех», 2013. 64 с.

56. Владов С. И., Климова Я. Р., Васильев Д. А. К вопросу контроля и диагностики технического состояния масляной системы авиационных двигателей с применением нейронных сетей. *Авіація, промисловість, суспільство* : матеріали I Всеукраїнської наук.-практ. конф. молодих вчених, курсантів та студентів, 27 квітня 2018 р. Кременчук : КЛК НАУ, 2018. С. 138–139.

57. Шмельов Ю. М., Владов С. И., Клімова Я. Р. Щодо питання розробки інформаційної системи ідентифікації технічного стану авіаційного турбовального двигуна ТВ3-117. *Наукові дослідження : закономірності та парадокси* : матеріали Міждисциплінарної наук.-практ. конф., 18 травня 2018 р. Київ : Юдіна Л. І., 2018. С. 20–22.

58. Применение нейросетевых технологий в системе контроля технического состояния авиационного двигателя ТВ3-117 в полетных режимах / Шмелев Ю. Н., Владов С. И., Крышан А. Ф., Гвоздик С. Д. *Радиотехника*. 2018. Вып. 194. С. 147–154.

59. Neuro-mechanical methods of control and diagnostics of the technical state of aircraft engine TV3-117 in film regions / Vladov S. et al. *Visnyk of Kherson National Technical University*. 2020. No. 1 (72). Part 1. P. 141–154.

60. Prediction of the technical condition of the TV3-117 aircraft engine in the conditions of on-board implementation based on neural network technologies / Shmelov Y., Vladov S., Tsarenko A. et al. *2019 IEEE 2nd Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON-2019)*, Lviv, Ukraine, 02–06 July 2019. 2019. P. 883–888.

61. Куликов Г. Г. Динамические модели авиационных газотурбинных двигателей для создания и эксплуатации систем автоматического управления. *Вестник УГАТУ*. 2000. № 2. С. 157–164.

62. Нейрокомпьютеры в авиации (самолеты) : книга 14 / под ред. В. И. Васильева, Б. Г. Ильясова, С. Т. Кусимова. Москва : Радиотехника, 2003. 496 с.

63. Васильев В. И., Валеев С. С. Оценка сложности нейросетевых моделей на основе энтропийного подхода. *Нейрокомпьютеры, разработка, применение*. 2004. № 9. С.10–16.

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

65. Кузнецова Т. А., Августинович В. Г., Якушев А. П. Статистический анализ процессов в системах управления авиационных двигателей с бортовыми математическими моделями. *Научно-технический вестник Поволжья*. 2014. № 35. С. 236–238.

66. Лялькина Г. Б., Бердышев О. В. Математическая обработка результатов эксперимента. Пермь : Издательство Пермского национального исследовательского политехнического университета, 2013. 78 с.

67. Borguet S., Dewallef P., Leonard O. On-line transient engine diagnostics in a Kalman filtering framework. *Proceedings of ASME Turbo Expo 2005: Power for Land, Sea and Air*, 06–09 June, 2005, Reno-Tahoe. 2005. GT2005-68013. 9 p. URL: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1074.385&rep=rep1&type=pdf>

68. Кузнецова Т. А., Губарев Е. А., Лихачева Ю. В. Алгоритмы оптимальной фильтрации в задачах идентификации параметров систем автоматического управления авиационных двигателей. *Информационно-измерительные и управляющие системы*. 2014. Т. 12, № 9. С. 12–20.

69. Liu G. P., Yang J. B., Whidborne J. F. Multiobjective optimization and control. Baldock: Research Studies Press Ltd. 2003. 330 p.

70. Иванов А. Б., Григорьев В. А. Оптимальное согласование параметров вертолетов и двигателей в подсистеме «Аппарат» САПР малоразмерных ГТД. *Проектирование и конструкция вертолетов* : труды II научных чтений,

посвященных памяти академика Б. Н. Юрьева, 1988. С. 38–47.

71. Тунаков А. П. Методы оптимизации при доводке и проектировании газотурбинных двигателей. Москва : Машиностроение, 1979. 184 с.

72. Григорьев В. А., Радько В. М., Калабухов Д. С. Аппроксимационные модели критериев оценки эффективности малоразмерного газотурбинного двигателя для многоцелевого вертолета. *Авиационно–космическая техника и технология*. 2011. № 9 (86). С. 19–24.

73. Зеленков Ю. А. Метод многокритериальной оптимизации на основе приближенных моделей исследуемого объекта. *Вычислительные методы и программирование*. 2010. Т. 11. С. 250–260.

74. Deb K. (1998), “Multi-objective genetic algorithms: problem difficulties and construction of test problems”, *Evolutionary Computation*, vol. 7, no 3, pp. 205–230.

75. Ntantis E. L., Li Y. G. The impact of measurement noise in GPA diagnostics analysis of a gas turbine engine. *International Journal of Turbo & Jet Engine*. 2013. Vol. 30 (4). Pp. 401–408.

76. Schittkowski K., Zillober C. Nonlinear Programming: Algorithms, Software, and Applications. *System Modeling and Optimization : Proceedings of the 21st IFIP TC7 Conference held in July 21st–25th, 2003, Sophia*, pp. 73–107.

77. Zitzler E., Thiele L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength Pareto approach. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 1999. Vol. 3. No 4. Pp. 257–271.

78. Владов С. І., Семенов В. О., Гвоздік С. Д. Метод багатofакторного критеріального планування експериментів при дослідженні характеристик і процесів авіаційного двигуна ТВ3-117. *Інформаційні технології в культурі, мистецтві, освіті, науці, економіці та бізнесі : матеріали щорічної Міжнародної науково-практичної конференції, 18–19 квітня 2019 р., м. Київ. К. : Київський національний університет культури і мистецтв, 2019. С. 147–149.*

79. Egorov I. N., Kretinin G. V., Leshchenko I. A., Kuptzov S. V. (2004),

“Multi-objective robust optimization of air engine using IOSO technology”, ASME Turbo Expo 2004: Power for Land, Sea, and Air, June 14–17, 2004, pp. 157–163.

80. Stepashko V. S. (2018), “Formation and development of self-organizing intelligent technologies of inductive modeling”, Cybernetics and Computer Engineering Journal, issue 4 (194), pp. 2578–2663.

81. Ayala H. V. H., Habineza D., Rakotondrabe M. and Coelhod L. (2020), “Nonlinear black-box system identification through coevolutionary algorithms and radial basis function artificial neural networks”, Applied Soft Computing, vol. 87, pp. 105990.

82. Banzhaf W. (2013), “Evolutionary computation and genetic programming”, Engineered Biomimicry, pp. 429–447.

83. Herzog S., Tetzlaff C. and Worgotter F. (2020), “Evolving artificial neural networks with feedback”, Neural Networks, vol. 123, pp. 153–162.

84. Hang J., Li Y., Xiao W. and Zhang Z. (2020), “Non-iterative and fast deep learning: multilayer extreme learning machines”, Journal of the Franklin Institute, vol. 357, issue 13, pp. 8925–8955.

85. Herzog S., Tetzlaff C., Worgotter F. (2020), “Evolving artificial neural networks with feedback”, Neural Networks, vol. 123, pp. 153–162.

86. Zhang L., Li H., K. X.-G. (2019), “Evolving feedforward artificial neural networks using a two-stage approach”, Neurocomputing, vol. 360, pp. 25–36.

87. Junfei Q., Xi M., Wenjing L., (2018), “An incremental neuronal-activity-based RBF neural network for nonlinear system modeling”, Neurocomputing, vol. 302, pp. 1–11.

88. Bodyansky E. V. and Rudenko O. G. (2004) Artificial neural networks: architectures, training, applications. Kharkiv, Teletech, 369 p.

89. Владов С. І., Подгорних Н. В., Телешун В. Я. Математична модель компресора авіаційного двигуна ТВ3-117 задля його контролю і діагностики технічного стану в умовах бортової експлуатації повітряного судна. *Шлях успіху і перспективи розвитку* (до 26 річниці заснування Харківського

національного університету внутрішніх справ) : матеріали міжнародної науково-практичної конференції, 20 листопада 2020 р., Харків. С. 112–116.

90. Владов С. І., Янкевич Н. С.. Лінійна математична модель авіаційного двигуна ТВ3-117. *Авіація та космонавтика* : матеріали XII Всеукраїнської науково-практичної конференції, 20 квітня 2021 р., Кривий Ріг. С. 57

91. Pashayev A. M., Askerov D. D., Ardil C., Sadiqov R. A., Abdullayev P. S. Condition monitoring system of aircraft gas turbine engine complex. *International Journal of Aerospace and Mechanical Engineering*. 2007. Vol. 1. No 11. Pp. 689–695.

92. Mu J., Rees D., Liu G. P. (2005), “Advanced controller design for aircraft gas turbine engines”, *Control Engineering Practice*, vol. 13, issue 8, pp. 1001–1015.