

М.С. КУЛИК¹, О.С. ЯКУШЕНКО¹, О.В. ПОПОВ¹, А.ДЖ. МІРЗОЄВ², О.І. ЧУМАК¹,
В.М. ОХМАКЕВИЧ¹

¹ Національний авіаційний університет, Україна

² Національна академія авіації, Азербайджан

РОЗРОБКА МЕТОДА ОТРИМАННЯ ДАНИХ ДЛЯ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ВИЗНАЧЕННЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТИВ

Одним з перспективних шляхів підвищення ефективності оцінки технічного стану газоперекачувальних агрегатів є використання засобів та методів штучного інтелекту на базі нейронних мереж. Для того, щоб така мережа почала працювати, її необхідно попередньо навчити, використовуючи заздалегідь підготовлені навчальні приклади. Ці дані повинні повно характеризувати роботу об'єкта в широкому діапазоні режимів роботи та при різному технічному стані вузлів, що діагностуються. Слід зазначити, що, необхідно мати аналогічний набір даних для контролю якості навчання нейронної мережі. Для якісного навчання мережі розпізнанню одного типу несправностей необхідно мати набір, що містить від 20-200 і більш навчальних прикладів. Одержання такої інформації в експлуатації або при стендових випробуваннях є досить тривалим або дорогим процесом. Розроблено метод одержання навчального і контрольного наборів даних. Набори призначені для навчання статичної нейронної мережі розпізнаванню одиночних і множинних несправностей конструктивних вузлів проточної частини газотурбінного двигуна й газоперекачувального агрегату. Метод дозволяє одержувати набори параметрів робочого процесу, що характеризують роботу об'єкта з різним технічним станом проточної частини, вплив помилок виміру та функціонування об'єкта в широкому діапазоні режимів і зовнішніх умов. Для газоперекачувального агрегату додатково враховується склад газу, що перекачується. Для одержання необхідних параметрів використовується математична модель робочого процесу об'єкта другого рівня складності. Набори характеризують роботу справних об'єктів і об'єктів, що мають значні несправності каскадів компресорів, турбін і камери згоряння, а, у випадку газоперекачувального агрегату, і його нагнітача. Розглянуто два варіанти формування наборів: з використанням вимірюваних параметрів робочого процесу об'єкту; з використанням відхилень вимірюваних параметрів від еталонних значень та параметрів, які використано як режимні у математичній моделі робочого процесу. Даний підхід дозволяє здійснювати класифікувати технічний стану об'єкту з глибиною діагностування до конструктивного вузла.

Ключові слова: діагностування, нейронна мережа, навчальна множина, контрольна множина, газотурбінний, газоперекачувальний агрегат

Вступ

Одним із шляхів зменшення навантаження експерта, а також підвищення якості та оперативності діагностування газоперекачувальних агрегатів (ГПА), що складаються з газотурбінного двигуна і нагнітача, є автоматизований аналіз параметрів функціонування, реалізований в рамках комп'ютерної діагностичної системи. Одним з перспективних методів визначення технічного стану (ТС) об'єкта є його діагностування за допомогою нейронних мереж (НМ) [1, 2].

Результатом нейромережевого діагностичного аналізу експлуатаційної інформації може бути:

– віднесення підконтрольного об'єкта до одного з класів технічного стану (наприклад, справні двигуни і двигуни, які мають несправність у вузлі компресора або турбіни);

– визначення параметрів, що характеризують ТС об'єкта (наприклад, зміна ККД компресора щодо стандартного значення).

Якщо говорити про діагностику на базі нейронних мереж, то для того, щоб мережа почала працювати, її необхідно попередньо навчити, використовуючи заздалегідь підготовлені приклади (портрети). Особливістю НМ є її схильність до перенавчання. При перенавчанні мережа точно описує навчальний набір даних, але погано описує дані, які не ввійшли в цей набір. Для вирішення цієї проблеми може бути використано метод трьох наборів даних [2].

У більш загальному методі трьох наборів навчання НМ проводиться з використанням першого (навчального) набору. При досягненні необхідної точності розпізнавання ТС навчання припиняється і на вхід навченої мережі подається другий (контро-

льний) набір і оцінюється коректність його розпізнавання.

У разі якщо оцінка точності, отримана для цього набору, набагато гірше отриманої для навчального набору, можна говорити про перенавчання НМ. При цьому структура мережі повинна бути змінена і проведено її повторне навчання. Таким чином, контрольний набір фактично включається в контур навчання. Тому, після досягнення необхідної точності роботи мережі на контрольному наборі, роботу мережі необхідно ще раз перевірити на третьому (тестовому) наборі. Цей набір не повинен використовуватися більше одного разу.

Інформація в наборах повинна досить повно представляти всі розглянуті типи ТС об'єкта (справний об'єкт, об'єкт, що має розглянуті типи несправностей) і, при необхідності, умови і режими роботи об'єкта.

Як джерело таких наборів даних використовуються експлуатаційна інформація або результати математичного моделювання.

Слід зазначити, що для навчання мережі розпізнаванню кожного класу ТС необхідно мати 20-200 і більше розрахункових точок (прикладів). Кожна така точка включає в себе діагностичну інформацію (вимірювані параметри функціонування) для однієї з можливих комбінацій характеристик основних вузлів ГПА при їх справному або несправному стані.

Отримання такої інформації в експлуатації, з огляду на низьку частоту виникнення серйозних несправностей і, тим більше, їх комбінацій, процес досить тривалий. Отримання ж такої інформації при натурних випробуваннях є досить дорогим процесом.

Єдиним реальним джерелом основного обсягу інформації можуть бути тільки результати чисельного експерименту з використанням математичної моделі робочого процесу (ММРП) об'єкта. Інформація про роботу ГПА з реальними несправностями проточної частини (ПЧ), отримана при натурному моделюванні або шляхом збору експлуатаційної інформації, може бути використана тільки для формування тестового набору.

2. Аналіз літературних даних і постановка завдання

Для формування наборів використовуються два підходи. Перший підхід передбачає збір інформації про роботу справних двигунів і двигунів, що мають істотні несправності ПЧ. У ряді робіт для отримання таких даних запропоновано проводити експерименти з використанням випробувальних стендів. При цьому штучно вносяться несправності в систему вимірювання двигуна [3] або в його ПЧ задля отримання дросельних характеристик та значення діагностичних ознак двигуна, що досліджується [4]. Наприклад, згідно даних [5] з урахуванням даних (табл. 1) формується комбінація станів конструктивних вузлів ПЧ, відмінних від справного стану ПЧ. Тут знак «+» вказує на наявність того, чи іншого пошкодження. Далі, за результатами випробувань отримують значення параметрів робочого процесу, або діагностичних відхилень (ДВ), отриманих за допомогою математичної моделі об'єкту досліджень (рис. 1).

Таблиця 1

Комбінації технічного стану ПЧ двигуна

| Стан | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|--|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Шорсткість лопаток вхідного напрямного апарату | + | - | + | + | + | - | + | - |
| Шорсткість лопаток компресора низького тиску | + | + | + | - | + | - | + | + |
| Шорсткість лопаток турбіни низького тиску | - | + | + | + | + | + | - | + |
| Закоксованість паливної форсунки | - | - | - | + | + | + | + | + |

При цьому, основні вимірювані параметри робочого процесу (ПРП): $P_{вл}^*$ – повний тиск за компресором низького тиску (КНТ), P_k^* – повний тиск за компресором високого тиску (КВТ), P_T^* – повний тиск за турбіною низького тиску, $T_{вл}^*$ – температура за КНТ, T_k^* – температура за КВТ, T_T^* – температура за ТНТ, $G_{пал}$ – витрата палива, P – тяга. Діагностичним режимом було обрано режим $n_{вТ зв.} = 14250$ об/хв, що приблизно відповідає експлуатаційному режиму 0,85 номінального. Слід зазначити, що в умовах

стендових досліджень використався двигун Аи-25, який відрізнявся від серійного додатково встановленими засобами контролю ПРП з метою більш детального вивчення впливу модельованих пошкоджень на ПРП.

Згідно з плануванням експерименту (див. табл. 1), було запропоновано код ТС, котрий відображає комбінацію між конструктивними вузлами ПЧ, наприклад: 07 – відповідає стану 1; 13 – 2; 14 – 3; 18 – 4; 15 – 5; 17 – 6; 08 – 7; 16 – 8. У табл. 2 наведені результати обробки результатів експерименту з визначенням відхилень де якого комплексу необхідних ДВ.

Таблиця 2

Відносне відхилення ДВ у відсотках

| ДВ | Код технічного стану | | | | | |
|----------------------------|----------------------|------|------|------|------|------|
| | 07 | 13 | 14 | 18 | 15 | 17 |
| $\Delta\eta_{\text{ТН}}^*$ | 1,83 | 3,10 | 1,21 | 0,28 | 2,23 | 3,48 |
| $\Delta\eta_{\text{КВ}}^*$ | 8,83 | 8,52 | 8,73 | 9,33 | 10,1 | 7,97 |
| $\Delta\pi_{\text{КВ}}^*$ | 0,66 | 0,75 | 1,73 | 4,28 | 0,72 | 1,73 |
| $\Delta C_{\text{ПИТ}}$ | 6,50 | 12,9 | 4,38 | 3,87 | 5,4 | 1,95 |

На рис. 1 наведено графіки, які демонструють характер зміни ДВ на п'яти сталих режимах роботи двигуна від «малого газу» до 0,85 номінального, з проміжними режимами 0,4 ном., 0,6 ном. та 0,7 номінального. Графіки приведені з урахуванням ТС конструктивних вузлів ПЧ.

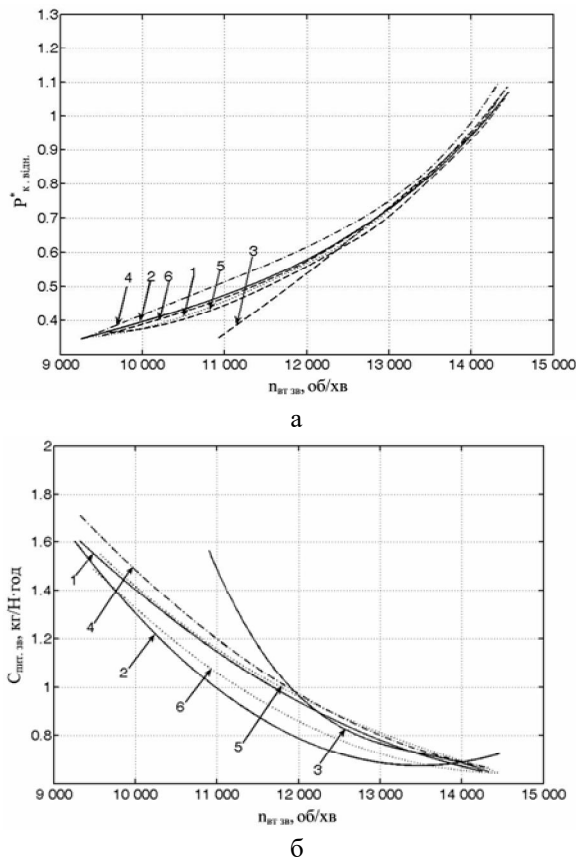


Рис. 1. Динаміка зміни відносного повного тиску за КВТ а - та питомої витрати палива б - залежно від ТС ПЧ:

- 1 – шорсткість лопаток вхідного напрямного апарату (ВНА) і КНТ; 2 – шорсткість лопаток КНТ і ТНТ;
- 3 – шорсткість лопаток КНТ, ТНТ і ВНА;
- 4 – шорсткість лопаток КНТ, ТНТ і заглушена паливна форсунка; 5 – шорсткість лопаток КНТ, ТНТ, ВНА і заглушена паливна форсунка;
- 6 – шорсткість лопаток ТНТ і заглушена паливна форсунка

Недоліком такого підходу до формування навчального набору є висока вартість проведення робіт, необхідність наявності випробувальних стендів і двигуна, в який вносяться несправності.

Робота [6] присвячена питанням створення НМ для передбачення значення температури газів за турбіною авіаційного ГТД. Для навчання мережі використана експлуатаційна інформація про роботу справного двигуна. Даний підхід ефективний для виявлення простих несправностей, але не забезпечує діагностування «до конструктивного вузла» складних технічних об'єктів.

Другий підхід передбачає використання методів математичного моделювання для отримання необхідного обсягу інформації.

В роботі [7] наведено метод отримання навчального і контрольного наборів даних. Недоліком описаного методу є використання спрощеної лінеаризованої моделі, що дозволяє розрахувати зміну вимірювальних параметрів в залежності від зміни параметрів ТС об'єкта.

В роботі [8] надано досить докладний опис методу підготовки мережі з використанням методу двох наборів. Питання ж формування навчальних наборів в цих роботах розглядаються лише в дуже стислій формі.

Як можна бачити з аналізу розглянутих робіт, вони містять неповний, фрагментарний опис методу отримання необхідних наборів даних. Крім того, в частині робіт при розробці самого методу вводяться значні спрощення і припущення.

При цьому в більшості з перерахованих робіт залишилися невирішеними питання, пов'язані з урахуванням впливу похибок вимірювання. Можна відзначити, що основний масив робіт в області штучного інтелекту відноситься до питань діагностування авіаційних ГТД і парових турбін. Питання ж діагностики ГПА розглядаються рідко.

3. Мета і завдання дослідження

Метою роботи є розробка методу проведення чисельного експерименту для отримання навчального і контрольного наборів для навчання статичної НМ діагностування ПЧ газоперекачувальних агрегатів.

При розробці методу проведення чисельного експерименту необхідно вирішити такі завдання:

- розробити алгоритм, що враховує в експерименті зміну ТС об'єкта;
- розробити алгоритм, що враховує в експерименті зміну режимів роботи і зовнішніх умов експлуатації ГПА;
- розробити алгоритм, що враховує в експерименті вплив похибок вимірювання параметрів;

- розробити алгоритм, що враховує в експерименті довільний хімічний склад робочого тіла в нагнітачі ГПА і його палива;
- об'єднати розроблені алгоритми в єдиний метод проведення чисельного експерименту.

4. Метод отримання набору даних для навчання нейронної мережі діагностуванню проточної частини газоперекачувального агрегату

4.1. Загальна характеристика набору даних

Всі згадані вище набори представляють собою матриці. Кожен рядок такої матриці (розрахункова точка, навчальний приклад (портрет)) являє собою набір даних, що характеризує роботу конкретного об'єкта на заданому режимі в заданих зовнішніх умовах. При цьому розрахункова точка складається з двох частин:

- перша частина включає вихідну інформацію, необхідну для роботи нейронної мережі (вимірювані ПРП або їх відхилення від стандартних значень);
- друга частина складається з очікуваних виходів НМ (маркери, що вказують, до якого класу / класів відноситься ця точка, або параметри, які чисельно характеризують ТС об'єкта).

При отриманні наборів даних доцільно застосовувати нелінійну ММРП другого рівня складності [9, 10], що використовує формальний опис характеристик основних елементів ПЧ ГПА (компресори, камера згорання, турбіни, нагнітач).

Під час експерименту вектор режимних параметрів моделі R надається до входу ММРП двигуна з заздалегідь визначеним ТС його конструктивних вузлів. Шукані ПРП реєструються на виході моделі. Як діагностичні параметри при навчанні мережі можуть бути використані самі вимірювані параметри, їх відносні значення \bar{D}_i :

$$\bar{D}_i = \frac{P_i - P_i^s}{P_i^s}, \quad (1)$$

або абсолютні D діагностичні відхилення:

$$D_i = P_i - P_i^s, \quad (2)$$

де P_i, P_i^s – значення i-го параметра, відповідно, ГПА, що діагностується, та стандартного двигуна на одному му і тому ж режимі та в однакових умовах роботи.

Вектора складені з цих параметрів, розраховуються з використанням ММРП.

$$\mathbf{P} = F(\mathbf{R}, 0), \mathbf{P}^s = F(\mathbf{R}, \Delta\mathbf{a}), \quad (3)$$

де $\Delta\mathbf{a}$ – набір (вектор) параметрів ММРП, що визначають відмінність характеристик елементів ПЧ об'єкту що моделюється від стандартних;

$F(*)$ – ММРП об'єкту.

При використанні ДВ в набір також можуть бути додані всі або частина режимних параметрів \mathbf{R} . Умовою включення в набір j-го режимного параметра є його суттєва кореляція с отриманим ДВ.

При використанні замість ДВ самих значень параметрів усі режимні параметри \mathbf{R} , що реєструються, обов'язково додаються до набору.

4.2. Урахування технічного стану об'єкту

Для отримання параметрів двигуна зі зміненою ПЧ, модель об'єкта $F(*)$ повинна дозволити проводити коригування функціональних характеристик елементів його ПЧ. Одним з методів такого коригування є масштабування характеристик вузлів [9, 10]. Наприклад, для отримання індивідуальної функціональної характеристики турбіни в цьому методі використовуються залежності:

$$\begin{aligned} A_T &= (1 + \Delta a_A) A_T^0 \left(\left(\frac{\lambda_T}{(1 + \Delta a_\lambda)} \right), \left(\frac{\pi_T^*}{(1 + \Delta a_\pi)} \right) \right), \\ \eta_T^* &= (1 + \Delta a_\eta) \eta_T^{*0} \left(\left(\frac{\lambda_T}{(1 + \Delta a_\lambda)} \right), \left(\frac{\pi_T^*}{(1 + \Delta a_\pi)} \right) \right), \end{aligned} \quad (4)$$

де A_T – параметр витрати турбіни;

η_T^* , π_T^* – коефіцієнт корисної дії та ступень зниження повного тиску в турбіні;

λ_T – зведена колова швидкість турбіни;

A_T^0 , η_T^{*0} – функціональні характеристики турбіни стандартного двигуна (рис. 2);

$(1 + \Delta a_\lambda)$, $(1 + \Delta a_\pi)$, $(1 + \Delta a_A)$, $(1 + \Delta a_\eta)$ – масштабні коефіцієнти, відповідно, при λ_T , π_T^* , A_T та η_T^* .

Для стандартного двигуна всі елементи вектора $\Delta\mathbf{a}$ дорівнюють нулю.

Для опису ТС кожного елемента ПЧ обрано два коригувальних масштабних коефіцієнти, один з яких буде вважатися основним, другий – допоміжним. Обидва коефіцієнти є випадковими числами. Закон розподілу основного коефіцієнта Δa_k^m для k-го класу ТС залежить від несправності що розглядається.

Для його моделювання в роботі [1] пропонується використовувати нормальний і рівномірний розподіл. У роботах же [7, 11] вказується, що використання рівномірного розподілу забезпечує краще представ-

лення об'єктів з різним ступенем прояву несправності. Крім того, цей розподіл забезпечує більшу кількість даних в найбільш складних для класифікації областях біля кордонів класів. З огляду на це, прийнято, що основний коефіцієнт має рівномірний розподіл і може змінюватися в межах Δa_k^{\min} , Δa_k^{\max} .

Отже значення цього коефіцієнту для k-го класу:

$$\Delta a_k^m = \hat{f}_{\text{uni}}(\Delta a_k^{\max}, \Delta a_k^{\min}), \quad (5)$$

де \hat{f}_{uni} – генератор випадкових (псевдовипадкових) чисел, які підпорядковуються рівномірному закону с параметрами Δa_k^{\min} , Δa_k^{\max} .

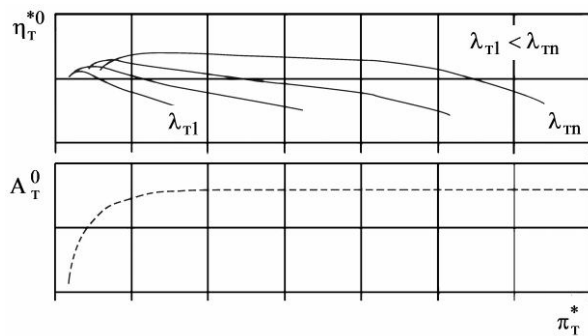


Рис. 2. Приклад стандартних функціональних залежностей пропускної здатності A_T^0 і ККД η_T^{*0} від степені зниження тиску π_T^* при різних значеннях зведеної колової швидкості λ_T для турбіни газотурбінного двигуна

При виникненні несправності у вузлі ПЧ зміна значень обраної пари коефіцієнтів має, як правило, значну кореляцію. З огляду на це прийнято, що допоміжний масштаб має статистичну залежність від основного.

При однонаправленій змінній основного і додаткового масштабів (наприклад, зміна коефіцієнту корисної дії і витрати через компресор при його забрудненні) значення додаткових масштабів можуть бути задані як:

$$\Delta a_k^a = \hat{f}_{\text{norm}} \left(\Delta a_k^m, \left| \Delta a_k^m \right| / K \right), \quad (6)$$

де \hat{f}_{norm} – генератор випадкових чисел, які підпорядковуються нормальному закону (перший параметр – математичне очікування, другий – стандартне відхилення);

K – постійна;

Δa_k^m – поточне значення основного масштабу.

При протилежно направленій змінній основного і додаткового масштабів (наприклад, при прогарі / оплавленні лопаток турбіни зниження коефіцієнта корисної дії супроводжується підвищенням витрати робочого тіла через турбіну) значення додаткових масштабів знаходяться по залежності

$$\Delta a_k^a = \hat{f}_{\text{norm}} \left(-\Delta a_k^m, \left| \Delta a_k^m \right| / K \right). \quad (7)$$

Значення параметра K в залежностях (6), (7) залежить від розглянутого класу ТС. Так, якщо виходити з даних роботи [12], при різних видах несправностей компресора (деформація лопаток і ПЧ, збільшення шорсткості) відношення додаткового масштабу до основного близьке до 1, але може змінюватися в залежності від діючих факторів в межах до 0,6-1,4. Виходячи з цього, при використанні в залежностях (6), (7) нормального розподілу можна для параметра K рекомендувати діапазон значень 4-8.

При необхідності навчити мережу розпізнавання ТС при одночасній появі двох і більше несправностей значення масштабів визначаються аналогічно з урахуванням обраних класів ТС.

4.3. Урахування зовнішніх умов і режиму роботи

Для адекватного розпізнавання ТС НМ необхідно навчати, використовуючи дані, отримані для умов і режимів роботи, на яких буде проводитися діагностування. При цьому робота об'єкта на всіх діагностичних режимах повинна бути представлена однаково. Тоді значення j-го режимного параметра моделі буде задано як:

$$R_j = \hat{f}_{\text{uni}}(R_j^{\min}, R_j^{\max}), \quad (8)$$

де R_j^{\min} , R_j^{\max} – мінімальне та максимальне значення j-го режимного параметра на режимах діагностування.

4.4. Урахування складу палива та газу, що перекачується

Газоперекачувальний агрегат складається з двох основних частин: газотурбінна установка і нагнітач. Газотурбінна установка є, фактично, звичайним турбовальним приводом. Нагнітач – відцентровий компресор, що стискає і перекачує природний газ, який при цьому використовується і як паливо для приводу.

Природний газ добувається на різних родовищах і його склад може суттєво змінюватися. Це змінює в широких межах нижчу теплотворну здат-

ність палива, ентальпію, ентропію і питому теплотність робочого тіла установки (продукти згоряння) і нагнітача (газ, що перекачується) і, відповідно, робочий процес ГПА в цілому. Виходячи з даних

[13] визначено можливий діапазон зміни складу газу (табл. 1). У разі, якщо газ проходить очистку від сполук сірки, відсоток сірководню в ньому можна прийняти рівним нулю.

Таблиця 3

Характеристика хімічного складу природного газу

| Складові газу, що перекачується | Склад газу по масі (по об'єму),% | | | | | | | |
|-----------------------------------|----------------------------------|---------------|----------------|------------|---------------|---------------|-----------------|--------------|
| | Метан | Етан | Пропан | Бутан | Пентан | Сірководень | Вуглекислий газ | Азот |
| Мінімальна кількість, Y_{\min} | 40 (63.7) | 0.1 (0.07) | 0 | 0 | 0,2 (0.01) | 0 | 0 | 1.1 (0.5) |
| Максимальна кількість, Y_{\max} | 97.9 (99.2) | 13.2 (8.8) | 22.1 (12.6) | 6.2 (2) | 4,1 (3.4) | 12.4 (3.2) | 8.9 (5) | 46 (26) |

При отриманні набору даних враховуються основні компоненти газу: метан, етан, пропан, вуглекислий газ, азот. Вміст 1-го компонента (крім метану), визначається в зазначених межах (див. табл. 1).

$$\hat{Y}_1 = \hat{f}_{\text{uni}}(Y_1^{\min}, Y_1^{\max}). \quad (9)$$

Тоді вміст метану в газі:

$$\hat{Y}_{\text{CH}_4} = 1 - \sum_{l=2}^5 \hat{Y}_l = 1 - \hat{Y}_{\text{C}_2\text{H}_6} - \hat{Y}_{\text{C}_3\text{H}_8} - \hat{Y}_{\text{CO}_2} - \hat{Y}_{\text{N}_2}, \quad (10)$$

де \hat{Y}_{CH_4} , $\hat{Y}_{\text{C}_2\text{H}_6}$, $\hat{Y}_{\text{C}_3\text{H}_8}$, \hat{Y}_{CO_2} , \hat{Y}_{N_2} – масові або об'ємні концентрації відповідних складових газу.

Слід зазначити, що склад газу так само є частиною вектора режимних параметрів. Його особливістю є, те, що фактичний склад не завжди відомий. Досить часто як його характеристику використовується нижча теплота згоряння.

4.5. Урахування похибок вимірювання параметрів

Похибки і грубі помилки вимірювання є останнім чинником, який може бути врахований при отриманні наборів для навчання НМ.

Для отримання параметрів P , P^s , що входять у формули (1) і (2), можуть бути використані залежності:

$$\Delta \hat{R}_j = \hat{f}_{\text{norm}} \left(0, \Delta R_j^{\max} \right), \quad j = 1, n_r, \quad (11)$$

$$\hat{R} = R + \Delta \hat{R}, \quad (12)$$

$$\Delta \hat{P}_i = \hat{f}_{\text{norm}} \left(0, \Delta P_i^{\max} \right), \quad i = 1, n_p, \quad (13)$$

$$\hat{P} = F(R, 0) + \Delta \hat{P}, \quad (14)$$

$$\Delta \hat{P}^s = F(\hat{R}, \Delta a), \quad (15)$$

де $\Delta \hat{P}$, $\Delta \hat{P}^s$ – значення параметрів, відповідно, ГПА що діагностується та стандартного, які містять похибки вимірювання;

ΔR_j^{\max} , ΔP_i^{\max} – максимальна похибка вимірювання відповідно j -го режимного й i -го параметра що діагностується (паспортні характеристики засобу вимірювання);

n_r , n_p – кількість, відповідно, режимних та діагностичних параметрів.

В залежностях (11), (13) прийнято, що помилки вимірювання не мають систематичної складової та розподілені за нормальним законом.

4.6. Схема проведення численного експерименту для газотурбінної установки

Схема проведення описаного чисельного експерименту для отримання однієї розрахункової точки набору, що належить до k -го класу, наведена на рис. 3.

Для отримання необхідного обсягу даних необхідно багаторазово повторити експеримент при різному початковому значенні генераторів (псевдо) випадкових чисел.

При деяких поєднаннях заданих значень режимних параметрів і параметрів ТС об'єкта можлива ситуація, коли ММРП (функція F^*) в залежності (3) не може виконати розрахунок необхідного режиму через вихід робочої точки одного з лопаткових каскадів об'єкта за межі його функціональних характеристик, закладених у моделі. У цьому випадку модель закінчує роботу з повідомленням про помилку. Результати такої спроби необхідно відкинути і повторити її з новими початковими значеннями генераторів (псевдо) випадкових чисел.

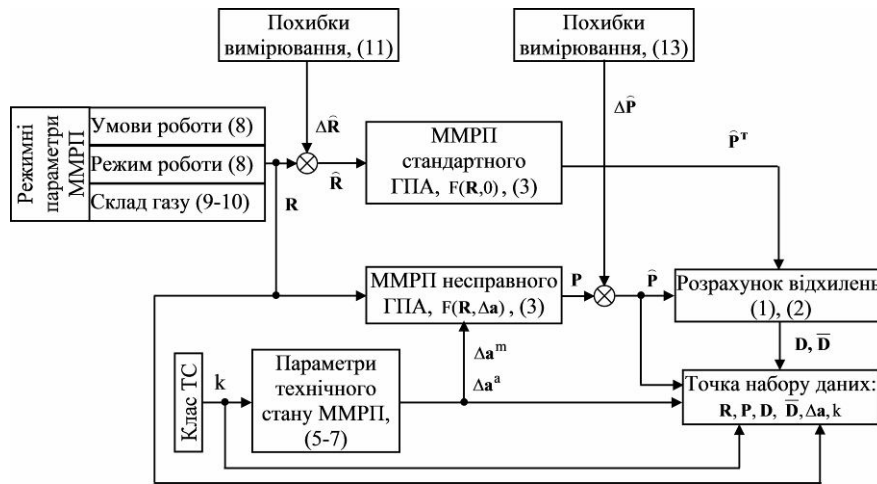


Рис. 3. Схема проведення чисельного експерименту

5. Приклади реалізації чисельного експерименту та отримані результати

Для реалізації запропонованого підходу використана ММПП, близька за характеристиками до газоперекачувальних агрегатів ГПА-Ц-6,3/56 М-1,45 [13]. Агрегат складається з приводу Д-336

(ротори низького і високого тиску, ротор силовий турбіни з номінальною потужністю 6,3 МВт) і нагнітача Н-196.

Характеристика класів ТС для розглянутого ГПА наведена в табл. 4. Значення компонент вектора Δa визначалися на підставі даних робіт [7, 14] і експертних оцінок.

Таблиця 4

Список і характеристика класів технічного стану двигуна

| Клас k | Несправний вузол | Основний масштаб ММПП ГТД, $\Delta a_i^{\min}, \Delta a_i^{\max}$. | Допоміжний масштаб | Несправність |
|--------|---|---|---|---|
| 1 | Справний двигун (несправність відсутня) | $\Delta a_{GS} = -0,03 \dots 0,017,$ $\Delta a_{GHS} = -0,04 \dots 0,01,$ $\Delta a_{\xi} = -0,04 \dots 0,01,$ $\Delta a_{AHT} = -0,007 \dots 0,028,$ $\Delta a_{ALT} = -0,028 \dots 0,007$ | $\Delta a_{\eta S}, (6),$ $\Delta a_{\eta HC}, (6),$ $\Delta a_{CC}, (6),$ $\Delta a_{\eta HT}, (7),$ $\Delta a_{\eta LT}, (6)$ | – |
| 2 | Компресор низького тиску | – витрати повітря через КНТ $\Delta a_{GLC} = -0,1 \dots -0,04$ | – ККД КНТ $\Delta a_{\eta LC}, (6)$ | Збільшення шорсткості, забоїни, руйнування лопаток, |
| 3 | Компресор високого тиску | – витрати повітря через КВТ $\Delta a_{GHC} = -0,1 \dots -0,04$ | – ККД КВТ $\Delta a_{\eta HC}, (6)$ | невірна робота системи автоматичного керування |
| 4 | Камера згоряння | – повноти згоряння палива $\Delta a_{\xi} = -0,1 \dots -0,04$ | – | Короблення камери, забруднення або прогар форсунок |
| 5 | Турбіна високого тиску | – параметру витрати турбіни високого тиску $\Delta a_{AHT} = 0,028 \dots 0,07$ | – ККД турбіни високого тиску $\Delta a_{\eta HT}, (7)$ | Прогар, оплавлення, часткове руйнування лопаток |
| 6 | Турбіна низького тиску | – параметру витрати турбіни низького тиску $\Delta a_{ALT} = -0,07 \dots -0,028$ | – ККД турбіни низького тиску $\Delta a_{\eta LT}, (6)$ | Коксування, нагароутворення на лопатках |
| 7 | Турбіна нагнітача | – параметру витрати турбіни нагнітача $\Delta a_{AST} = -0,07 \dots -0,028$ | – ККД турбіни нагнітача – $\Delta a_{\eta ST}, (6)$ | |
| 8 | Нагнітач | – витрати природного газу через нагнітач $\Delta a_{GS} = -0,03 \dots -0,072.$ | – ККД нагнітача $\Delta a_{\eta S}, (6)$ | Аналогічно п.3, 4 |

При визначенні значень Δa_k^a (залежності (6)-(7)) прийнято, що $K = 6$ для всіх класів ТС. При такому значенні K діапазон зміни відношення додаткового масштабу до основного для випадку нормального розподілу в залежності (6) або (7) можна приблизно оцінити як 0,5-1,5.

Проведено моделювання восьми основних класів ТС: справний двигун, несправності в компресорі низького і високого тиску, в камері згоряння, в турбіні високого і низького тиску, в силовій турбіні і в нагнітачі. Як режимний параметр ММРП обрано частоту обертання силової турбіни n_{PT} .

Діагностування проводиться на високих режимах, близьких до номінального. Тоді значення режимних параметрів ММРП лежать в діапазоні: тиск на вхід в газотурбінну установку – 73,3 ... 110,6 кПа; T_{in} – 223 ... 323 К; частота обертання силової турбіни n_{PT} – 7850 ... 8300 об/хв; повний тиск на вході в нагнітач – 4000 ... 8000 кПа; повна температура на вході в нагнітач – 223 ... 333 К; витрата газу через нагнітач Q – 7 000 000 ... 15 000 000 $nm^3/доба$.

Моделювання проведено для двох варіантів: склад газу відомий і склад газу невідомий. В останньому випадку при розрахунку стандартних значень ПРП R^s вважається, що газ складається з чистого метану.

Таким чином, в результаті проведення чисельного експерименту отримані два набори даних (рис. 4). Кожна точка набору включає значення абсолютних ДВ (залежність (2)) наступних параметрів: частот обертання роторів низького Δn_{LP} (%) і високого

Δn_{HP} (%) тисків, повного тиску за компресором ΔP_C^* (кПа) і температури за турбіною низького тиску ΔT_{LT}^* (К), витрати палива ΔG_F (кг/с), повних тиску ΔP_S^* (кПа) і температури за нагнітачем ΔT_S^* (К).

6. Обговорення результатів: перевірка можливості діагностування розглянутих несправностей і уточнення списку використовуваних при діагностуванні параметрів

Як можна бачити з отриманих результатів, при відомому складі газу діагностичні відхилення добре реагують на зміну ТС каскадів (див. рис. 4, б). При невідомому складі газу (див. рис. 4, а) цей фактор значно збільшує розкид значень ДВ і може істотно ускладнити процес розпізнавання ТС.

За даними, наведеними на рис. 4, б, проведено якісний аналіз можливості розпізнавання обраних класів ТС. Проаналізовано напрямки і ступінь зміщення ДВ 2-8 класів (точки 51-400 щодо відхилення класу без несправностей (точки 1-50)). Знаки \uparrow , \downarrow позначають зміщення ДВ вгору або вниз відповідно. Знаки $\uparrow\uparrow$, $\downarrow\downarrow$ позначають значний ступінь зміщення ДВ, а знаки \uparrow , \downarrow – незначний ступінь.

Результати аналізу наведені в табл. 5. Як видно з наведених даних, всі вибрані класи ТС добре розділені в багатовимірному просторі ДВ і можуть бути розпізнані.

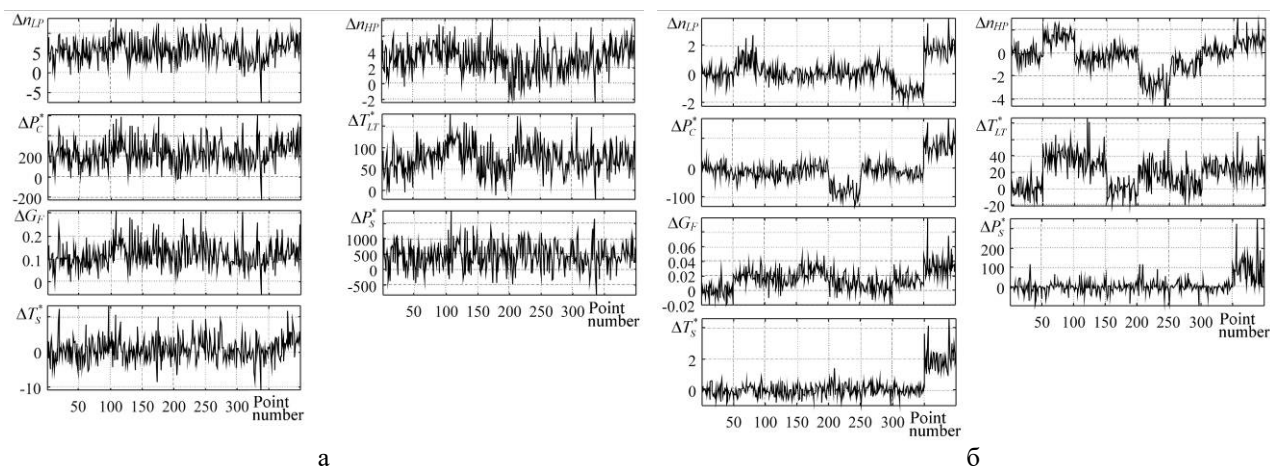


Рис. 4. Значення абсолютних ДВ в наборі, призначеному для навчання мережі розпізнаванню 8 класів ТС ГПА.

Точки 1–50 належать першому класу, 51–100 – другому і т. ін.

а – склад газу невідомий,

б – склад газу відомий

Напряг та ступень зміщення ДВ несправних ГПА

| Клас k | ДВ | Напряг зміщення ДВ | | | | | | |
|--------|----|--------------------|-----------------|----------------|-------------------|--------------|----------------|----------------|
| | | Δn_{LP} | Δn_{HP} | ΔP_c^* | ΔT_{LT}^* | ΔG_F | ΔP_s^* | ΔT_s^* |
| 2 | | ↑↑ | ↑↑ | ↓ | ↑↑ | 0 | 0 | 0 |
| 3 | | 0 | ↓ | ↓ | ↑↑ | ↑ | 0 | 0 |
| 4 | | 0 | 0 | 0 | 0 | ↑ | 0 | 0 |
| 5 | | 0 | ↓↓ | ↓↓ | ↑ | ↑ | ↑ | ↑ |
| 6 | | ↑ | ↓ | 0 | 0 | ↑ | 0 | 0 |
| 7 | | ↓↓ | 0 | ↓ | ↑ | ↑ | 0 | 0 |
| 8 | | ↑↑ | ↑ | ↑↑ | ↑ | ↑↑ | ↑↑ | ↑↑ |

6.3. Обговорення: проблеми і перспективи використання методу

Запропонований матеріал дає досить повний і вичерпний опис методу отримання навчального і тестового наборів даних, призначених для навчання статичної НМ для діагностування ГТД і ГПА. Описаний метод дозволяє сформувати набори даних, що моделюють інформацію, отриману в процесі тривалої експлуатації парку однотипних об'єктів. При цьому, хоча в статті мова йде тільки про навчання НМ, отримана інформація може бути використана при відпрацюванні методів діагностування, які ґрунтуються на інших підходах.

Описаний метод в подальшому може бути удосконалений шляхом введення в нього замість узагальнених несправностей (несправність компресора, турбіни, і т. ін.) конкретних несправностей (наприклад, забруднення лопаток, знос лабіринтових ущільнень, некоректна настройка роботи направляючих апаратів компресора і т. ін.). При цьому з'являється можливість перейти від діагностування з глибиною «до вузла» до діагностування «до несправності». Для цього необхідно уточнити список несправностей і значення параметрів, що характеризують ці несправності (див. табл. 2), а також форму і параметри залежностей (5)-(7).

7. Висновки

1. Розроблено алгоритм, що дозволяє генерувати дані, що описують роботу об'єкта з несправностями в каскадах компресора, турбіни, в камері згоряння та в нагнітачі. Його особливістю є використання в ММРП об'єкта масштабованих двовимірних функціональних характеристик його лопаткових каскадів. Це, в свою чергу, дозволяє отримати нерозривний, збалансований опис робочого процесу об'єкта з будь-яким ТС каскадів його ПЧ. Показано, що всі отримані в результаті моделювання класи ТС добре розділені в багатовимірному просторі діагно-

стичних відхилень і можуть бути розпізнані.

2. Розроблено алгоритм, що дозволяє варіювати режимні параметри ММРП об'єкта та підготувати НМ до діагностування ГПА в широкому діапазоні експлуатаційних умов та режимів.

3. Розроблено алгоритм, що дозволяє моделювати вплив похибок і грубих помилок вимірювання ПРП об'єкта на отримані в результаті чисельного експерименту результати. Використання розробленого алгоритму забезпечує можливість отримувати дані для підготовки нейронних діагностичних мереж, стійко працюють навіть при наявності похибок і грубих помилок вимірювання ПРП.

4. Розроблено алгоритм, який враховує довільний хімічний склад робочого тіла в нагнітачі ГПА, і проведено дослідження впливу даного чинника на процес діагностування. Розглянуто ситуації діагностування, коли хімічний склад продукту, що перекачується газу відомий і невідомий.

5. Розроблено метод проведення чисельного експерименту для отримання навчального і контрольного наборів для навчання статичної НМ діагностування ПЧ ГТД і газоперекачувальних агрегатів.

Використання розробленого методу дозволяє формувати набори даних необхідного обсягу, що характеризують як класи з одиничними, так і з множинними несправностями ПЧ на різних стадіях їх формування. При цьому набори моделюють результати вимірювання ПРП, що відповідають різним умовам і режимам роботи, а також враховують наявність похибок вимірювання параметрів.

Література

1. Patan K. *Artificial Neural Networks for the Modelling and Fault Diagnosis of Technical Processes*. Springer [Електронний ресурс] / К. Patan. – Режим доступу: <https://www.springer.com/gp/book/9783540798712>. – 2008.
2. Медведев, В. С. *Нейронные сети. Matlab 6 [Текст]* / В. С. Медведев, В. Г. Потемкин. – М. :

ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.

3. Ismail R. I. B. *Artificial Intelligence Application in Power Generation Industry: Initial considerations [Text]* / R. I. B. Ismail, Alnaimi F. B. Ismail, H. F. AL-Qrimli // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2016. Т. 32, № 1. С. 012007. doi: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/32/1/012007>.

4. Кучер, А. Г. *Определение технического состояния ТРДД по данным экспериментальных исследований с использованием нейронных сетей и методов распознавания образов [Текст]* / А. Г. Кучер, С. А. Дмитриев, А. В. Попов // *Авиационно-космическая техника и технологии*. – 2007. – № 10 (46). – С. 153–164.

5. Стьопушкіна, О. П. *Логічна модель діагностування ТРДД з урахуванням перемежованих пошкоджень його проточної частини [Текст]* / О. П. Стьопушкіна, О. В. Попов, М. В. Корсуненко, І. А. Слепухіна // *Вісник НАУ*. – 2007. – № 1. – С. 142-145.

6. Yildirim M. T. *Aircraft Gas Turbine Engine Health Monitoring System by Real Flight Data [Text]* / M. T. Yildirim, B. Kurt // *International Journal of Aerospace Engineering*. – 2018. Т. 2018. – С. 1-12. doi: <https://doi.org/10.1155/2018/9570873>.

7. Pérez-Ruiz J. L. *Evaluation of gas turbine diagnostic techniques under variable fault conditions [Text]* / J. L. Pérez-Ruiz, I. Loboda, L. A. Miró-Zárate, M. Toledo-Velázquez, G. Polupan // *Advances in Mechanical Engineering*. – 2017. – Т. 9. – № 10. С. 168781401772747. doi: <https://doi.org/10.1177/1687814017727471>.

8. Loboda, I. *Neural Networks for Gas Turbine Fault Identification: Multilayer Perceptron or Radial Basis Network [Text]* / I. Loboda, Y. Feldshteyn, V. Ponomaryov // *Int. J. Turbo Jet-Engines*. – 2012. Т. 29, № 1. С. 37-48. doi: <https://doi.org/10.1515/tjj-2012-0005>.

9. Ахмедзянов, А. М. *Диагностика состояния ВРД по термозодинамическим параметрам [Текст]* / А. М. Ахмедзянов, Н. Г. Дубравский, А. П. Тунаков. – М. : Машиностроение, 1983. – 206 с.

10. Якушенко, О. С. *Ідентифікація математичної моделі авіаційного ГТД за польотними даними [Текст]* / О. С. Якушенко, В. Є. Мільцов, О. І. Чумак, П. В. Корольов, В. М. Охмакевич // *Вісник двигунобудування*. – 2014. – № 2. – С. 130–138.

11. Loboda, I. *Gas Turbine Condition Monitoring and Diagnostics. Gas Turbines [Text]* / I. Loboda. – 2010. – С. 119-144. doi: <https://doi.org/10.5772/10210>.

12. Попов, А. В. *Экспериментальное исследование характеристик ТРДД при перемежающихся повреждениях проточной части [Текст]* / А. В. Попов, Е. П. Степушкіна, И. А. Слепухіна // *материали VIII Міжнар. наук.-техн. конф. „АВІА-2007”*, Київ, 25-27 квіт. 2007 р. – К. : НАУ, 2007. – Т. 2. – С. 33.37–33.40.

13. Розгонюк, В. В. *Довідник працівника газотранспортного підприємства [Текст]* / В. В. Розгонюк, А. А. Руднік, В. М. Коломєєв, М. А. Григіль, О.

О. Молокан; ред. А. А. Руднік. – К. : «Росток», 2001. – 1092 с.

14. Ntantis E. L. *Diagnostic Methods for an Aircraft Engine Performance [Text]* / E. L. Ntantis, P. N. Botsaris // *Journal of Engineering Science and Technology Review*. 2015. Т. 8, № 4. С. 64–72. doi: <https://doi.org/10.25103/jestr.084.10>.

References

1. Patan K. *Artificial Neural Networks for the Modelling and Fault Diagnosis of Technical Processes*. Springer [Електронний ресурс] / K. Patan. – Режим доступу: <https://www.springer.com/gp/book/9783540798712>. – 2008.

2. Medvedev V. S., Potemky`n V. G.. *Nejronnye sety. Matlab [Neural networks. Matlab]*. – Moscow, DIALOG-MIFI, 2002. 496 p.

3. Ismail R. I. B., Ismail Alnaimi F. B., AL-Qrimli H. F. *Artificial Intelligence Application in Power Generation Industry: Initial considerations. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2016. t. 32, no. 1. С. 012007. doi: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/32/1/012007>.

4. Kucher A. G., Dmy`try`ev S. A., Popov A. V. *Opredeleny`e texny`cheskogo sostoyany`ya TRDD po dannym yekspery`mental`nyx y`ssledovany`j s y`spol`zovany`em nejronnyx setej y` metodov raspoznavany`ya obrazov [The determination of the technical condition DSE as of experimental studies with use neural neyworks and methods of artifical perception]*. *Avy`acu`onno-kosmy`cheskaya texny`ka y` texnologiy`*, 2007. t. 10 (46). pp. 153-164.

5. St`opushkina O. P., Popov O. V., Korsunenکو M. V., Slyepuxina I. A. *Logichna model` diagnostuvannya TRDD z uraxuvannyam peremehovany`x poshkodzhen` jogo protochnoyi chasty`ny` [Logical diagnostic model of DSE taking into account intermittent damages of its flow part]*. *Visny`k NAU*, 2007. no. 1. pp. 142-145.

6. Yildirim M. T., Kurt B. *Aircraft Gas Turbine Engine Health Monitoring System by Real Flight Data. International Journal of Aerospace Engineering*. 2018. t. 2018. pp. 1-12. doi: <https://doi.org/10.1155/2018/9570873>.

7. Pérez-Ruiz J. L., Loboda I., Miró-Zárate L. A., Toledo-Velázquez M., Polupan G. *Evaluation of gas turbine diagnostic techniques under variable fault conditions. Advances in Mechanical Engineering*, 2017. t. 9. no. 10. p. 168781401772747. doi: <https://doi.org/10.1177/1687814017727471>.

8. Loboda I., Feldshteyn Y., Ponomaryov V. *Neural Networks for Gas Turbine Fault Identification: Multilayer Perceptron or Radial Basis Network. Int. J. Turbo Jet-Engines*. 2012. t. 29, no 1. pp. 37-48. doi: <https://doi.org/10.1515/tjj-2012-0005>.

9. Axmedzyanov A. M., Dubravsky`j N. G., Tunakov A. P. *Dy`agnosty`ka sostoyany`ya VRD po termogazody`namy`chesky`m parametram [Diagnosis of*

the state of the AJE on thermogasdynamic parameters]. Moscow, Mechanical engineering, 1983. 206 p.

10. Yakushenko O. S., Mil'czov V. Ye., Chumak O. I., Korol'ov P. V., Oxmakev'y'ch V. M. Identyfikaciya matematychnoyi modeli aviacijnogo GTD za pol'otny'my' dany'my' [Identification of the mathematical model of aviation GTE for flight data.]. *Visnyk dvygunobuduvannya*, 2014. no. 2. pp. 130-138.

11. Loboda I. Gas Turbine Condition Monitoring and Diagnostics. *Gas Turbines*, 2010. pp. 119-144. doi: <https://doi.org/10.5772/10210>.

12. Popov A. V., Stepushky'na E. P., Slepuxyna Y'. A. Eksperymental'noe y'ssledovany'e xaraktery'styk TRDD pry peremezhayushhy'xsya povrezhdeny'yx protochnoj chasty' [Experimental study of the characteristics of DSE with intermittent

damages of the flow section]. *Proceeding of VIII MNTK „AVIA-2007”*, 25-27 kvit. 2007. Kyiv, NAU, 2007. t. 2. pp. 33.37-33.40.

13. Rozgonyuk V. V., Rudnik A. A., Kolomyeyev V. M., Gry'gil' M. A., Molokan O. O. *Dovidnyk pracivny'ka gazotransportnogo pidpry'yemstva* [Reference book of the gas transport company employee]. Kyiv, «Rostok», 2001. 1092 p.

14. Ntantis E. L. Botsaris P. N. Diagnostic Methods for an Aircraft Engine Performance. *Journal of Engineering Science and Technology Review*. 2015. t. 8, no 4. pp. 64-72. doi: <https://doi.org/10.25103/jestr.084.10>.

Поступила в редакцию 04.06.2019, рассмотрена редколлегией

Рецензент: д-р техн. наук, профессор, декан аерокосмічного факультету Національного авіаційного університету Дмитрієв Сергій Олексійович.

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ПОЛУЧЕНИЯ ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ КЛАССИФИКАЦИИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ГАЗОПЕРЕКАЧИВАЮЩИХ АГРЕГАТОВ

Н.С. Кулик, А.С. Якушенко, А.В. Попов, А.Дж. Мирзоев, О.И. Чумак, В.Н. Охмакевич

Одним из перспективных путей повышения эффективности диагностирования газоперекачивающих агрегатов использования средств и методов искусственного интеллекта на базе нейронных сетей. Для того, что бы такая сеть начала работать, ее необходимо предварительно научить, используя заранее подготовленные учебные примеры. Эти данные должны полно характеризовать работу объекта в широком диапазоне режимов работы и при различном техническом состоянии узлов, диагностируются. Кроме того, необходимо иметь аналогичный набор данных для контроля качества обучения нейронной сети.

Для качественного обучения сети распознаванию одного типа неисправностей необходимо иметь набор, содержащий от 20-200 и более учебных примеров. Получение такой информации в эксплуатации или при стендовых испытаниях достаточно длительным или дорогим процессом.

Разработан метод получения учебного и контрольного наборов данных. Наборы предназначены для обучения статической нейронной сети распознаванию одиночных и множественных неисправностей конструктивных узлов проточной части газотурбинного двигателя и газоперекачивающего агрегата. Метод позволяет получать наборы параметров рабочего процесса, характеризующие работу объекта с различным техническим состоянием проточной части, влияние ошибок измерения и функционирования объекта в широком диапазоне режимов и внешних условий. Для газоперекачивающего агрегата дополнительно учитывается состав газа, перекачиваемого.

Для получения необходимых параметров используется математическая модель рабочего процесса объекта второго уровня сложности.

Наборы характеризующих работу исправных объектов и объектов, имеющих значительные неисправности каскадов компрессоров, турбин и камеры сгорания, а в случае газоперекачивающего агрегата, и его нагнетателя.

Рассмотрены два варианта формирования наборов: с использованием измеряемых параметров рабочего процесса; с использованием отклонений измеряемых параметров от эталонных значений и параметров, которые использованы как режимные в математической модели рабочего процесса.

Ключевые слова: диагностирование, нейронная сеть, учебный набор, контрольный набор, газотурбинный, газоперекачивающий агрегат

DEVELOPMENT OF DATA OBTAINING METHOD FOR NEURON NETWORKS UNDER CLASSIFICATION OF THE TECHNICAL CONDITION OF GAS COMPRESS UNITS

M. Kulyk, O. Yakushenko, O. Popov, A. Mirzoyev, O. Chumak, V. Okhmakevych

One of the promising ways to increase the efficiency of assessing the technical condition of gas pumping units is the use of means and methods of artificial intelligence based on neural networks. In order to start functioning of such network, it should be trained first using the pre-defined training sets. These data should fully characterize work of the object in a wide range of operating modes and at various technical states of the diagnosed assemblies. In

addition, it is necessary to have a similar data set to monitor quality of the neural network learning.

To train the network to recognize faults of one type, a set of from twenty to two hundred or more training examples is required. Obtaining such information in operation or in full-scale tests is a rather long or costly process.

A method for acquisition of training and control data sets was proposed. The sets are intended to train static neural networks recognizing single and multiple faults of the structural units of air-gas channels of gas turbine engines and gas pumping units. The method enables obtaining sets of working process parameters describing operation of objects at various technical states of an air-gas channel, effect of measurement errors and object functioning in a wide range of modes and external conditions. Composition of the pumped gas is additionally taken into account for gas pumping units.

To obtain the required parameters, a mathematical model of the working process of the object of the second level of complexity was used.

The sets characterize work of operable objects and objects with significant malfunctions in spools of compressors and turbines and in a combustion chamber and for the case of a gas pumping unit, in its supercharger.

Two variants of formation of sets were considered: using the measured parameters of the working process; deviations of the measured parameters from their reference values and the parameters used as regime parameters in the mathematical model of the working process. This approach is aimed at the classification of the technical state of the object to the constructive node.

Keywords: diagnosis, neural network, training set, control set, gas turbine, gas pumping unit.

Кулик Николай Сергеевич – д.т.н., профессор, заведующий кафедры авиационных двигателей аэрокосмического факультета Национального авиационного университета, Киев, Украина, e-mail: kms@nau.edu.com, <https://orcid.org/0000-0003-2149-4006>, WoS Researcher ID: 2963362.

Якушенко Александр Сергеевич – к.т.н., с.н.с., доцент кафедры авиационных двигателей аэрокосмического факультета Национального авиационного университета, Киев, Украина e-mail: yyysss@i.ua, <http://orcid.org/0000-0002-1036-7960>, Scopus 56616665800 WoS ResearcherID R-2412-2019

Попов Александр Викторович – к.т.н., доцент, заведующий кафедры сохранения летной годности авиационной техники аэрокосмического факультета Национального авиационного университета, Киев, Украина, e-mail: popov@nau.edu.ua, popche75@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1029-2767>, Scopus 8555566400, WoS Researcher ID: P-6779-2019, Research Gate: Popov_Oleksandr.

Мирзоев Азер Джаваншир оглы – к. т. н., с. н. с., кафедра летательных аппаратов и авиационных двигателей Национальной академии авиации Азербайджана, Баку, Азербайджан, e-mail: azermirzoyev@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-7979-8307>.

Чумак Олег Иванович – заместитель генерального директора ООО "Авиаремонтное предприятие "УРАРП", Киев, Украина, e-mail: chumak113@ukr.net, <http://orcid.org/0000-0002-7410-5871>.

Охмакевич Валерий Николаевич – научный сотрудник кафедры авиационных двигателей аэрокосмического факультета Национального авиационного университета, e-mail: vnakuka@ukr.net, <http://orcid.org/0000-0002-4860-9080>

Kulyk Nikolay Sergeevich – doctor of technical sciences, professor, head of department of aviation engines of the aerospace faculty National aviation university, Kiev, Ukraine, e-mail: kms@nau.edu.com, <https://orcid.org/0000-0003-2149-4006>.

Yakushenko Aleksandr Sergeevich – candidate of technical sciences, senior researcher, associate professor department of aviation engines of the aerospace faculty National aviation university, Kiev, Ukraine, e-mail: yyysss@i.ua, <http://orcid.org/0000-0002-1036-7960>.

Popov Aleksandr Victorovich – candidate of technical sciences, associate professor, head of department of the retaining of aircraft airworthiness of the aerospace faculty National aviation university, Kiev, Ukraine, e-mail: popov@nau.edu.ua, popche75@gmail.com, popov@nau.edu.ua, popche75@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1029-2767>, Scopus: 8555566400, WoS Researcher ID: P-6779-2019, Research Gate: Popov_Oleksandr.

Mirzoyev Azer Dzhavanshir ogly – candidate of technical sciences, senior researcher department of aircraft and aircraft engine of the national aviation academy of Azerbaijan, Baku, Azerbaijan, e-mail: azermirzoyev@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-7979-8307>.

Chumak Oleg Ivanovich – deputy general director, aircraft repair company "URARP", Kiev, Ukraine, e-mail: chumak113@ukr.net, <http://orcid.org/0000-0002-7410-5871>.

Okhmakevych Valeriy Nikolaevich – researcher department of aviation engines of the aerospace faculty National aviation university, Kiev, Ukraine, e-mail: vnakuka@ukr.net, <http://orcid.org/0000-0002-4860-9080>.

УДК 629.735.083.03.004.58:004.801.3(045)

- Кулик М. С.** д-р техн. наук, професор, зав. кафедри авіаційних двигунів аерокосмічного факультета Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: kms@nau.edu.com;
- Якушенко О. С.** канд. техн. наук, ст. наук. сотрудник, доцент кафедри авіаційних двигунів аерокосмічного факультета Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: yuysss@i.ua;
- Попов О. В.** канд. техн. наук, доцент, зав. кафедри збереження льотної придатності авіаційної техніки аерокосмічного факультета Національного авіаційного університету, Київ, Україна, e-mail: popov@nau.edu.ua, popche75@gmail.com;
- Мірзосєв А. Дж.** канд. техн. наук, ст. наук. сотрудник, кафедра літальних апаратів авіаційних двигунів Національної академії авіації Азербайджана, Баку, Азербайджан, e-mail: azermirzoyev@gmail.com;
- Чумак О. І.** зас. генерального директора ТОВ "Авіаремонтне підприємство "УРАРТ", Київ, Україна, e-mail: chumak113@ukr.net;
- Охмакевич В. М.** наук. співробітник, старший викладач кафедри авіаційних двигунів аерокосмічного факультета Національного авіаційного університету, e-mail: vnakuka@ukr.net

РОЗРОБКА МЕТОДУ ОТРИМАННЯ ДАНИХ ДЛЯ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ВИЗНАЧЕННЮ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНИХ АГРЕГАТІВ

Одним з перспективних шляхів підвищення ефективності оцінки технічного стану газоперекачувальних агрегатів є використання засобів та методів штучного інтелекту на базі нейронних мереж. Для того, щоб така мережа почала працювати, її необхідно попередньо навчити, використовуючи заздалегідь підготовлені навчальні приклади. Ці дані повинні повно характеризувати роботу об'єкта в широкому діапазоні режимів роботи та при різному технічному стані вузлів, що діагностуються. Слід зазначити, що необхідно мати аналогічний набір даних для контролю якості навчання нейронної мережі. Для якісного навчання мережі розпізнаванню одного типу несправностей необхідно мати набір, що містить від 20-200 і більш навчальних прикладів. Одержання такої інформації в експлуатації або при стендових випробуваннях є досить тривалим або дорогим процесом. Розроблено метод одержання навчального і контрольного наборів даних. Набори призначені для навчання статичної нейронної мережі розпізнаванню одиночних і множинних несправностей конструктивних вузлів проточної частини газотурбінного двигуна і газоперекачувального агрегату. Метод дозволяє одержувати набори параметрів робочого процесу, що характеризують роботу об'єкта з різним технічним станом проточної частини, вплив помилок виміру та функціонування об'єкта в широкому діапазоні режимів і зовнішніх умов. Для газоперекачувального агрегату додатково враховується склад газу, що перекачується. Для одержання необхідних параметрів використовується математична модель робочого процесу об'єкта другого рівня складності. Набори характеризують роботу справних об'єктів і об'єктів, що мають значні несправності каскадів компресора, турбін і камери згоряння, а, у випадку газоперекачувального агрегату, і його нагнітача. Розглянуто два варіанти формування наборів: з використанням вимірюваних параметрів робочого процесу об'єкту; з використанням відхилень вимірюваних параметрів від еталонних значень та параметрів, які використано як режимні у математичній моделі робочого процесу. Даний підхід дозволяє здійснювати класифікацію технічного стану об'єкту з глибиною діагностування до конструктивного вузла.

Ключові слова: діагностування, нейронна мережа, навчальна множина, контрольна множина, газотурбінний, газоперекачувальний агрегат.

Вступ

Одним із шляхів зменшення навантаження експерта, а також підвищення якості та

оперативності діагностування газоперекачувальних агрегатів (ГПА), що складаються з газотурбінного двигуна і нагнітача, є авто-

© М.С. Кулик, О.С. Якушенко, О.В. Попов, А.Дж. Мірзосєв, О.І. Чумак, В.М. Охмакевич, 2019

тизовані реалізо-
діагности-
них мето-
об'єкта є
нейронні
Результ
аналізу
бути:

- відні-
одного з
клад, спр-
несправн-
- визна-
ТС об'єкт
щодо стан-
Якщо і

ронних м-
працюват
використ
прикладн
схильніст
мережа то
але поган
набір. Для
використа

У більш
навчання
ням перш
досягненн
ТС навчан
мережі под
оцінюється

У разі я
цього набі
навчальної
навчання
повинна бу
навчання.
фактично
Тому, після
роботи мер
мережі нео
му (тестов
використов

Інформа-
представля
(справний
типи неспр
і режими ро

Таблиця

| |
|--------------|
| Шореткість |
| Шореткість |
| Шореткість |
| Закоксованіє |

тизований аналіз параметрів функціонування, реалізований в рамках комп'ютерної діагностичної системи. Одним з перспективних методів визначення технічного стану (ТС) об'єкта є його діагностування за допомогою нейронних мереж (НМ) [1, 2].

Результатом нейромережевого діагностичного аналізу експлуатаційної інформації може бути:

- віднесення підконтрольного об'єкта до одного з класів технічного стану (наприклад, справні двигуни і двигуни, які мають несправність у вузлі компресора або турбіни);
- визначення параметрів, що характеризують ТС об'єкта (наприклад, зміна ККД компресора щодо стандартного значення).

Якщо говорити про діагностику на базі нейронних мереж, то для того, щоб мережа почала працювати, її необхідно попередньо навчити, використовуючи заздалегідь підготовлені приклади (портрети). Особливістю НМ є її схильність до перенавчання. При перенавчанні мережа точно описує навчальний набір даних, але погано описує дані, які не ввійшли в цей набір. Для вирішення цієї проблеми може бути використано метод трьох наборів даних [2].

У більш загальному методі трьох наборів навчання НМ проводиться з використанням першого (навчального) набору. При досягненні необхідної точності розпізнавання ТС навчання припиняється і на вхід навченої мережі подається другий (контрольний) набір і оцінюється коректність його розпізнавання.

У разі якщо оцінка точності, отримана для цього набору, набагато гірше отриманої для навчального набору, можна говорити про перенавчання НМ. При цьому структура мережі повинна бути змінена і проведено її повторне навчання. Таким чином, контрольний набір фактично включається в контур навчання. Тому, після досягнення необхідної точності роботи мережі на контрольному наборі, роботу мережі необхідно ще раз перевірити на третьому (тестовому) наборі. Цей набір не повинен використовуватися більше одного разу.

Інформація в наборах повинна досить повно представляти всі розглянуті типи ТС об'єкта (справний об'єкт, об'єкт, що має розглянуті типи несправностей) і, при необхідності, умови і режими роботи об'єкта.

Як джерело таких наборів даних використовується експлуатаційна інформація або результати математичного моделювання.

Слід зазначити, що для навчання мережі розпізнаванню кожного класу ТС необхідно мати 20-200 і більше розрахункових точок (прикладів). Кожна така точка включає в себе діагностичну інформацію (вимірювані параметри функціонування) для однієї з можливих комбінацій характеристик основних вузлів ГПА при їх справному або несправному стані.

Отримання такої інформації в експлуатації, з огляду на низьку частоту виникнення серйозних несправностей і, тим більше, їх комбінацій, процес досить тривалий. Отримання ж такої інформації при натурних випробуваннях є досить дорогим процесом.

Єдиним реальним джерелом основного обсягу інформації можуть бути тільки результати чисельного експерименту з використанням математичної моделі робочого процесу (ММРП) об'єкта. Інформація про роботу ГПА з реальними несправностями проточної частини (ПЧ), отримана при натурному моделюванні або шляхом збору експлуатаційної інформації, може бути використана тільки для формування тестового набору.

2. Аналіз літературних даних і постановка завдання

Для формування наборів використовуються два підходи. Перший підхід передбачає збір інформації про роботу справних двигунів і двигунів, що мають істотні несправності ПЧ. У ряді робіт для отримання таких даних запропоновано проводити експерименти з використанням випробувальних стендів. При цьому штучно вносяться несправності в систему вимірювання двигуна [3] або в його ПЧ задля отримання дросельних характеристик та значення діагностичних ознак двигуна, що досліджується [4]. Наприклад, згідно даних [5] з урахуванням даних (табл. 1) формується комбінація станів конструктивних вузлів ПЧ, відмінних від справного стану ПЧ. Тут знак «+» вказує на наявність того, чи іншого пошкодження. Далі, за результатами випробувань отримують значення параметрів робочого процесу, або діагностичних відхилень (ДВ), отриманих за допомогою математичної моделі об'єкта досліджень (рис. 1).

Таблиця 1. Комбінації технічного стану ПЧ двигуна

| Стан | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
|--|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Шореткість лопаток вхідного напрямного апарату | + | - | + | + | + | - | + | - |
| Шореткість лопаток компресора низького тиску | + | + | + | - | + | - | + | + |
| Шореткість лопаток турбіни низького тиску | - | + | + | + | + | + | - | + |
| Закоксуваність паливної форсунки | - | - | - | + | + | + | + | + |