

УДК 004.896

DOI <https://doi.org/10.32851/tnv-tech.2022.4.2>

ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ ДІАГНОСТУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ГАЗОПЕРЕКАЧУВАЛЬНОГО АГРЕГАТУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ ОБРОБКИ ВІБРОАКУСТИЧНИХ СИГНАЛІВ

Ольховський А. О. – асистент кафедри Інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем

Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу
ORCID ID: 0000-0001-7174-3627

Заміховський Л. М. – доктор технічних наук, професор,

завідувач кафедри Інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем

Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу

ORCID ID: 0000-0002-6374-8580

Scopus-Author ID: 57191729620

Мірзоева О. Ю. – асистент кафедри Інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем

Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу

ORCID ID: 0000-0002-7319-2264

Шатан М. В. – асистент кафедри Інформаційно-телекомунікаційних технологій та систем

Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу

ORCID ID: 0000-0001-8866-9558

Газотранспортна система України забезпечує транспортування природного газу від родовищ до споживачів, що розташовані як на території України, так і за її межами. Одним з ключових елементів газотранспортної системи України є компресорні станції, завданням яких є підтримання заданого тиску в системі задля безперервного транспортування природного газу. Головним елементом компресорної станції є газоперекачувальний агрегат (ГПА). Він є складною механічною системою, що складається з багатьох вузлів.

У процесі функціонування ГПА, в його вузлах та агрегатах відбувається процес зношення деталей, що, згодом, може призвести до аварії. Для уникнення таких ситуацій періодично проводяться поточні та капітальні ремонти системи. Для моніторингу технічного стану ГПА між ремонтами, задля оптимізації періодичності їх проведення та завчасного попередження про вихід ГПА з номінального стану, розроблено ряд неруйнівних методів контролю технічного стану. Такі методи поділяються на параметричні, що базуються на аналізі робочих параметрів системи (температура та тиск на різних вузлах ГПА, частота обертання турбін, хімічний склад продуктів згорання), та віброакустичні, що базуються на аналізі вібраційних та акустичних коливань, що генерують вузли ГПА.

В роботі розглянуто сучасний стан методів обробки віброакустичних сигналів, таких як перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення, штучні нейронні мережі, дискретне косинусне перетворення та автокореляційні функції. На базі аналізу запропоновано систему діагностування технічного стану ГПА на базі перетворення Фур'є в поєднанні з вейвлет-перетворенням та штучної нейронної мережі з двома прихованими шарами, завданням якої є розпізнавання технічного стану ГПА по результату вейвлет-перетворення, розділеного на окремі зображення в основних кольорах.

Ключові слова: газоперекачувальний агрегат, технічний стан, діагностування, перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення, штучна нейронна мережа дискретне косинусне перетворення, автокореляційна функція.

Olkhovskiy A. O., Zamikhovskiy L. M., Mirzoieva O. Y., Shatan M. V. Design of a system for diagnosing the technical condition of a gas pumping unit based on the analysis of existing methods of processing vibroacoustic signals

The gas transportation system of Ukraine provides transportation of natural gas from deposits to consumers located both on the territory of Ukraine and outside its borders. One of the key elements of the gas transportation system of Ukraine are compressor stations, the task of which is to maintain the specified pressure in the system for uninterrupted transportation of natural gas. The main element of the compressor station is the gas pumping unit (GPU). It is a complex mechanical system consisting of many nodes.

In the process of functioning of the gas pumping unit, in its nodes and units, the process of wear of parts occurs, which, subsequently, can lead to an accident. To avoid such situations, current and capital repairs of the system are periodically carried out. A number of non-destructive technical condition control methods have been developed to monitor the technical condition of the GPU between repairs, to optimize the periodicity of their carrying out and to provide early warning of the GPU leaving the nominal state. Such methods are divided into parametric methods, based on the analysis of the operating parameters of the system (temperature and pressure at various GPU nodes, turbine rotation frequency, chemical composition of combustion products), and vibroacoustic, based on the analysis of vibration and acoustic oscillations generated by the GPU nodes.

The current state of vibroacoustic signal processing methods, such as Fourier transform, wavelet transform, artificial neural networks, discrete cosine transform, and autocorrelation functions are considered in the work. Based on the analysis, a system for diagnosing the technical state of the GPU based on the Fourier transform in combination with the wavelet transformation and an artificial neural network with two hidden layers is proposed, the task of which is to recognize the technical condition of the GPU, based on the result of the wavelet transformation, divided into separate images in primary colors.

Key words: gas pumping unit, technical condition, diagnostics, Fourier transform, wavelet transform, artificial neural network, discrete cosine transform, autocorrelation function.

1. Вступ

Функціонування будь-яких механізмів пов'язано із ризиками виходу з ладу їх вузлів і елементів. При виході певного агрегату з ладу постає дві основні проблеми. Перша – необхідні фінансові та часові витрати на усунення дефектів, друга – поки механізм не функціонує, не може повноцінно функціонувати уся система, частиною якої він є. Для усунення та мінімізації часових втрат розроблено ряд різноманітних методів неруйнівного контролю технічного стану. Ці методи дозволяють зменшити час ремонту, шляхом визначення конкретного дефекту, що призвів до зменшення працездатності системи, а також завчасно зупинити дефектний агрегат та недопустити аварійну ситуацію, пов'язану із руйнуванням агрегата та супутніми пошкодженнями інших елементів системи. Обидві ці можливості зменшують складність та час проведення ремонтних робіт, що дозволяє зекономити матеріальні та часові ресурси, а також збільшити частку часу, яку система знаходиться у робочому стані.

На даний час розроблена велика кількість методів неруйнівного контролю, базована на різних показниках системи. Для систем із великою кількістю частин, що рухаються обертально, найпопулярнішими є методи, що базуються на аналізі вібраційних та акустичних характеристик. Для аналізу отриманого сигналу, як правило, потрібно спочатку відділити необхідну інформацію від шуму і потім обробити її тим чи іншим методом. Методи обробки сигналів розглянуто у цій роботі.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Розробка системи діагностування технічного стану ГПА потребує вибору оптимального набору методів обробки віброакустичного сигналу. В роботі [1]

наведено розробку апаратного та програмного забезпечення для обробки вібро-акустичного сигналу, що генерується вітровою турбіною. Для аналізу отриманих даних використано автоенкодерну нейромережу, що дозволило чітко відрізнити різні операційні стани турбіни, а саме стаціонарний робочий стан, прискорення при старті турбіни, зупинку турбіни, а також два стани для зупиненої турбіни – у спокійну та вітряну погоду. Через малу тривалість роботи вітрових турбін не було отримано даних про вихід з робочого стану, тому виникають сумніви про можливість визначення дефектів запропонованою системою. Обробка акустичних сигналів вітрової турбіни, отриманих з безпілотного літаючого апарата, наведена у роботі [2]. Використано два види вейвлет-перетворень (Симлет та Дубеші) для отримання точного результату та згортовку нейромережу для обробки результатів перетворень. Отримана система оцінює технічний стан системи з точністю в діапазоні від 75% до 100% в залежності від енергії коливань (в середньому 88.3%). Недоліком роботи є проведення усіх замірів у лабораторних умовах, що може знизити точність системи у реальних умовах, оскільки на отриманий сигнал може впливати рух дрона відносно турбіни, не враховується вплив шуму, що спричинений коливанням лопатей двигунів дрона через вітер. В роботі [3] показано використання короткочасного перетворення Фур'є для обробки нестаціонарного сигналу гідравлічної турбіни, а у роботі [4] показано однакову точність роботи штучної нейромережі та поліноміальних моделей для прогнозування температури у камері згорання турбіни турбореактивного двигуна. У роботі [5] наведено аналіз відеосигналу за допомогою швидкого перетворення Фур'є і вираховано частоту миготіння вихрового пальника, що потім доведено емпірично. У роботі [6] за допомогою швидкого перетворення Фур'є було визначено частоти та амплітуди вібраційних сигналів від пневматично спарених турбін (одна – компресор, друга – вільного ходу) із сигналу від усієї системи, однак подальший аналіз був неможливим, оскільки по номограмі Фельдмана співвідношення частот та амплітуд двох сигналів є таким, що не дозволяє чітко їх розділити, тому остаточний аналіз не було проведено, що є недоліком. За допомогою короткочасного перетворення Фур'є у роботі [7] було показано зміни при переході від робочого до неробочого стану, а саме відбулися зміни, що призвели до того, що найбільшою амплітудою стала володіти не перша гармоніка, а п'ята.

У роботі [8] розроблено програмне забезпечення, за допомогою якого можна аналізувати технічний стан двигунів (в конкретному випадку двигун комбайна) методом аналізу спектру, що формується методом швидкого перетворення Фур'є. Проведено аналіз впливу різних типів палива та їхніх сумішей на технічний стан 4-тактного двигуна. За допомогою швидкого перетворення Фур'є визначено основні гармоніки, по яким потім буде здійснюватися аналіз, однак сам аналіз не проведено, що не дає можливості оцінити ефективність методу для діагностики технічного стану.

У роботі [9] було розроблено метод діагностування стану ГТК-25і, діагностичною ознакою якого є величина норми вейвлет-складової деталізації п'ятого порядку D5, отримана шляхом обробки акустичних процесів, що супроводжують роботу ГТК-25і, і зміна якої в часі описується лінійною залежністю, що дозволяє прогнозувати технічний стан ГТК-25і на подальший період його експлуатації.

У роботі [10] розроблено систему діагностування стану підшипників за допомогою дискретного косинусного перетворення (ДКП) та штучної нейронної мережі. Показано, що завдяки тому, що базовий вектор ДКП не залежить від всього сигналу, то можна провести двовимірне перетворення шляхом двох окремих одновимірних

перетворень. Це сильно зменшує складність розрахунків і їхню тривалість. ДКП дозволяє відокремити коефіцієнти шуму від основного сигналу, але всерівно вплив шуму залишається і його можна прибрати за допомогою високочастотних коефіцієнтів, однак це робиться вручну і високий шанс помилки, спричиненої людським фактором, а також це призведе до втрати частини інформації [11]. Для того, щоб уникнути цього запропоновано обробляти матрицю ДКП за допомогою методу сингулярних значень. У роботі [12] для визначення технічного стану ГТК-25і запропоновано використати штучну нейронну мережу прямого поширення з вхідною розмірністю 12, двома прихованими шарами, що містять 256 і 128 нейронів відповідно та вихідним шаром, що містить 3 нейрони. Мережа пройшла навчання на експериментальних даних – п'яти амплітудних максимумах спектру і їх порядкових індексах по кожній з вибірок, результати якого дозволяють зі значенням метрики F1 не менше 0,8 розрізнити три технічні стани ГТК-25і. У роботі [13] розглянуто видалення шуму з сигналу, отриманого від парової турбіни методом ДКП з циклічним фільтром Вінера, що показало свою ефективність.

В роботі [14] при розробці системи для діагностування технічного стану лопатей вітрових турбін показано, що значення авто кореляційної функції ϵ в межах $[-1;1]$, тому це дає мало інформації про те, як значення віброакустичного сигналу розподілені.

Аналізуючи наведені роботи, можна зробити висновок, що основними методами для обробки сигналів є перетворення Фур'є (швидке та короткочасне), різні сімейства вейвлет-перетворень, різні типи штучних нейронних мереж, дискретно-косинусне перетворення та автокореляційна функція.

3. Аналіз існуючих методів обробки сигналів

3.1. Перетворення Фур'є

Перетворення базується на рядах Фур'є. Суть перетворення полягає у тому, що сигнал можна розкласти на скінченну кількість синусоїдальних та косинусоїдальних гармонік – окремих сигналів із різною частотою. Після визначення амплітуд та частот сигналів будується графік, що показує амплітуди сигналів на різних частотах у вигляді, схожому до дельта-функції Дірака (стрибок з амплітудою, що прямує до нескінченності та шириною, що прямує до нуля, площа такого стрибка – одиниця), однак у випадку гармонік висота стрибка рівна амплітуді сигналу, а ширина нульова. Розміщенні ці стрибки відповідно до їхньої частоти.

Маючи вигляд спектра для робочого стану механізму та спектри для різних положень, можна визначити, коли система виходить з робочого стану та конкретний тип поломки.

Однак метод Фур'є в такому вигляді добре підходить для об'єктів, що працюють на одній швидкості, оскільки частота вібрацій є функцією від швидкості, тому в таких випадках використовують додаткову прив'язку до швидкості обертання і для кожного варіанту частотна характеристика буде своя [1]. Для перетворення непостійного сигналу часово-частотний розподіл отримують через Короткочасне перетворення Фур'є.

Головною перевагою методу є відносна простота реалізації за допомогою програмного забезпечення. Недоліком методу є його недостатня інформативність у часовому базисі, оскільки спектр не дає розуміння того, як сигнали пов'язані між собою і чи є певна гармоніка постійною, чи з'являється у окремі моменти часу.

3.2. Вейвлет-перетворення

Головний недолік перетворення Фур'є – неможливість відобразити зміни частоти сигналу в часі, це перетворення лише показує наявність сигналів певних

частот, але не може свідчити про їх розподіл в часі, тобто з цього перетворення неможливо дізнатись, чи певні гармоніки виникають одночасно, чи в різний час.

Для вирішення цієї проблеми розроблено вейвлет-перетворення. Суть його полягає в тому, аби аналізувати сигнал відносно якоїсь вейвлет-функції. До цієї функції є ряд вимог, а саме: середнє значення функції рівне нулю, функція має бути локалізована в часі та просторі.

Вейвлет перетворення бувають неперервні та дискретні. Найпоширеніші типи неперервних методів – Морзе, Морле і Бамп. Головний недолік цього методу – потреба у великій вичислювальній потужності, що може зробити метод недоречним у випадках, коли потрібна велика швидкість вичислень. Дискретний метод – застосування набору дискретних вейвлет перетворень. Вейвлет перетворення схоже до перетворення Фур'є, але можуть дати результати, визначені відносно і часу і частоти. Тип перетворення обирають відповідно до характеристик сигналу.

Вейвлет-перетворення дозволяють не лише робити висновки про наявність чи відсутність гармоніки в спектрі, але й про її розміщення у часі. Таке перетворення може бути корисним для аналізу нестационарних сигналів, наприклад, коли механізм працює в різних режимах, в кожному з яких задіяні свої агрегати із різною робочою частотою. Тоді наявність певної гармоніки на одному етапі роботи може свідчити про нормальну роботу вузла, а на іншому етапі – про дефект на другому вузлі [1].

Головна складність методу – необхідність вибору правильного вейвлета та коефіцієнтів.

Перевага методу – можливість аналізу сигналу одразу у часовому та частотному вимірі, також існує достатня кількість програмного забезпечення для проведення вейвлет-перетворень (наприклад wavelet toolbox для matlab), недолік – як і у інших перетворень, сам вейвлет не покаже технічний стан об'єкту, для цього необхідно використовувати інші засоби, наприклад штучні нейронні мережі.

3.2. Штучні нейронні мережі

Відносно новим методом у обробці різноманітних сигналів є побудова штучних нейронних мереж (ШНМ). ШНМ є об'єднанням нейронів та зв'язків між ними. Графічно ШНМ представляється шарами нейронів, що з'єднані між собою по принципу «усі з усіма». Кількість нейронів першого шару відповідає кількості вхідних параметрів, кількість нейронів останнього шару відповідає кількості можливих станів системи (не лише робочий/не робочий, але й окремі стани для кожної з поломок і навіть стани для комбінованих поломок). Математично ШНМ є функцією, що має 3 основні складові: активацію, вагу та зсув. Активація – значення кожного нейрона для конкретного аналізованого сигналу, як правило, за допомогою сигмоїда (рівн.1) її представляють у вигляді значення від 0 до 1.

Сигмоїд дозволяє стиснути значення в діапазоні $(-\infty; +\infty)$ у потрібний нам діапазон, великі значення перетворюються на близькі до 1, дуже малі – близькі до 0.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (1)$$

Вага відображає важливість зв'язку між нейронами з двох шарів при визначенні активації нейрона другого шару. Вага може бути як додатна так і від'ємна, якщо для результату важливо, щоб конкретне значення було відсутнім.

Зсув – значення «обмеження» при визначенні активації нейрона для задання додаткового порогу для активності нейрона

Значення активація кожного нейрона – сума добутоків активацій нейронів з попередніх шарів на ваги відповідних зв'язків до яких додається зсув та застосовується сигмоїд(рівн. 2).

$$a_{ij} = \sum_{k=0}^{K-1} a_{k,j-1} * w_k + b_i, \quad (2)$$

де a – активація нейрона,
 i, k – номер нейрона в шарі,
 j – номер шару
 w – вага зв'язку
 b – зсув.

Представивши активації, набори ваг та зсуви у вигляді матриці можна описати нейромережу формулою 3:

$$a^{(1)} = \sigma (W a^{(0)} + b) \quad (3)$$

Перевага методу – при правильному проектуванні та тренуванні система може прямо вказати, в якому із технічних станів знаходиться об'єкт, що дозволяє спростити підготовку оператора системи та інтеграцію нейромережі у більш комплексну систему.

Недоліки методу – необхідність у великій обчислювальній потужності на етапі тренування та пост-тренування, та меншої, але все рівно значній потужності на етапі класифікації. Для вирішення цієї проблеми в [1] запропоновано розділ підсистем класифікації та навчання. Пріоритет має система класифікації, вона використовує більшість потужності процесора, а підсистема навчання, яка підлаштовує коефіцієнти нейромережі відповідно до отриманих даних, працює лише тоді, коли процесор є незайнятим. Це дозволяє отримати максимально швидкий висновок про стан системи, що може бути критичним у випадках наближення системи до неробочого стану.

Для прискорення роботи нейромережі використано плату розширення IntelNeuralComputeStick – NCS2.

3.4. Дискретно-косинусне перетворення

Одним з головних завдань обробки сигналів від реальних джерел є відмежування корисного сигналу від шуму. Одним з популярних методів фільтрування є дискретно-косинусне перетворення. Суть його полягає в ортогональному перетворенні векторів у багатовимірному просторі. Будь-який вектор можна представити у вигляді квадратної матриці розміру $N \times N$ елементів з коефіцієнтами, що відображатимуть довжину проекції цього вектора на кожну з осей.

Дискретно-косинусне перетворення пропонує базис векторів з напрямками, що визначаються формулою:

$$f_n(\omega) = \cos(\omega(n-1)). \quad (4)$$

В результаті перетворення вектору зі звичайного базису до косинусного, буде отримано вектор коефіцієнтів, отриманих за формулою:

$$g_{k,n} = C_k \cos\left(\frac{\pi}{n}\left(n + \frac{1}{2}\right) \cdot k\right), \quad (5)$$

де g – косинусний коефіцієнт,
 k – номер перетворення,
 n – кількість вимірів, для яких здійснюється перетворення,
 C – нормувальний коефіцієнт, визначається за формулою:

$$C_k = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{n}}, & k = 0 \\ \frac{1}{\sqrt{n/2}}, & k \neq 0 \end{cases}. \quad (6)$$

Здатність цього перетворення до фільтрування шумів полягає у зворотньому перетворенні, можна представити сигнал, як ортогональний вектор розмірності

2^н а значення амплітуди сигналу – як значення коефіцієнтів. Після чого провести неповне зворотне перетворення. Це дозволить відкинути ту частину матриці, що несе найменшу кількість енергії, а саме там знаходяться шуми.

Це перетворення проходить без втрат, що покращує можливість квантування підмножин.

Перевага методу – за його допомогою (при неповному зворотному перетворенні) можливо відфільтрувати шум та залишити лише корисний сигнал, також метод дозволяє зменшити кількість інформації, що використовується для опису сигналу, що спрощує його збереження та пришвидшує подальшу його обробку.

Недоліки методу – необхідність правильного підбору коефіцієнтів перетворення, що збільшує шанс помилки, спричиненої людським фактором і подальшого відсіювання важливої гармоніки. Також варто зазначити, що це метод попередньої обробки сигналів і він не дозволяє визначити технічний стан об'єкту.

3.5. Автокореляційна функція

Автокореляційна функція (АКФ) показує залежність зміни цієї функції від неї самої. Дозволяє побачити періодичність та інші приховані властивості сигналу. Якщо функція є періодичною, то і її автокореляція також буде періодичною. Визначається через визначення кореляції між двома значеннями, відстань між якими є фіксованою. Для можливості визначення автокореляції важливо, щоб сигнал був стаціонарним.

Перевага методу – можливість визначення прихованих властивостей сигналу, наприклад його прихованої періодичності.

Недоліки методу – необхідність підбору затримки, відносно якої буде визначатись автокореляція, а також мала інформативність методу зменшує його користь.

4. Розробка функціональної схеми системи діагностування технічного стану ГПА

В результаті проведеного аналізу було зроблено висновок, що жоден з наведених методів не дозволяє самотужки зробити висновок про технічний стан ГПА, що вимагає розробки системи діагностування в якій буде використано декілька методів обробки віброакустичної інфрації.

Для вибору основних гармонік за якими буде проводитись визначення технічного стану, використано швидке перетворення Фур'є (ШПФ). Після його застосування буде обрано 5 найбільш енергоємнісних гармонік.

Після цього сигнал проаналізовано за допомогою вейвлет-перетворення. Як материнський вейвлет обрано симлет. Для спрощення розрахунків отриманий результат буде зменшено до розміру 32*16 пікселя методом повторної вибірки Гаусса та розділений на 3 зображення по основним кольорам (червоний, зелений та блакитний).

Для аналізу результатів вейвлет-перетворення використано штучну нейромережу. Кожен піксель відповідатиме одному з нейронів першого шару. Також є 5 нейронів, що відповідатимуть значенням частот перших 5 гармонік, отриманих за допомогою ШПФ. Наступним кроком необхідно визначити кількість прихованих шарів та кількість нейронів у кожному з них, після чого визначити коефіцієнти ваг, що відбувається під час навчання нейромережі. Зазвичай, оптимальними є нейромережі з двома прихованими шарами. В останньому шарі знаходяться нейрони, кожен з яких відповідає стану системи. В запропонованій системі варто розглядати 3 стани: номінальний, робочий, неробочий. Відповідно у останньому шарі буде 3 нейрона.

Враховуючи, що неймережа ще не спроектована остаточно, принципова схема системи виглядатиме наступним чином (рис. 1).

Для отримання акустичного сигналу можна використовувати мікрофони, що встановлені біля ключових агрегатів ГПА, а саме ззовні камери згорання, компресорів високого та низького тиску.

Для отримання вібраційного сигналу варто використовувати акселерометри, встановлені ззовні камери згорання, на валах турбін високого і низького тиску, а також на валу компресора.

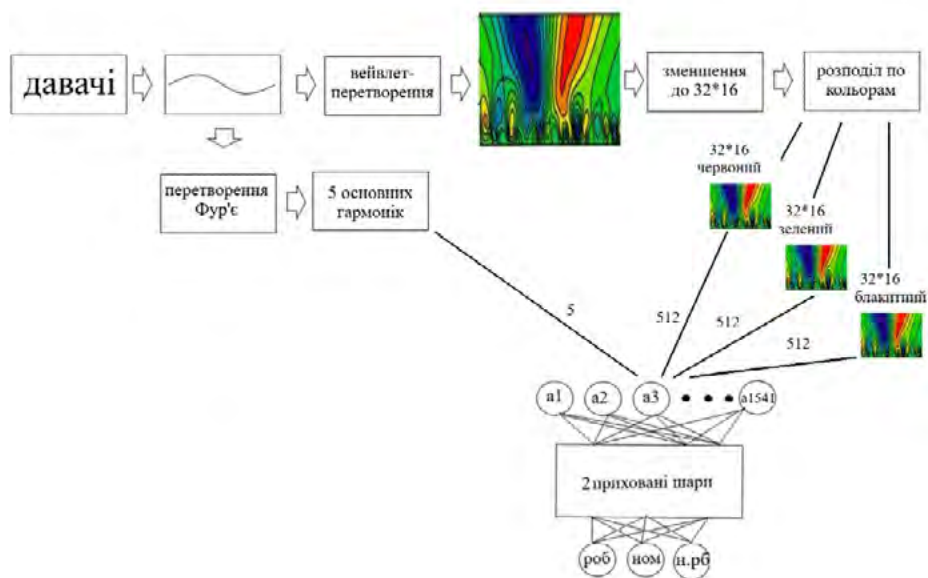


Рис. 1. Функціональна схема системи діагностування ГПА

Висновки. В роботі проведено аналіз існуючих методів аналізу та обробки сигналів. Розглянуто такі методи, як перетворення Фур'є, вейвлет – перетворення, штучні нейронні мережі, дискретно-косинусне перетворення та автокореляційні функції. Досліджено можливості кожного з методів, виявлено, що кожен з них може забезпечувати обробку та аналіз на своєму етапі. Показано, що для початкової обробки сигналів можна використовувати ДКП та автокореляційні функції, потім аналізувати їх за допомогою перетворень Фур'є та вейвлетів і остаточний аналіз проводити за допомогою штучних нейронних мереж.

Запропоновано принципову схему системи діагностики технічного стану ГПА, що складається з блоку перетворення Фур'є та штучної неймережі, що аналізує отриманий сигнал у вигляді спектрограми та класифікує його до одного з трьох станів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ:

1. Czyżewski, A. Remote Health Monitoring of Wind Turbines Employing Vibroacoustic Transducers and Autoencoders(2022) *Frontiers in Energy Research*, 10, art. no. 858958, . DOI: 10.3389/fenrg.2022.858958.
2. García Márquez, F.P., Bernalte Sánchez, P.J., Segovia Ramírez, I. Acoustic inspection system with unmanned aerial vehicles for wind turbines structure health monitoring (2022) *Structural Health Monitoring*, 21 (2), pp. 485-500. DOI: 10.1177/14759217211004822
3. Yu, X., Yang, Y., He, Q., Peng, Z. Time-Frequency Bandpass Filter with Nonstationary Signal Decomposition Application (2021) *Journal of Physics: Conference Series*, 1880 (1), art. no. 012003. DOI: 10.1088/1742-6596/1880/1/012003
4. Rogovskii, I.L., Zapadlovskij, O.S., Voinash, S.A., Maksimovich, K.Y., Sokolova, V.A., Alekseeva, S.V., Taraban, M.V. Research of vibroacoustic signals in diagnostics of technical condition of engines of beet harvesters combines (2020) *Journal of Physics: Conference Series*, 1679 (4), art. no. 042032. DOI: 10.1088/1742-6596/1679/4/042032
5. Mills, A.R., Kadirkamanathan, V. Sensing for aerospace combustor health monitoring (2020) *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, 92 (1), pp. 37-46. DOI: 10.1108/AEAT-11-2018-0283
6. Pang, Y., Jia, L., Liu, Z. Discrete Cosine Transformation and Temporal Adjacent Convolutional Neural Network-Based Remaining Useful Life Estimation of Bearings (2020) *Shock and Vibration*, 2020, art. no. 8240168. DOI: 10.1155/2020/8240168
7. An, G., Song, K., Li, R., Sun, H., Li, H. Degradation feature extraction method for piezoelectric ceramic of ultrasonic motor based on DCT-SV cross entropy (2019) *Journal of Vibroengineering*, 21 (6), pp. 1651-1664. DOI: 10.21595/jve.2019.20525
8. Hoell, S., Omenzetter, P. Sequential projection pursuit for optimised vibration-based damage detection in an experimental wind turbine blade (2018) *Smart Materials and Structures*, 27 (2), art. no. 025007. DOI: 10.1088/1361-665X/aa9f8e
9. Reseach of the characteristics of acoustic processes using wavelet transformation for detecting a diagnostic sign of the technical state of gas pumping units. Zamikhovskiy L., Zamikhovska O., Pavlyk V. *TECHNOLOGY AUDIT AND PRODUCTION RESERVES*, 2021. № 1/2(57).P. 6-12. DOI: 10.15587/2706-5448.2021.224432. Khalil, A.E.E., Gupta, A.K. Acoustic and heat release signatures for swirl assisted distributed combustion (2017) *Applied Energy*, 193, pp. 125-138. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.02.030
10. Jonak, J., Machrowska, A., Podgórski, J., Bęc, J. Identification of the operating parameters for the mechanical system using EMD algorithm (2016) *MATEC Web of Conferences*, 83, art. no. 05001. DOI: 10.1051/mateconf/20168305001
11. Feng, Z., Shangjun, Y., Yantao, H., Xianfeng, S. Cyclic Wiener filtering algorithm in discrete cosine transform domain for vibration signal (2016) *MATEC Web of Conferences*, 61, art. no. 02019, . DOI: 10.1051/mateconf/20166102019
12. Kozlenko, O. Zamikhovska, V. Tkachuk, and L. Zamikhovskiy, "Deep Learning Based Fault Detection of Natural Gas Pumping Unit", 2021. *IEEE 12th International Conference on Electronics and Information Technologies (ELIT)*, 2021, pp. 71-75, doi: 10.1109/ELIT53502.2021.9501066Babanin, O., Bulba, V. Designing the technology of express diagnostics of electric train's traction drive by means of fractal analysis (2016) *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4 (9-82), pp. 45-54. DOI: 10.15587/1729-4061.2016.76520