

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 53.088.3;53.088.7

О. Ю. Олійник¹, Ю. К. Тараненко²СИСТЕМА БЕЗПЕРЕРВНОГО ВІБРОМОНІТОРИНГУ
СТАНУ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ОБЛАДНАННЯ З
МАШИНИМ НАВЧАННЯМ КЛАСИФІКАТОРУ¹Приватне підприємство «Лікопак», Дніпро² Коледж радіоелектроніки, Дніпро

Анотація. Вібромоніторинг технологічного обладнання відрізняється наявністю нестационарних складних вібросигналів, які характеризуються наявністю тимчасових залежностей амплітуди, частоти, фази. У класичному машинному навчанні вже отримані дані зазвичай випадковим чином ділять на навчальний і тестовий набори. На основі навчального набору даних отримують класифікатор, а за допомогою тестового перевіряють точність цього отриманої моделі класифікатора даних. Розроблений програмний комплекс вирішує проблему ідентифікації діагностичних вібросигналів методом підбору часових рядів тестового сигналу з мінімальною близькістю на основі вейвлет-коефіцієнтів. Відбір в тестовий набір здійснюється в процесі контролю за мінімальним значенням коефіцієнта автокогерентності, який близький до нуля. Таким чином, класифікатор даних працює безперервно, збагачуючи математичну модель розпізнаванням з'являються дефектів обладнання, що залежать від великого числа випадкових чинників-умов монтажу кваліфікації обслуговуючого персоналу і т.п. Принципово новий підхід до організації ідентифікації вібрації полягає в тому, що ідентифікуються не сигнали вібромоніторингу записані за певний період часу, а ідентифікація відбувається в реальному режимі часу. Це робить контроль за станом технологічного обладнання оперативним. Розроблений алгоритм аналізу дозволяє реалізувати систему безперервного вібромоніторингу технологічного обладнання, підвищити точність ідентифікації діагностичних вібросигналів за рахунок використання комплексного підходу до аналізу близькості тестового сигналу.

Ключові слова: машинне навчання, вейвлет-аналіз, вібромоніторинг, коефіцієнт автокогерентності.

Анотация. Вибромониторинг технологического оборудования отличается наличием нестационарных сложных вибросигналов, в которые характеризуются наличием временных зависимостей амплитуды, частоты, фазы. В классическом машинном обучении уже полученные данные обычно случайным образом делят на обучающий и тестовый набор. На основе обучающего набора данных получают классификатор, а с помощью тестового проверяют точность этого полученной модели классификатора данных. Разработанный программный комплекс решает проблему идентификации диагностических вибросигналов методом подбора временных рядов тестового сигнала с минимальной близостью на основе вейвлет коэффициентов. Отбор в тестовый набор осуществляется в процессе контроля по минимальному значению коэффициента автокогерентности, который близок к нулю. Таким образом, классификатор данных работает непрерывно, обогащая математическую модель распознаванием появляющихся дефектов оборудования, зависящих от большого числа случайных факторов- условий монтажа квалификации обслуживающего персонала и т.п. Принципиально новый подход к организации идентификации вибросигнала заключается в том, что идентифицируются не сигналы вибромониторинга записанные за определенный период времени, а идентификация происходит в реальном режиме времени. Это делает контроль за состоянием технологического оборудования оперативным. Разработанный алгоритм анализа позволяет реализовать систему непрерывного вибромониторинга технологического оборудования, повысить точность идентификации диагностических вибросигналов за счет использования комплексного подхода к анализу близости тестового сигнала.

Ключевые слова: машинное обучение, вейвлет анализ, вибромониторинг, коэффициент автокогерентности.

Abstract. Vibration monitoring of technological equipment is characterized by the presence of unsteady complex vibration signals, which are characterized by the presence of time dependences of the amplitude, frequency, phase. In classical machine learning, data already obtained is usually randomly divided into training and test sets. Based on the training data set, a classifier is obtained, and with the help of a test one, the accuracy of this obtained data classifier model is checked. The developed software package solves the problem of identifying diagnostic vibration signals by selecting the time series of the test signal with minimal proximity based on wavelet coefficients. Selection in the test set is carried out in the control process at the minimum value of the coefficient of autocorrelation, which is close to zero. Thus, the data classifier works continuously, enriching the mathematical model with recognition of emerging equipment defects, depending on a large number of random factors, installation conditions for the qualifications of staff, etc. A fundamentally new approach to organizing the identification of a vibration signal is that it is not the vibration monitoring signals recorded over a certain period of time that are identified, but the identification takes place in real time. This makes monitoring the state of technological equipment operational. The developed analysis algorithm makes it possible to implement a system of continuous vibration monitoring of technological equipment, to increase the accuracy of identification of diagnostic vibration signals through the use of an integrated approach to the analysis of the proximity of a test signal.

Keywords: machine learning, wavelet analysis, vibration monitoring, auto-coherence coefficient.

DOI: <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2020-48-2-18-26>.

Вступ

Одним з актуальних методичних і інструментальних засобів оцінки технічного стану технологічного обладнання є вібромоніторинг, який останнім часом отримав широке практичне застосування [1]. Стрімкий розвиток обчислювальної техніки дозволяє створювати діагностичні комплекси, що забезпечують ефективний контроль поточного технічного стану складних систем і технологічного обладнання [2]. Різноманітність розроблених програмних комплексів надзвичайно велике. Це пов'язано в першу чергу з різноманітністю самих об'єктів діагностики і моніторингу. У другу чергу пояснюється ши-

роким спектром використовуваних моделей, алгоритмів діагностики та способів визначення дефектів [3-5].

Для ідентифікації параметрів сигналів діагностичні алгоритми використовують нелінійну цифрову фільтрацію, а коефіцієнти нелінійних фільтрів визначають з використанням різних видів перетворень [6]. Однак найбільш істотним недоліком всіх існуючих програмних рішень систем вібромоніторингу є те, що аналіз вібродіагностичних сигналів виконується в стаціонарних умовах, шляхом порівняння отриманого вібросигналу з набором тестових. В цьому випадку точність і ефективність ідентифікації сигналу визначається об'ємом тестових сигналів порівняння і точністю методу оцінки близькості аналізованого вібросигналу.

Актуальність

Вібромоніторинг використовує широкий спектр методів аналізу частотних характеристик об'єктів діагностування: методи спектрального і дискримінантного аналізу, методи часових рядів, методи допускового контролю і застосування нейронних мереж [7].

Останнім часом великої популярності набуває відомий метод вейвлет-аналізу [8]. Метод вже добре себе зарекомендував при обробці стаціонарних сигналів для яких характерна залежність амплітуди сигналу від часу [9]. У цьому випадку алгоритм обробки даних зводиться до розрахунку вейвлет-коефіцієнт з подальшим підбором коефіцієнту деталізації.

Вібромоніторинг технологічного обладнання відрізняється наявністю нестаціонарних складних вібросигналів, які характеризуються наявністю тимчасових залежностей амплітуди, частоти, фази. І тому описані вище підходи і алгоритми фільтрації не можуть бути застосовані до поставленої задачі.

У роботах авторів [10] для функціональної діагностики об'єктів розглянуто використання кратномасштабного аналізу, заснованого на вейвлет-перетворенні, який є додатком спектрального аналізу. Використовуваний безперервний вейвлет-аналіз, вимагає значних обчислювальних ресурсів і складної організації самого обчислювального процесу.

Найбільш важкими завданнями при вібромоніторингу технологічного обладнання є розробка апаратних засобів вимірювальних систем для отримання вібросигналів з промислових об'єктів, розробка моделі діагностики та ідентифікація аналізованого сигналу з самонавчанням. Перша із зазначених завдань була успішно вирішена в ряді попередніх наших робіт [11-12], рішенням інших завдань присвячена дана робота.

Мета

Метою роботи є розробка програмного комплексу з безперервною обробкою даних при вібромоніторингу з використанням різних критеріїв оцінки близькості (значення коефіцієнтів авторегресійної моделі, значення ентропії (Шенон), статистичні характеристики (дисперсія, стандартне відхилення, середнє значення, середньоквадратичне значення; квадрат середнього значення квадратів амплітуди, середнє значення похідної, швидкість перетину нуля, середня швидкість перетину і т.д) тестового сигналу.

Задачі

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні задачі:

1. Для створеної структури системи безперервного вібромоніторингу стану технологічного обладнання розробити математичну модель ідентифікації вібросигналів в реальному часі на основі вейвлет-аналізу.
2. Виконати програмну реалізацію моделі засобами Python з розробкою інтерфейса програмного комплексу та продемонструвати результати роботи програмного комплексу для бази даних тестових сигналів.

Розв'язання задач

Алгоритм процесу безперервного вібромоніторингу наведено на рис. 1. Вібросигнали з технологічного устаткування отримані з урахуванням навантажувальних режимів роботи обладнання. Діагностування стану технологічного обладнання проводиться безперервно.

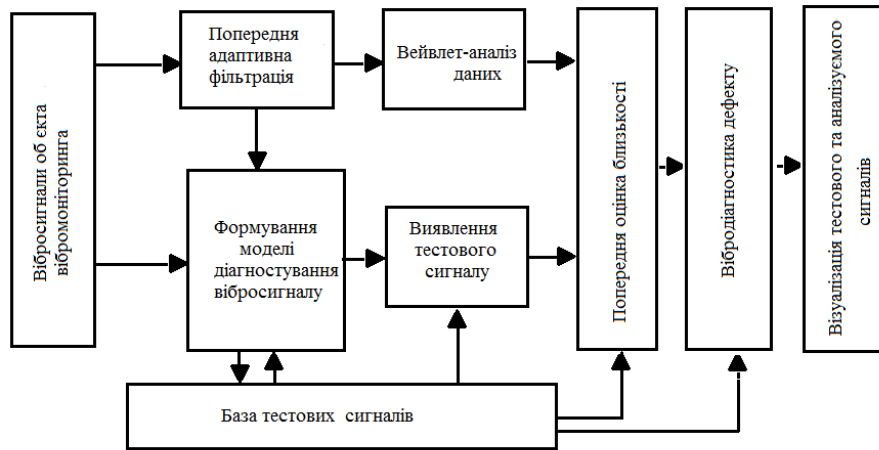


Рисунок 1 – Структурна схема роботи системи безперервного вібромоніторингу стіни технологічного обладнання

У якості програмного середовища для реалізації алгоритму розрахунку був обраний Python, наявність бібліотеки PyWavelets для вейвлет-перетворень з реалізованим дискретним вейвлет-перетворенням дозволяють істотно спростити вейвлет аналіз [13]. У відповідності з розробленим алгоритмом для зручності роботи був розроблений інтерфейс програмного комплексу, зовнішній вигляд якого наведено рис. 2. Для аналізованого сигналу з урахуванням обраного вейвлет-коефіцієнту формується графічне представлення графіків як вихідного сигналу, так і його похідної.

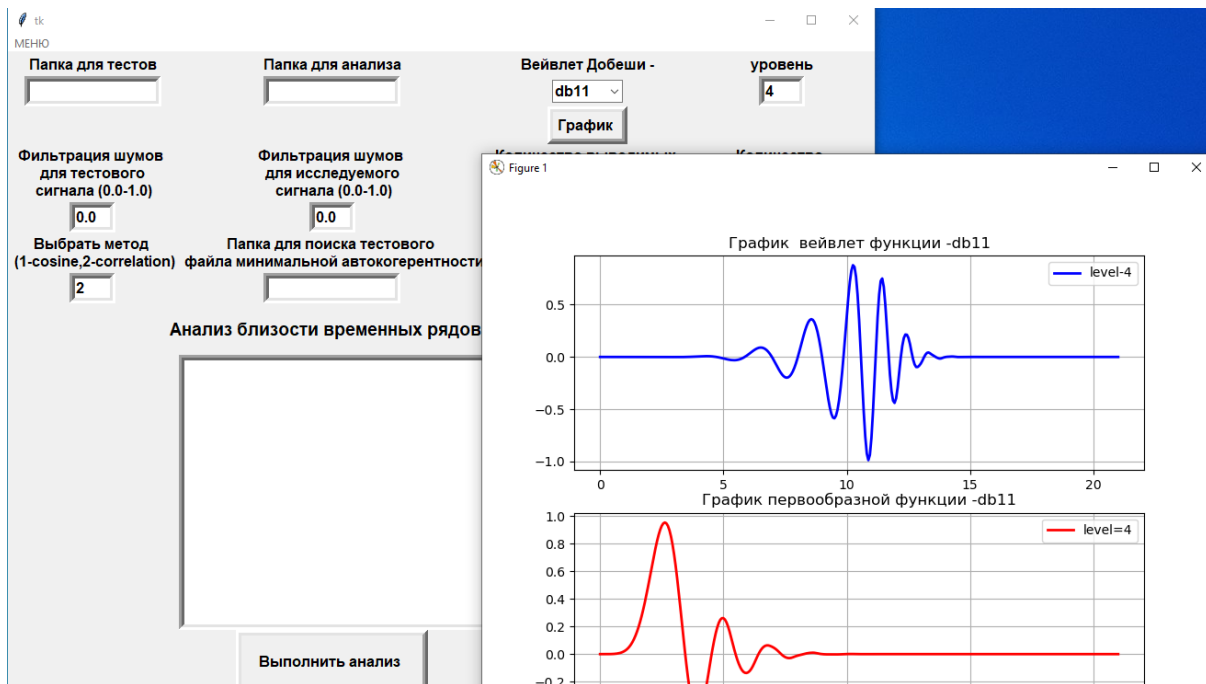


Рисунок 2 – Зовнішній вигляд інтерфейсу програмного комплексу

Попередня адаптивна фільтрація здійснюється на стадії збору даних [11]. Далі відбувається формування діагностичної моделі.

У класичному машинному навчанні вже отримані дані зазвичай випадковим чином ділять на навчальний і тестовий набори. На основі навчального набору даних отримують класифікатор, а за допомогою тестового перевіряють точність цього отриманої моделі класифікатора даних. У даній програмі відбір в тестовий набір здійснюється в процесі контролю за мінімальним значенням коефіцієнта автокорреляції, який близький до нуля. Таким чином, класифікатор даних працює безперервно, збагачуючи математичну модель розпізнаванням з'являються дефектів обладнання, що залежать від великого числа випадкових чинників-умов монтажу кваліфікації обслуговуючого персоналу і т.п.

Вибір сигналу для обробки здійснюється з папки, де зберігаються дані вібромоніторингу. Інформація записується в реальному режимі часу. Вибір тестового сигналу здійснюється в кожний конкретний момент часу з урахуванням поточного значення вібросигналу.

Принципово новий підхід до організації ідентифікації вібросигналів полягає в тому, що ідентифікуються не сигнали вібромоніторингу записані за певний період часу, а ідентифікація відбувається в реальному режимі часу. Це робить контроль за станом технологічного обладнання оперативним.

В основі роботи програмного комплексу покладена математична модель безперервного вейвлет-аналізу сигналу на заданому часовому інтервалі з перетворенням часового ряду в послідовність вейвлет-коефіцієнтів з використанням материнського вейвлета $\varphi((t-b)/a)$ [9]:

$$W_s = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} I(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

W_s – масштабно-часовий спектр сигналів $I(t)$ функції двох аргументів: a – являє собою часовий масштаб (період осциляцій), b – зміщення сигналу по осі часу. Оскільки існуючі підходи з використанням згладжуючого оператора неможливо застосувати через втрату інформації про аномалію, тому для оцінки близькості застосуємо вирази для визначення потужностей вейвлет спектрів двох сигналів $I(t)$ та $dI(t)/dt$:

$$B_c = \left(\frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} I(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \right)^2 \quad (1)$$

$$B_{cv} = \left(\frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{dI(t)}{dt} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \right)^2 \quad (2)$$

Відстань між рядами $i \dots m-1$ коефіцієнтів B_{ci} , B_{cvi} потужностей вейвлет-спектрів сигналів $I(t)$ та $dI(t)/dt$ на основі коефіцієнта кореляції визначається зі співвідношення:

$$\text{cor}(B_c, B_{cv}) = 1 - \frac{\sum_i^{m-1} (B_{ci} - \overline{B_c}) \cdot (B_{cvi} - \overline{B_{cv}})}{\sqrt{\sum_i^{m-1} (B_{ci} - \overline{B_c})^2} \cdot \sqrt{\sum_i^{m-1} (B_{cvi} - \overline{B_{cv}})^2}} \quad (3)$$

Альтернативним варіантом так само нормованим в межах від нуля до одиниці є відстань між рядами $i \dots m-1$ коефіцієнтів B_{ci} , B_{cvi} потужностей вейвлет спектрів на основі косинуса яке визначається зі співвідношення:

$$\text{cs}(B_c, B_{cv}) = \frac{\left| \sum_i^{m-1} (B_{ci} \cdot B_{cvi}) \right|}{\sqrt{\sum_i^{m-1} (B_{ci})^2} \cdot \sqrt{\sum_i^{m-1} (B_{cvi})^2}} \quad (4)$$

Для практичного застосування наведеної математичної моделі (1 ÷ 4) розглянемо особливості її реалізації засобами вільно поширюваного програмного забезпечення Python. Особливістю вейвлет перетворень (1), (2) є те, що вейвлет коефіцієнти представлені у вигляді списку списків, в які можуть входити і комплексні члени. Тому для порівняння потужностей спектрів відповідно до (3) потрібно спочатку перетворити кожен з двох наборів в загальний список, використовуючи модуль `flatten()` з бібліотеки NumPy працює за наступною схемою [13]:

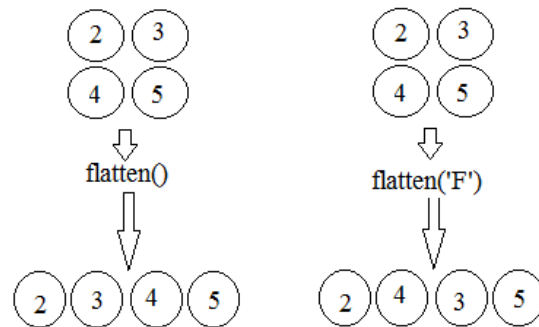


Рисунок 3 – Схема перетворення вейвлет-коефіцієнтів

В отриманих одновимірних масивах вейвлет коефіцієнтів `coeff.flatten ()` потрібно врахувати комплексні члени і обчислити модуль комплексних членів `abs (coeff.flatten ())`, `abs (coeffs.flatten ())`.

Чисельне диференціювання віброцигалів доцільно провести засобами бібліотеки `pandas` застосувавши метод `pd.Series (data) .diff ()` однак при цьому в часі ряду Продиференціювали віброцигал чисельних значень стане на одиницю менше, ніж у вихідному. Замістити початкове бракує чисельне значення слід процедурою `datas = list (df.fillna (0))` [14].

Для визначення коефіцієнта автокогерентності для одного ряду по співвідношенням (3), (4) будемо використовувати процедури `scipy.spatial.distance.correlation` [4] і `scipy.spatial.distance.cosine` [15]. Отримані за співвідношеннями (3), (4) значення відстані при оцінки стаціонарності вібрації будемо називати коефіцієнтами автокогерентності, вибираючи більш чутливу до стаціонарності оцінку відстані.

Перехід до одновимірних масивів основного і продиференційованого сигналів відкриває можливість прямої візуалізації вейвлет-спектрів потужності сигналів з використанням модуля `scaleogram` [15]. Модуль за рахунок вибору масштабу вейвлета, самого вейвлета і логарифмічною шкали часу дозволяє без додаткової математичної обробки сигналу візуалізувати найтонші особливості зміни його частоти, що розширює можливості вібромоніторинга в цілому

Концептуально новизна розробленої моделі полягає у використанні відомих формул для визначення близькості [9] у яких у якості змінних застосовані потужності вейвлет-спектрів, що розраховані за спеціальною методикою з вейвлет-коефіцієнтів дискретного розкладання у відповідності до рис.3.

В результаті розрахунку програмний комплекс (рис. 4) надає аналіз для близькості часових рядів для кожного тестового сигналу з бази з урахуванням обраного типу вейлет-перетворення, критерію близькості, коефіцієнтів фільтрації аналізованого і тестового сигналу (рис. 5). Мінімальний критерій близькості (розрахунок критеріїв близькості детально розглянуто в попередніх публікаціях) відповідає тестовому сигналу.

```
def return_all(path_data,path_test):
    txt_11.delete(1.0, END)
    start_time = time.clock()
    #print(os.path.exists(path_data))
    wavelets=pywt.wavelist('db')#список вейвлетов Добеши
    #print(os.path.exists(path_test))
    st="Файл для тестирования:%s"%path_test+"\n"
    txt_11.insert(END,st)
    e=int(txt_9.get(1.0, END))#выбор метода для построения графика:MSe
    st="Для построения графика выбран метод: MS%s"%e+"\n"
    txt_11.insert(END,st)
    wavelet=co_3.get()#выбор вейвлета
    st="Вейвлет:%s"%wavelet+"\n"
    txt_11.insert(END,st)
    m_0=float(txt_5.get(1.0, END))#уровень фильтрации шумов для тестового сигнала
    m_n=float(txt_6.get(1.0, END))#уровень фильтрации шумов для исследуемых сигналов
    n=int(txt_7.get(1.0, END))#количество выводимых значений близости сигналов для одной меры
    c= int(txt_8.get(1.0, END))#количество значащих цифр в показателях близости
```

Рисунок 4 – Підпрограма розрахунку параметрів вейвлет-аналізу

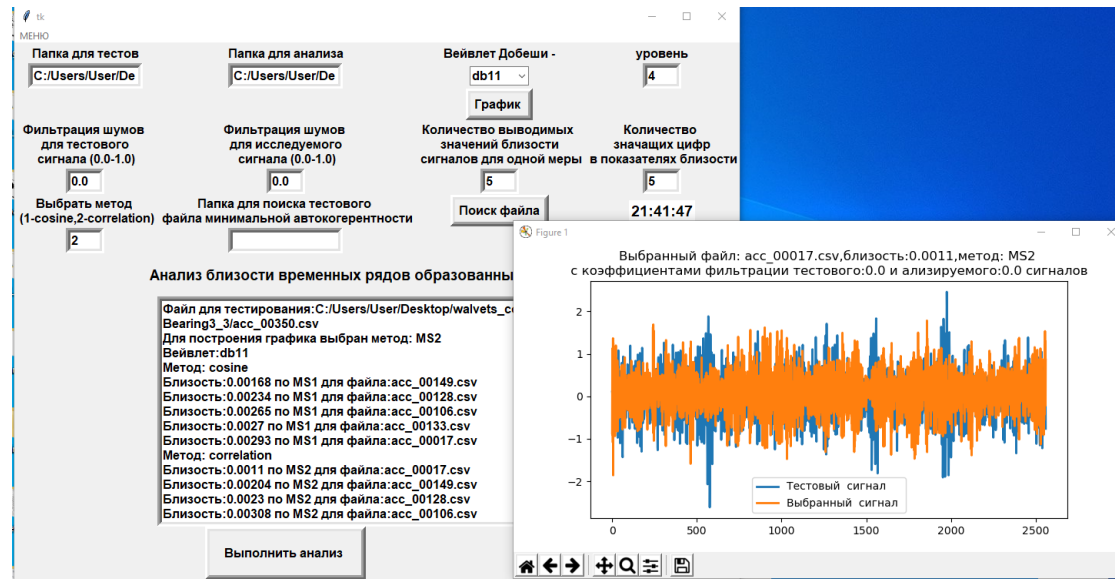


Рисунок 5 – Результати роботи програмного комплексу для бази даних тестових сигналів за методом оцінки близькості тестового сигналу

У якості об'єкту вібромоніторингу виступав підшипниковий вузол редуктора екструдера [16]. Механічна вібрація підшипникового вузла змінювалася в межах 1 – 100 кГц і контролювалася за допомогою портативного засобу контролю VALTECH VP-3470-Ex [17].

Лістинг програми містить додатковий блок математичної обробки сигналів, який реалізується деконструванням сигналу на його частотні піддіапазони, з кожного піддіапазону генеруються області, які можуть бути використані в якості вхідних даних для порівняння близькості рядів (рис. 6).

```
def calculate_entropy(list_values):
    counter_values = Counter(list_values).most_common()#возвращает встречающиеся элементов, в порядке убывания встречаемости
    probabilities = [elem[1]/len(list_values) for elem in counter_values]
    entropy=scipy.stats.entropy(probabilities)#Рассчитать энтропию распределения для значений вероятности
    return entropy

def calculate_statistics(list_values):#Критерии близости
    n5 = nanpercentile(list_values, 5)
    n25 = nanpercentile(list_values, 25)
    n75 = nanpercentile(list_values, 75)
    n95 = nanpercentile(list_values, 95)
    median = nanpercentile(list_values, 50)#Медiana
    mean = nanmean(list_values)#Стандартное отклонение
    std = nanstd(list_values)#Дисперсия
    var = nanvar(list_values)#Среднестатистическая характеристика
    rms = nanmean(sqrt(array(list_values)**2))
    return [n5, n25, n75, n95, median, mean, std, var, rms]

def calculate_crossings(list_values):#Скорость пересечения 0
    zero_crossing_indices = nonzero(diff(array(list_values) > 0))[0]
    no_zero_crossings = len(zero_crossing_indices)
    mean_crossing_indices = nonzero(diff(np.array(list_values) > nanmean(list_values)))[0]
    no_mean_crossings = len(mean_crossing_indices)
    return [no_zero_crossings, no_mean_crossings]

def get_features(list_values):#Скорость пересечения 0
    entropy = calculate_entropy(list_values)
    crossings = calculate_crossings(list_values)
    statistics = calculate_statistics(list_values)
    return [entropy] + crossings + statistics
```

Рисунок 6 – Підпрограма математичної обробки сигналів

В якості критеріїв близькості можуть бути використані функції, які генеруються з набору значень для кожного з піддіапазонів: значення коефіцієнтів авторегресійної моделі, значення ентропії (Шенон), статистичні характеристики (дисперсія, стандартне відхилення, середнє значення, середньоквадратичне значення; квадрат середнього значення квадратів амплітуди, середнє значення похідної, швидкість перетину нуля, середня швидкість перетину і т.д.). При значенні коефіцієнта автокорелюваності рівного нулю,

система діагностує дефект. Реалізована функція таймінгу дозволяє ідентифікувати час виникнення дефекту.

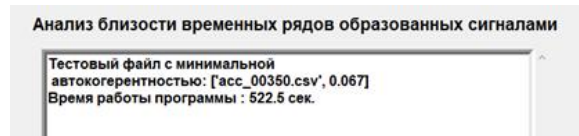


Рисунок 7- Визначення тестового сигналу з мінімальним значенням автокогерентності

Структура по перетворенню інформації в системі безперервної вібромоніторингу виглядає у відповідності до рис. 8

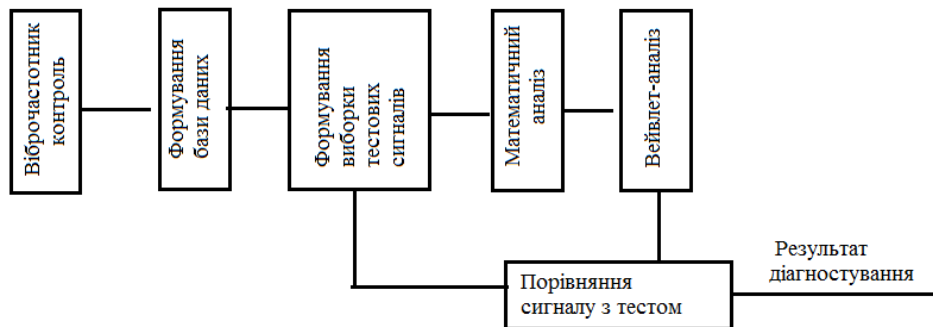


Рисунок 8 – Схема перетворення інформації в програмному комплексі

Вібросигнал з віброчастотного датчика, встановленого на технологічному обладнанні, в цифровому вигляді зберігається в базі даних на ПК. Після чого формується вибірка віброчастотних сигналів для аналізу. Для сигналу з використанням заходів близькості формується вибірка близьких тестових сигналів. При мінімальному значенні коефіцієнта автокогерентності визначається тестовий сигнал. Класифікатор даних працює безперервно, роблячи математичну модель розпізнавання дефектів самонавчальною. Далі аналізований сигнал піддається математичному та вейвлет-аналізу з використанням коефіцієнтів Добеши. Шляхом порівняння аналізованого і тестового сигналу ідентифікується дефект.

У наступних публікаціях в реальному масштабі часу буде досліджена можливість навчання класифікатора матриці навчального набору даних (X_{train}, Y_{train}) , оцінки його роботи $.score(X_{train}, Y_{train})$ і перевірки його точність на тестовому наборі (X_{test}, Y_{test}) . Крім того, дуже важливим є питання ідентифікації стану об'єкту в умовах резонансу. Особливо коли об'єкт вібромоніторингу містить декілька елементів обертання і в результаті вібромоніторингу утворюється складний нестационарний віброчастотний сигнал. Вирішенню зазначених питань будуть присвячені наші наступні дослідження.

Висновки

Програмний комплекс вирішує проблему ідентифікації діагностичних віброчастотних сигналів методом підбору часових рядів тестового сигналу з мінімальною близькістю на основі вейвлет-коефіцієнтів Добеши. Програма підготовки даних для побудови класифікатора машинного навчання дозволяє визначити найбільш близький тестовий сигнал з урахуванням найбільш чутливого до-коефіцієнта автокогерентності в реальному режимі часу.

Розроблений алгоритм аналізу дозволяє реалізувати систему безперервного вібромоніторингу технологічного обладнання, виявляти дефекти та ідентифікувати діагностичні віброчастотні сигнали за рахунок використання комплексного підходу до аналізу близькості тестового сигналу на основі оцінки спектрів потужностей віброчастотного сигналу та його похідної. Використано діапазон кореляційної близькості в межах від -1 до 1.

Вперше алгоритм аналізу близькості дозволяє для обраного вейвлет-коефіцієнтів Добеши, коефіцієнтів деталізації при фільтрації тестового і досліджуваного сигналу з застосуванням різних методів оцінки близькості сигналу здійснити аналіз тестових сигналів з бази даних і шляхом пошуку мінімального критерію близькості та провести ідентифікацію вібрації в реальному режимі часу.

Список літератури

- [1] Н. Н. Ишин, С. А. Гаврилов, «Методология вибромониторинга расходования ресурсов редукторов мотор-колес большегрузных самосвалов», *Вестник Нац. ун-та «ХПИ»: сб. науч. тр. Темат. вып.: Проблемы механического привода*, т. 28, с. 64-75. 2011.

- [2] М. В. Ромкин, «Программный комплекс для адаптивной фильтрации сигналов», *Современные информационные технологии*, № 19, с. 82-86, 2014.
- [3] N. Daneshjo et al., «Specification of the Application of Vibrodiagnostics in Assessing the State of the Industrial Robot», *Advances in Science and Technology Research Journal*, t. 13, 2019.
- [4] J. Dybała, «Vibrodiagnostics of gearboxes using NBV-based classifier: A pattern recognition approach», *Mechanical Systems and Signal Processing*, t. 38, № 1, pp. 5-22, 2013.
- [5] A. A. Puchalski, «Technique for the vibration signal analysis in vehicle diagnostics», *Mechanical Systems and Signal Processing*, t. 56, pp. 173-180, 2015.
- [6] Ю. Г. Табаков, «Разработка программного комплекса для обработки НЧ сигналов», *Молодой ученый*, №20, с. 228-231, 2014.
- [7] Б. А. Чичков, «Способ вибрационного мониторинга роторных машин», *Научный вестник Московского государственного технического университета гражданской авиации*, т. 21, № 1, 2018.
- [8] R. Harang, G. Bonnet, L. R. Petzold, «WAVOS: a MATLAB toolkit for wavelet analysis and visualization of oscillatory systems», *BMC research notes*, t. 5, № 1, p. 163, 2012.
- [9] Е. В. Бурнаев, «Применение вейвлет-преобразования для анализа экономических временных рядов», в *Сб. научн. трудов летней школы по экономико-математическому моделированию ЭКОМОД*, т. 2006, с. 95, 2006.
- [10] П. Ф. Щапов, Р. П. Мигушенко, «Синтез двумерных диагностических параметров при ковариационном анализе трехмерных вейвлет-преобразований вибросигналов», *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, № 3, с. 69-75, 2013.
- [11] О. Oliynyk, Y. Taranenko, D. Losikhin, A. Shvachka, «Investigation of the Kalman filter in the noise field with an excellent Gaussian distribution», *Eastern-European journal of enterprise technologies*, vol.4/4, № 94, pp. 36-42, 2018.
- [12] Y. K. Taranenko, O. Y. Oliynyk, «Multifunctional vibration frequency transducer with cylindrical resonator», *Measurement Techniques*, vol. 61, № 7, pp. 41-46, 2018.
- [13] NumPy Array manipulation: ndarray.flatten() function. [Online]. Available: <https://www.w3resource.com/numpy/manipulation/ndarray-flatten.php>. Accessed on: January 22, 2020.
- [14] Scipy.spatial.distance.correlation. [Online]. Available: <https://docs.scipy.org/doc/scipy0.14.0/reference/generated/scipy.spatial.distance.correlation.html>. Accessed on: January 22, 2020.
- [15] Scipy.spatial.distance.cosine. [Online]. Available: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.spatial.distance.cosine.html>. Accessed on: January 22, 2020.
- [16] Екструдер двошнековий. Технічний паспорт. ПАКС01.00.000 ПС. Харків, Україна: ТОВ «Науково-виробничий підприємство «ПАКС», 2015, 53 с.
- [17] Засоби вібродіагностики. VALTECH 2017. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://vibropoint.ru/sredstva-vibrodiagnostiki>. Дата звернення: 04.30.2018.
- Стаття надійшла: 06.05.2020.

References

- [1] N. N. Ishin, S. A. Gavrilov, «Metodologiya vibromonitoringa rashodovaniya resursov reduk-torov motor-koles bolshegruznyih samosvalov», *Vestnik Nats. tehn. un-ta «HPI»: sb. nauch. tr. Temat. vyip.: Problemy mehanicheskogo privoda*, t. 28, s. 64-75, 2011.
- [2] М. В. Ромкин, «Программный комплекс для адаптивной фильтрации сигналов», *Современные информационные технологии*, № 19, с. 82-86, 2014.
- [3] N. Daneshjo et al., «Specification of the Application of Vibrodiagnostics in Assessing the State of the Industrial Robot», *Advances in Science and Technology Research Journal*, t. 13, 2019.
- [4] J. Dybała, «Vibrodiagnostics of gearboxes using NBV-based classifier: A pattern recognition approach», *Mechanical Systems and Signal Processing*, t. 38, № 1, pp. 5-22, 2013.
- [5] A. A. Puchalski, «Technique for the vibration signal analysis in vehicle diagnostics», *Mechanical Systems and Signal Processing*, t. 56, pp. 173-180, 2015.
- [6] YU. G. Tabakov, «Razrabotka programmnoho kompleksa dlya obrabotki NCH signalov» *Molodoy uchenyy*, №20, s. 228-231, 2014.
- [7] B. A. Chichkov, «Sposob vibratsionnogo monitoringa rotornykh mashin», *Nauchnyy vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta grazhdanskoy aviatsii*, t. 21, № 1, 2018.
- [8] R. Harang, G. Bonnet, L. R. Petzold, «WAVOS: a MATLAB toolkit for wavelet analysis and visualization of oscillatory systems», *BMC research notes*, t. 5, № 1, p. 163, 2012.
- [9] Ye.V. Burnayev, «Primeneniye veyvlet-preobrazovaniya dlya analiza ekonomicheskikh vremennykh ryadov», в *Sb. nauchn. trudov letney shkoly po ekonomiko-matematicheskomu modelirovaniyu EKOMOD*, t. 2006, s. 95, 2006.

- [10] P. F. Shchapov, R. P. Myhushchenko, «Syntez dvumernykh dyagnostycheskykh parametrov pry kovaryatsyonnom analyze trekhmernykh veyvlet-preobrazovanyy vybrosyhnalov», *Informatsiyini tekhnolohiyi ta komp'yuterna inzheneriya*, № 3, s. 69-75, 2013.
- [11] O. Oliynyk, Y. Taranenko, D. Losikhin, A. Shvachka, «Investigation of the Kalman filter in the noise field with an excellent Gaussian distribution», *Eastern-European journal of enterprise technologies*, vol.4/4, № 94, pp. 36–42, 2018.
- [12] Y. K. Taranenko, O. Y. Oliynyk, «Multifunctional vibration frequency transducer with cylindrical resonator», *Measurement Techniques*, vol. 61, № 7, pp. 41–46, 2018.
- [13] NumPy Array manipulation: ndarray.flatten() function. [Online]. Available: <https://www.w3resource.com/numpy/manipulation/ndarray-flatten.php>. Accessed on: January 22, 2020.
- [14] Scipy.spatial.distance.correlation. [Online]. Available: <https://docs.scipy.org/doc/scipy0.14.0/reference/generated/scipy.spatial.distance.correlation.html>. Accessed on: January 22, 2020.
- [15] Scipy.spatial.distance.cosine. [Online]. Available: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.spatial.distance.cosine.html>. Accessed on: January 22, 2020.
- [16] Ekstruder dvoshnekovyy. Tekhnichnyy pasport. PAKS01.00.000 PS. Kharkiv, Ukrayina: TOV «Naukovo-vyrobnychyu pidpryyemstvo «PAKS», 2015, 53 s.
- [17] Zasobi vIbrodiagnotiki. BALTECH 2017. [Elektronniy resurs]. Rezhim dostupu: <http://vibropoint.ru/sredstva-vibrodiagnotiki>. Data zvernennya: 04.30.2018.

Відомості про авторів

Олійник Ольга Юрїївна – кандидат технічних наук, доцент, викладач, Приватне підприємство «Лікопак».

Тараненко Юрїй Карлович – доктор технічних наук, професор, Коледж радіоелектроніки.

О. Ю. Олейник¹, Ю. К. Тараненко²

СИСТЕМА НЕПРЕРЫВНОГО ВИБРОМОНИТОРИНГА СОСТОЯНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ С МАШИНЫМ ОБУЧЕНИЕМ КЛАССИФИКАТОРА

¹Частное предприятие «Ликопак», Днепр

²Колледж радиоэлектроники, Днепр

O. Yu. Oleinik¹, Yu. K. Taranenko²

SYSTEM OF CONTINUOUS VIBROMONITORING OF THE STATE OF TECHNOLOGICAL EQUIPMENT WITH MACHINE LEARNING OF THE CLASSIFIER

¹Private Enterprise «Likopak», Dnipro

²College of Radio Electronics, Dnipro