

## **ШТУЧНА НЕЙРОПОДІБНА МЕРЕЖА ЯК ОСНОВА ФОРМУВАННЯ ЛОГІЧНОГО ВИСНОВКУ В СИСТЕМАХ ВИКЛЮЧНОЇ СКЛАДНОСТІ**

**В. Ф. Граняк**

Вінницький національний аграрний університет  
вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, 21008, Україна  
ORCID: 0000-0001-6604-6157, E-mail: titanxp2000@ukr.net

**В. А. Мазур**

Вінницький національний аграрний університет  
вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, 21008, Україна  
ORCID: 0000-0002-9365-8682, E-mail: rector@vsau.org

**В. А. Матвійчук**

Вінницький національний аграрний університет  
вул. Сонячна, 3, м. Вінниця, 21008, Україна  
ORCID: 0000-0002-2502-6878, E-mail: vamatv50@gmail.com

---

У роботі сконструйовано структуру штучної нейронної мережі, як ключового елемента формування логічного висновку в системі виключної складності. Запропоновано здійснювати аналіз систем типу «чорна скринька» з розподіленими параметрами шляхом незалежної інтегральної обробки інформації на локалізованих ділянках з подальшим її загальним аналізом у нейронному шарі верхнього рівня. Показано, що зазначений підхід дає змогу вилучити вплив неінформативних чинників, які за структурою своєї дії є подібними до інформативного впливу, проте носять локальний характер. Запропоновано алгоритм формування високоінформативного числового критерію на прикладі оцінки впливу дебалансу ротора обертової електричної машини, як важливої практичної задачі передбачення відмов у роботі виробничого обладнання та попередження можливих економічних збитків. В основу методики розрахунку запропонованого критерію покладено дискретне вейвлет перетворення часової реалізації вібрисигналу з подальшим розрахунком середньо-квадратичного значення вибраних частотних смуг. Доведено, що для виявлення дебалансу ротора найбільш інформативними є частотні смуги, які включають у себе роторну частоту та її другу та третю гармонічні складові. Продемонстровано, що зазначений критерій має понижену чутливість до впливу неінформативних одиничних збурень, що можуть виникати в процесі роботи устаткування. Показано, що запропоноване рішення може розглядатися як окремо узятий унікальний випадок, що має значну

практичну цінність, оскільки може бути адаптованим для вирішення задач широкого класу.

**Ключові слова:** *система виключної складності, штучна нейронодібна мережа, дискретне вейвлет перетворення, прийняття рішення*

## **ARTIFICIAL NEURAL-LIKE NETWORK AS A BASIS FOR FORMING LOGICAL CONCLUSIONS IN SYSTEMS OF EXCEPTIONAL COMPLEXITY**

**Valerii Hraniak**

Vinnytsia National Agrarian University  
3 Sonyachna Str., Vinnytsia, 21008, Ukraine  
ORCID: 0000-0001-6604-6157, E-mail: titanxp2000@ukr.net

**Viktor Mazur**

Vinnytsia National Agrarian University  
3 Sonyachna Str., Vinnytsia, 21008, Ukraine  
ORCID: 0000-0002-9365-8682, E-mail: rector@vsau.org

**Viktor Matvijchuk**

Vinnytsia National Agrarian University  
3 Sonyachna Str., Vinnytsia, 21008, Ukraine  
ORCID: 0000-0002-2502-6878, E-mail: vamstv50@gmail.com

In the paper, the structure of an artificial neural network is constructed as a key element of forming a logical conclusion in a system of exceptional complexity. It is proposed to analyze the “black box” systems with distributed parameters by means of independent integrated processing of information in localized areas with its subsequent general analysis in the neural layer of the upper level. It is shown that this approach makes it possible to eliminate the influence of non-informative factors, which in the structure of their action are similar to the informative influence, but are of a local nature. A possible algorithm for the formation of a highly informative numerical criterion is proposed on the example of assessing the impact of the imbalance of the rotor of a rotating electric machine, as an important practical problem of predicting failures in the operation of production equipment and preventing possible economic losses. It is demonstrated that this criterion has a reduced sensitivity to the effect of single uninformative disturbances that occurs during the operation of the equipment. It is shown that the proposed solution can

be considered as a unique case that has significant practical value, as it can be adapted to solve problems of a wide class.

**Keywords:** *system of exceptional complexity, artificial neural network, discrete wavelet transform, decision making*

**JEL Classification:** C15, C45, C61

## Вступ

Однією з головних тенденцій розвитку сучасної науки є збільшення питомої ваги систем, що можуть бути віднесені до класу систем з виключною складністю [1, 2]. Причому задачі аналізу таких систем однаковою мірою характерні для економічної, технічної та інших сфер діяльності, що пов'язані із прийняттям рішень чи формуванням логічних висновків. Головною особливістю систем цього класу є наявність великої кількості зв'язків та (або) факторів впливу, класичний математичний опис яких є неможливим або недоцільним внаслідок суттєвого зростання складності моделі, що робить її непридатною для практичного використання [2, 3].

Враховуючи масштаби суспільного запиту на наукові підходи, що можуть бути використані для розв'язання такого класу задач, є цілком логічним активний розвиток концепцій, які виходять за межі класичного математичного моделювання. І хоча на сьогоднішній день найбільш поширеним методом вирішення таких задач ще залишається метод експертного висновку [4], проте є очевидним, що сучасний рівень розвитку науки та техніки потребує інших, більш швидких і менш трудомістких підходів. До таких підходів можна віднести відносно нові напрямки нечіткої логіки та нейро-подібного моделювання [5, 6]. Проте суттєвим їх недоліком є відсутність чіткого алгоритму формування лінгвістичних термів та їх функцій належності чи вибору вхідних параметрів, типу та структури нейро-подібної мережі. Відтак, побудова моделі кожної окремо взятої складної системи є унікальним технічним рішенням, що має значну науково-практичну цінність.

## Постановка задачі

Однією із задач, розв'язок якої має значний економічний ефект для промисловості та яка пов'язана з необхідністю аналізу та формування логічного висновку у системі, що відноситься до систем виключної складності, є задача діагностування обертових електричних машин [3].

Практика експлуатації технологічного обладнання свідчить про те, що останнє не завжди використовується технічно та економічно ефективно в процесі своєї експлуатації. Одним зі шляхів підвищення коефіцієнта використання обладнання є залучення сучасних методів та засобів діагностування. Це дозволяє визначити технічний стан обладнання, виявити дефекти на ранній стадії їх розвитку, попередити експлуатуючий персонал про можливі пошкодження і відмови, що призводять до негативних наслідків у вигляді збитків та можуть нести загрозу життю і здоров'ю персоналу. Сумарний збиток внаслідок відмови обладнання:

$$Z_c = Z_{cn} + Z_e, \quad (1)$$

де  $Z_c$  – сумарний збиток;  $Z_{cn}$  – збиток пов'язаних виробничих процесів (споживачів) через перерву технологічного циклу;  $Z_e$  – збиток виробника через відмову його обладнання.

Відповідно, збиток споживачів через перерву виробничих процесів:

$$Z_{cn} = Z_{np} + Z_{ood} + Z_{nc}, \quad (2)$$

де  $Z_{np}$  – прямий збиток внаслідок перерви виробничого процесу, який визначається вартістю зіпсованого обладнання та вартістю зіпсованої продукції на підприємстві;  $Z_{ood}$  – додатковий збиток, пов'язаний із недовиробітком продукції за час відключення та оплатою персоналу за час простою;  $Z_{nc}$  – психологічний та іміджевий збиток.

Збиток виробника через відмову його обладнання:

$$Z_e = Z_{np} + Z_{ood} + Z_{nnp}, \quad (3)$$

де  $Z_{np}$  – прямий збиток, пов'язаний із вартістю обладнання, яке відмовило, через необхідність його заміни чи ремонту;  $Z_{доод}$  – додатковий збиток, тобто вартість непроданої продукції, що не була вироблена до введення резервного обладнання;  $Z_{нпр}$  – непрямий збиток, до якого належить збиток в процесі простою обладнання з урахуванням витрачених на нього капітальних вкладень та заробітна плата персоналу за обслуговування простоюючого обладнання.

В цьому контексті діагностування дефектів електрообладнання, що дозволяє підвищити надійність його функціонування, суттєво знижує потенційні збитки та підвищує ефективність і безпеку роботи усього виробничого підприємства.

Одним з найперспективніших видів моніторингу технічного стану та діагностування обертових електричних машин, є вібродіагностування, оскільки практично миттєва реакція вібросигналу на зміну технічного стану є незамінною якістю останнього в аварійних ситуаціях, коли визначальним чинником є швидкість постановки діагнозу і прийняття рішення. Крім того, віброакустичний сигнал має високу інформативність та при достатній кількості контрольованих точок дозволяє з високою вірогідністю встановлювати не лише факт наявності того чи іншого дефекту, а й потенційно виявляти місце його локалізації та прогнозувати час його розвитку [7-9]. Проте, варто відзначити, що необроблений вібросигнал характеризується відносно низькою селективністю та вираженістю на ранніх етапах розвитку більшості дефектів, що суттєво ускладнює процес виявлення конкретного пошкодження та місця його локалізації [8, 9].

Не менш цікавими з точки зору виявлення аномального (дефектного) відхилення параметрів електричної машини є й такі технологічні показники, як температура полюсних обмоток, кліренс ротора, осьове зміщення ротора тощо [10]. Однак для більшості з них є характерними ті ж недоліки, що і для необробленого вібросигналу, які й обумовлюють необхідність розробки як числових методів розрахунку високоінформативних числових діагностичних ознак, так і підходів до вибору їх

оптимального для вирішення поставленої задачі набору. Причому, переважна більшість технологічних параметрів електричної машини, а, отже, і похідних від них числових діагностичних ознак будуть суттєво залежати від режиму роботи електричної машини. Це обумовлює необхідність його врахування при формуванні логічного висновку про наявність (відсутність) дефекту [9].

Оскільки діагностування неминуче передбачає необхідність прийняття логічних висновків, то зазначений об'єкт є класичним прикладом задачі формування логічного висновку в системах виключної складності на основі штучної нейро-подібної мережі (ШНМ) [11], виключна складність якої обумовлюватиметься великою кількістю зв'язків та процесів електричної, магнітної, механічної та іншої природи, які мають місце при роботі обертової електричної машини.

Отже, алгоритм вирішення цієї задачі та структура нейро-подібної мережі можуть розглядатися як окремо взятий унікальний випадок, що має значну практичну цінність, оскільки може бути адаптованим для вирішення задач подібного типу.

## **Методи відбору сукупності діагностичних ознак дефектів обертових електричних машин**

Для побудови ШНМ необхідно спочатку визначити, яка інформація може надходити на її входи і що необхідно отримати в результаті функціонування ШНМ. Найбільш вагомими якісними характеристиками діагностичних ознак, які доцільно враховувати при побудові системи діагностування електричних машин, є [1, 2]:

- інформативність;
- вираженість;
- селективність;
- складність алгоритму розрахунку.

При цьому показником, що має найвищий пріоритет при виборі вхідних параметрів системи діагностування, є саме

інформативність, яка математично може бути описаною як умовна ентропія:

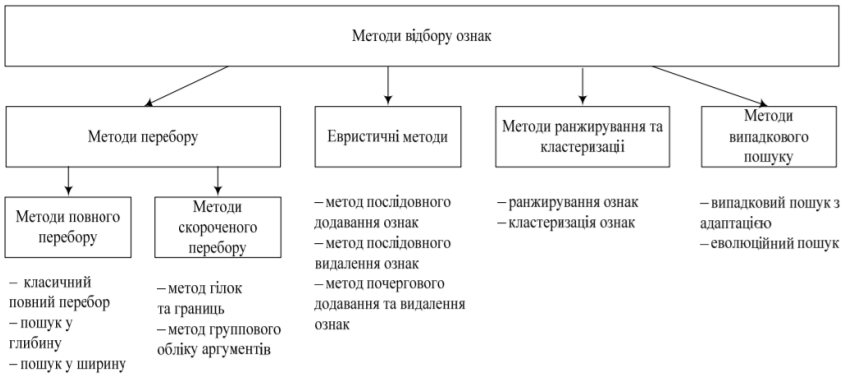
$$H\left(\frac{K}{X}\right) = -\sum_x p(x) \sum_k P\left(\frac{k}{x}\right) \log P\left(\frac{k}{x}\right), \quad (4)$$

де  $X$  – досліджуваний параметр (фізична величина);  $K$  – множина можливих досліджуваних станів електричної машини (у тому числі й дефектних);  $x$  – можливі значення (діапазони значень) досліджуваного параметру;  $k$  – можливі досліджувані стани (у тому числі й дефектні) електричної машини.

Проте, варто відзначити, що вибір оптимального поєднання діагностичних ознак, включаючи і ті, що отримуються шляхом додаткової числової обробки вимірювальної інформації, не може розглядатися з точки зору суперпозиції, оскільки кожна із них характеризуватиметься неоднаковою селективністю та вираженістю відносно дефектів різного типу [3, 8, 9, 12]. Враховуючи це, очевидно є необхідність формування оптимального набору діагностичних ознак з урахуванням їх індивідуальних особливостей, найбільш вірогідних режимів роботи електричної машини та можливих дефектів.

Аналіз існуючих методів [2, 9, 10, 12, 13], придатних для вирішення поставленої задачі вибору оптимальної сукупності інформаційних ознак, дозволив провести їх систематизацію, що наведена на рис. 1.

Серед наведених на рис. 1 методів особливий інтерес викликає метод еволюційного пошуку. Він являє собою еволюційний алгоритм, що на кожній ітерації працює з підмножиною потенційних розв'язків. Кожен кандидат на оптимальний розв'язок представлений хромосомою – бітовим рядком з  $k$  елементів, де  $k$  – загальна кількість усіх можливих ознак, що описують об'єкт. Якщо ознака береться до розгляду в поточному розв'язку-кандидаті, то відповідний біт хромосоми встановлюється рівним одиниці [14].



**Рис. 1.** Систематизація методів, придатних для відбору оптимальної сукупності інформаційних параметрів системи діагностування обертових електричних машин

Перевагою еволюційного пошуку є те, що він має можливості для виходу з локальних оптимумів і пристосований для знаходження нових рішень за рахунок об’єднання кращих рішень, отриманих на попередніх ітераціях. Такий пошук дозволяє на кожній ітерації працювати із множиною потенційних розв’язків одночасно, що дозволяє більш повною мірою охопити простір пошуку, близький до оптимального, за відносно короткий час [2].

### Загальна структура ШНМ для діагностування дефектів обертових електричних машин

Як було сказано вище, побудова систем прийняття логічного висновку на базі штучних нейро-подібних мереж передбачає попередній вибір переліку інформативних ознак, що необхідно подавати у якості вхідних сигналів ШНМ. Тож діагностування може бути реалізоване у відповідності до структури, наведеної на рис. 2.

Виходячи з цього було запропоновано структуру самої ШНМ, що наведена на рис. 3.

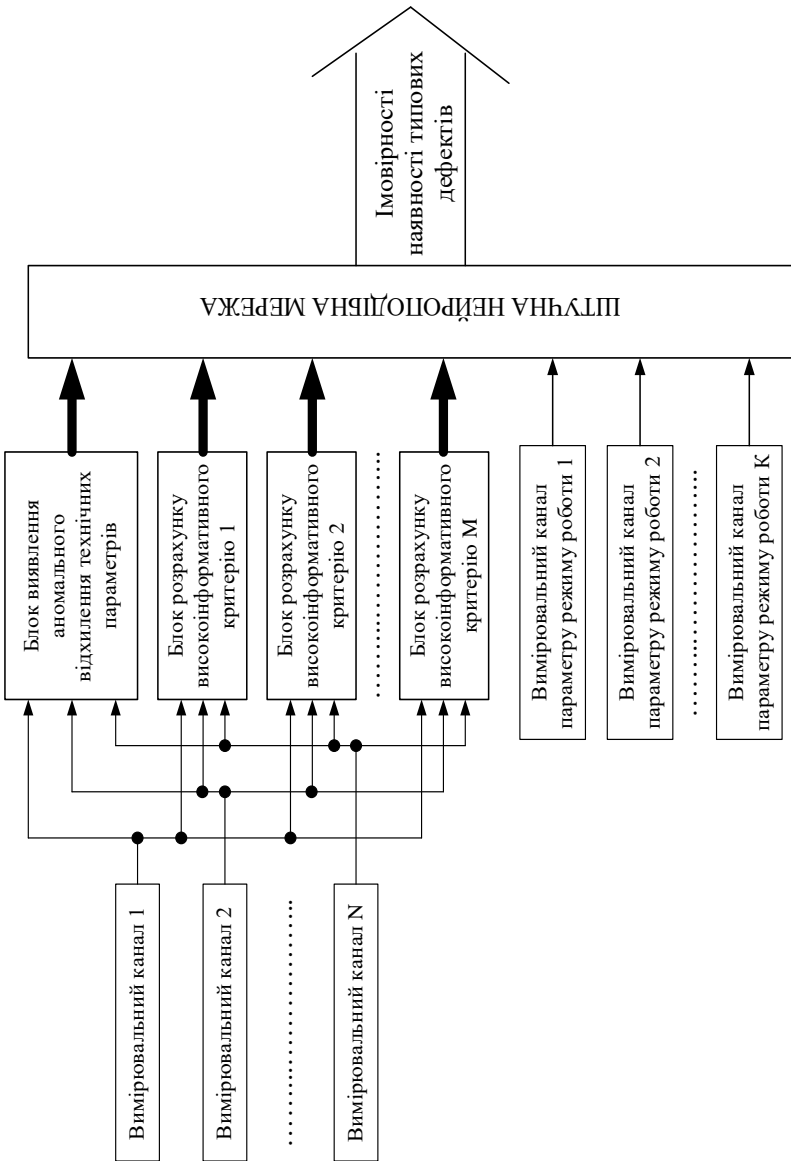


Рис. 2. Структурна схема системи діагностування

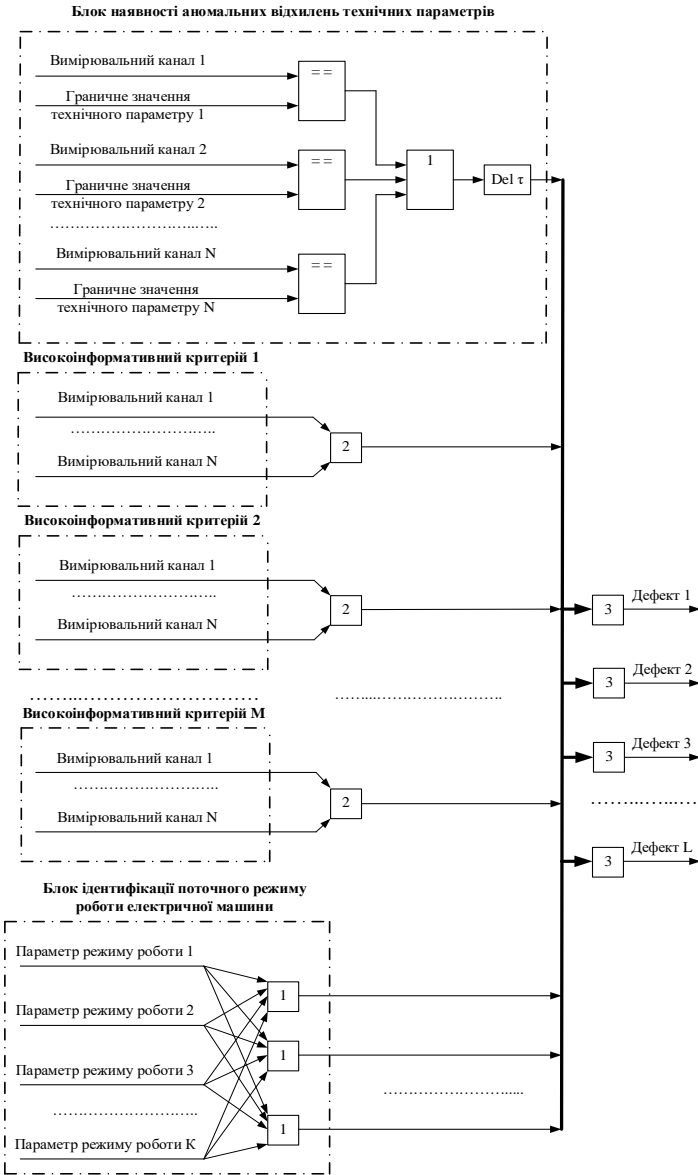


Рис. 3. Запропонована структура штучної нейро-подібної мережі

Як видно з рис. 3, запропонована штучна нейро-подібна мережа є неповнозв'язною. Особливості її роботи полягають у наступному. Відокремлена частина ШНМ («Блок ідентифікації поточного режиму роботи електричної машини»), що являє собою одношарову структуру з  $P$  нейронів (позначених на рисунку цифрою 1), кожен з яких має  $K$  входів та один вихід, призначена для визначення поточного режиму роботи обертової електричної машини. На нейрони цього шару надходить інформація щодо  $K$  поточних параметрів режиму роботи електричної машини (кутова швидкість, кутове прискорення, механічний момент, напруга живлення тощо). На основі цих даних кожен із зазначених  $P$  нейронів формує імовірнісну характеристику роботи машини в одному з можливих режимів роботи (розгін, номінальний режим, скид навантаження, накид навантаження, холостий хід тощо).

Інші  $M$  нейронів першого шару ШНМ (позначені на рис. 3 цифрою 2) отримують на входи поточне значення діагностичних ознак від відповідних вимірювальних каналів (чи, як варіант, системи попередньої числової обробки вимірювальної інформації, якщо це є доцільним з точки зору підвищення якісних характеристик діагностичних ознак). Кожен із нейронів даного блоку має  $N$  входів, що забезпечує можливість розрахунку поточного значення відповідного високоінформативного критерію, отриманого на основі сукупності вимірювальної інформації (перевищення віброприскорення, перегрів обмоток тощо). Розраховані значення  $M$  високоінформативних критеріїв разом з інформацією про поточний режим роботи електричної машини з «Блоку ідентифікації поточного режиму роботи електричної машини» поступають на  $L$  нейронів другого шару мережі, позначених цифрою 3.

«Блок наявності аномальних відхилень технічних параметрів» являє собою відокремлену функціональну структуру, основу якої складають елементи комбінованої логіки. Функціональне призначення зазначеного блоку, на вхід якого надходить вимірювальна інформація з усіх  $N$  вимірювальних каналів, полягає у виявленні тривалих перевищень гранично допустимих значень

технологічних параметрів електричної машини, наявність яких слугує «маркером» можливої наявності діагностованих дефектів. Зазначений результат досягається шляхом порівняння поточного значення технологічних параметрів з їх граничними значеннями на  $N$  компараторах, на виході кожного з яких формується відповідний логічний висновок (логічна «1» у випадку перевищення поточного значення над граничним). Логічні висновки з виходів  $N$  компараторів логічно додаються за допомогою логічного елемента АБО, результат чого подається на блок затримки. За умови, що значення логічної «1» зберігається на виході логічного елемента АБО протягом проміжку часу  $\tau$ , а попередній стан виходу блоку затримки був логічним «0», відбувається перемикання виходу блоку затримки зі стану логічного «0» у стан логічної «1». При цьому перемикання виходу блоку затримки зі значення логічної «1» на значення логічного «0» відбувається миттєво при надходженні на його вхід значення логічного «0».

Спрацювання нейронів другого шару відбувається за умови надходження з виходу «Блоку наявності аномальних відхилень технічних параметрів» сигналу логічної «1». У цьому випадку функція активації  $i$ -го нейрона другого шару може бути представленою як:

$$\phi_i = \alpha \cdot \Psi_i \left( \sum_{j=1}^{M+P} \omega_{ji} p_j \right), \quad i = \overline{1, L}, \quad (5)$$

де  $\alpha$  – вихід «Блоку наявності аномальних відхилень технічних параметрів»;  $p_j$  – значення параметра на  $j$ -му вході нейрона другого шару (значення високоінформативного критерію  $j = \overline{1, M}$  чи числовий параметр  $j = \overline{M+1, M+P}$ , що характеризує ймовірність роботи машини у відповідному режимі роботи);  $\omega_{ji}$  – ваговий коефіцієнт  $j$ -го входу  $i$ -го нейрона другого шару;  $\Psi_i$  – функція активації  $i$ -го нейрона другого шару (логістична сигмоїдна, що приймає значення ймовірності дефекту від 0 до 1).

Налаштування ваг зв'язків та параметрів функції активації кожного нейрона запропонованої ШНМ відбуватиметься у результаті передексплуатаційного навчання «з учителем» на основі статистичної інформації (можливо узагальненої) щодо електричних машин досліджуваного класу. Доцільно зазначити, що логічний висновок такої системи, сформований нейронами другого шару, змінюватиметься у діапазоні від 0 до 1, тобто носитиме ймовірнісний характер наявності відповідного дефекту. Перевищення певного встановленого значення ймовірності для кожного з обраних у якості досліджуваних найбільш імовірних дефектів формує логічний висновок про підозру на його розвиток.

### **Приклад числового розрахунку діагностичної ознаки наявності дефекту з підвищеними якісними характеристиками**

Методику формування діагностичних ознак, які мають підвищену чутливість до певного дефекту, розглянемо на прикладі високоінформативного критерію наявності одного з найбільш поширених дефектів – дебалансу ротора. В його основу покладемо математичний апарат дискретного вейвлет перетворення (ДВП).

Одна із головних ідей вейвлетного представлення сигналів на різних рівнях декомпозиції (розкладання) сигналу полягає в розділенні функцій наближення до сигналу на дві групи: ту що апроксимує – грубу, з достатньо повільною часовою динамікою змін, та ту що деталізує – з локальною та швидкою динамікою змін з подальшим їх дробленням і деталізацією на інших рівнях декомпозиції сигналу. Це можливо як у часовій, так і в частотній областях представлення сигналів вейвлетами. В цьому випадку базисна вейвлет функція дозволяє сконцентрувати увагу на тих або інших локальних особливостях аналізованих процесів. За своєю суттю вейвлет перетворення є розрахунком функції взаємкореляції між материнською вейвлет-функцією та досліджуваним сигналом, що випливає з математичної моделі такого перетворення [15, 16]. Неперервне вейвлет перетворення здійснюється за функцією:

$$W(a, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi_{a, \tau}^*(t) dt, \quad (6)$$

де  $W(a, \tau)$  – функція деталізації (результат вейвлет перетворення);  $a$  – параметр масштабу;  $\tau$  – параметр зсуву;  $f(t)$  – функція, що аналізується;  $\psi_{a, \tau}^*(t)$  – комплексно спряжена вейвлет-функція.

Враховуючи те, що обчислення при вейвлет перетворенні здійснюються шляхом зміни масштабу «вікна» аналізу, зсуву його в часі, множення на сигнал та інтегрування по всій осі часу [16, 17], то фізичний зміст такого перетворення можна представити як пошук ділянок аналізованої функції у часовій та частотній областях, що за своєю формою будуть корельованими з материнською вейвлет-функцією.

Аналогічний фізичний зміст зберігається і для ДВП, при здійсненні якого коефіцієнти деталізації можуть бути розраховані таким чином [15, 17]:

$$d_k^j = \sum_{n \in Z} g_{n-2k} \cdot c_n^{j+1}, \quad (7)$$

де  $d_k^j$  –  $k$ -й коефіцієнт деталізації  $j$ -ї частотної смуги;  $g_{n-2k}$  –  $(n-2k)$ -й елемент вектор-рядка коефіцієнтів материнської вейвлет-функції;  $c_n^{j+1}$  –  $n$ -й елемент вектор-рядка апроксимуючих коефіцієнтів попередньої частотної смуги (з номером  $j+1$ ), що розраховується таким чином:

$$c_k^j = \sum_{n \in Z} h_{n-2k} \cdot c_n^{j+1}, \quad (8)$$

де  $h_{n-2k}$  –  $(n-2k)$ -й елемент вектор-рядка коефіцієнтів масштабуючої функції.

Для старшої частотної смуги у якості апроксимуючих коефіцієнтів використовується часова реалізація (вимірне значення) досліджуваного сигналу.

Враховуючи кореляційний принцип, закладений у логіку вейвлет перетворення, не важко дійти висновку, що значення коефіцієнтів окремо взятої частотної смуги будуть, у першу чергу, визначатися співпадінням форми аналізованої функції на досліджуваному масштабі (обраній частотній смузі) з формою базисної вейвлет-функції. При цьому варто зазначити, що оскільки вейвлет перетворення у межах одного масштабу досліджує сигнал усієї часової реалізації із заданим кроком дискретизації  $\tau$  [15], то у випадку наявності періодичної складової у вібросигналі, що свідчить про наявність дефекту, та виборі материнської вейвлет-функції, що буде максимально точно описувати поведінку цієї періодичної складової, варто очікувати серію симетричних додатних та від'ємних піків на всьому часовому діапазоні, протягом якого проводяться спостереження. Причому додатні піки спостерігатимуться у випадку синфазності шуканого колювання та материнського вейвлету, а від'ємні – при їх перебуванні у протифазі.

В такому випадку задача реєстрації досліджуваного дефекту може бути розбита на дві підзадачі: підбір материнського вейвлету, який був би максимально наближений до обумовленої неврівноваженістю ротора складової вібросигналу, та розробка критерію, який би давав змогу кількісно оцінити вплив зазначеного колювання на коефіцієнти вейвлет перетворення окремих частотних смуг і був максимально нечутливим до неінформативних сплесків, обумовлених збурюючими силами іншого походження.

Аналіз наведених у літературі описів вібро-акустичних сигналів, обумовлених неврівноваженістю ротора, показує, що зазначений дефект призводить до появи колювань, які містять гармонічну складову, локалізовану на роторній частоті обертання, а також її другій та третій гармоніці. Причому амплітуда колювань із переходом на другу та третю гармонічні складові різко зменшується [18, 19]. Зазначений факт обумовлює доцільність аналізу частотного діапазону, що включає у себе частоту обертання ротора, та, меншою мірою, частотні діапазони, які

відповідають подвоєній та потроєній роторній частоті. А підбір материнського вейвлету доцільно здійснювати виходячи з ознак, властивих одиничному гармонічному коливанню.

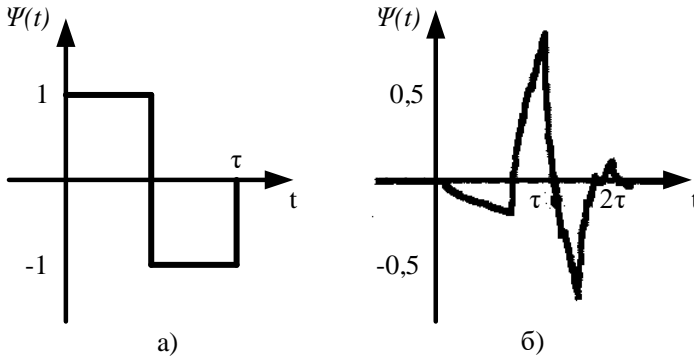
До основних характеристик одиничного гармонічного коливання можна віднести симетрію відносно осі часу при зміщенні додатної складової на половину періоду вздовж зазначеної осі в довільному напрямку, та три нульових стани при розгляді кожного із періодів як незалежних структур, рознесених у часовій області. Не дивлячись на те, що на материнську вейвлет-функцію накладається відоме обмеження:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0, \quad (9)$$

переважна більшість відомих вейвлетів є асиметричними відносно осі часу. Крім цього, усі вейвлети 4-го та вищих порядків передбачають наявність розтягнутих у часовій області вторинних сплесків, що у випадку досліджуваних коливань означатиме накладання залишків одного сплеску на сусідні [15]. Враховуючи це, найбільш подібними до одиничного гармонічного коливання можна вважати вейвлет Хаара та вейвлет Добеши 4-го порядку. Проте варто відзначити, що кожен із них має у своїй структурі суттєві відмінності у порівнянні з одиничним гармонічним коливанням. Зовнішній вигляд зазначених вейвлетів наведений на рис. 4 [15, 17].

Як впливає з рис. 4, вейвлет Хаара характеризується повною  $t$ -симетрією з трьома нульовими станами, проте має абсолютно вертикальні фронти, що є не характерним для гармонічного коливання. В той же час вейвлет Добеши 4-го порядку характеризується суттєвою  $t$ -асиметрією при наявності вторинних сплесків, проте основний сплеск є майже симетричним та має більш плавні передній та задній фронти, що більшою мірою відповідають одиничному гармонічному коливанню. Враховуючи зазначені обставини, є очевидно доцільність експериментального встановлення більш ефективного з наведених

вейвлетів, що характеризувався б кращою чутливістю відносно досліджуваного дефекту.



**Рис. 4.** Материнські вейвлет-функції:  
Хаара (а); Добеши 4-го порядку (б)

Другою задачею, що була сформульована у межах пошуку критерію виявлення дебалансу ротора, є розробка числового критерію аналізу коефіцієнтів вейвлет перетворення. Враховуючи періодичність вібро-акустичного сигналу, обумовленого наявністю зазначеного дефекту, а також ту обставину, що кожне із гармонічних коливань представляється як окремий сплеск, варто очікувати періодичну зміну значень вейвлет коефіцієнтів у часовій області в межах смуг частот, що включають у себе роторну частоту, а також її другу та третю гармоніки. Причому амплітуди таких періодичних змін будуть прямо пов'язані зі ступенем розвитку дефекту. Тож при виконанні нерівності

$$t_{cn} \gg T_p, \quad (10)$$

де  $t_{cn}$  – тривалість часової реалізації досліджуваного сигналу;  $T_p$  – період обертання ротора електричної машини, доцільним є застосування інтегрального підходу до аналізу коефіцієнтів вейвлет-перетворення. Відтак, у якості шуканого

критерію може бути використано середньоквадратичне значення вейвлет коефіцієнтів досліджуваних частотних смуг у межах часового інтервалу, тривалість якого значно більша за період обертання ротора. Такий підхід дозволить врахувати наявність як додатних, так і від'ємних максимумів вейвлет коефіцієнтів у межах досліджуваного часового інтервалу, а також характеризуватиметься пониженою чутливістю до неінформативних збурень, обумовлених аперіодичними збурюючими діями, що можуть виникати в процесі експлуатації електричної машини. Виходячи зі сказаного, математично числовий критерій оцінки впливу дебалансу ротора на коефіцієнти вейвлет перетворення зазначених частотних смуг може бути представлений таким чином:

$$k_{imb}^j = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (d_k^j)^2 \quad \text{за умови } t_{cn} \gg T_p, \quad (11)$$

де  $N$  – кількість коефіцієнтів вейвлет перетворення досліджуваної частотної смуги, що визначається як:

$$N = 2^{N_0-1}, \quad (12)$$

де  $N_0$  – номер смуги частот.

З метою підтвердження наведених вище теоретичних міркувань було проведено експериментальне дослідження з використанням електричної машини в режимі холостого ходу: з моментом інерції ротора  $0,002 \text{ кг}\cdot\text{м}^2$ , частотою обертання в режимі холостого ходу  $720 \text{ об/хв}$  ( $12 \text{ Гц}$ ) та додаткового внесеного дебалансу  $0,002 \text{ кг}\cdot\text{м}$ . Ємнісний мікромеханічний акселерометр було закріплено на корпусі електричної машини таким чином, щоб вимірювальні осі сенсора були строго перпендикулярними до осі ротора, вісь  $X$  спрямована строго вертикально, вісь  $Y$  – строго горизонтально. Частота дискретизації сигналу становила  $232 \text{ Гц}$ , довжина часової реалізації досліджуваного сигналу –  $2^{14}$  значень, що при коефіцієнті стискання  $2$  дасть змогу розбити сигнал на

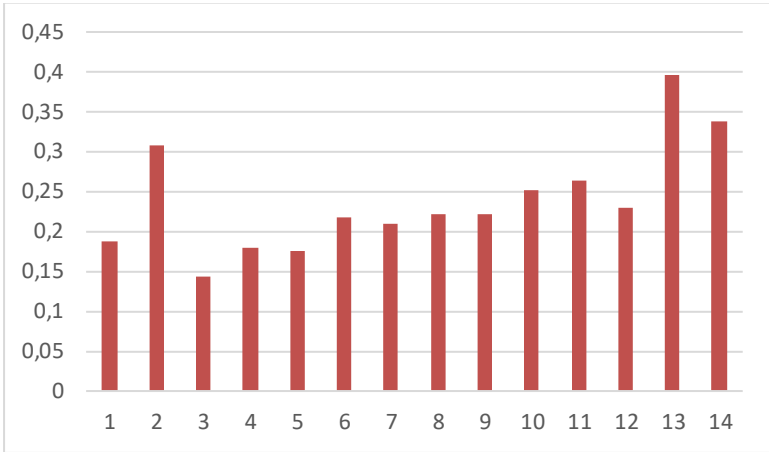
14 частотних смуг. Враховуючи положення теореми Шеннона-Котельникова [16-20], значення інтервалів частот, охоплених кожною із смуг, будуть такі, як наведено у табл. 1.

Таблиця 1

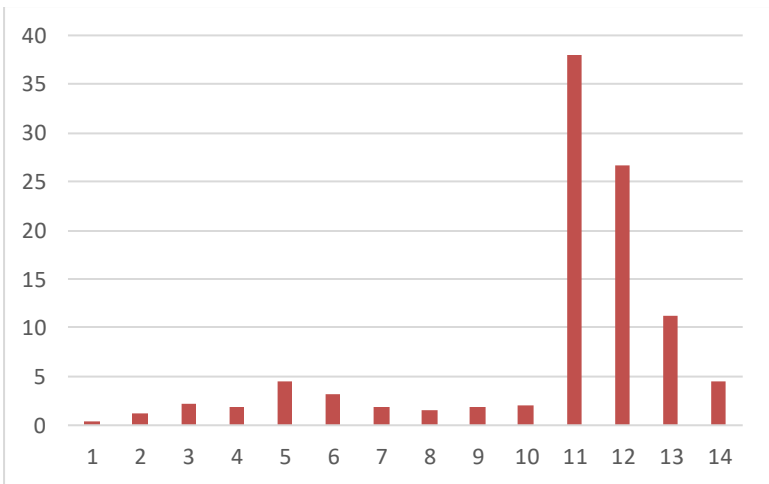
ПАРАМЕТРИ ЧАСТОТНИХ СМУГ ВІБРОСИГНАЛУ

№ смуги частот	Ширина смуги, Гц	Початок смуги, Гц	Кінець смуги, Гц
1	0,01416	0	0,01416
2	0,01416	0,01416	0,02832
3	0,02832	0,02832	0,05664
4	0,05664	0,05664	0,11328
5	0,11328	0,11328	0,22656
6	0,22656	0,22656	0,45343
7	0,45343	0,45343	0,90625
8	0,90625	0,90625	1,8125
9	1,8125	1,8125	3,625
10	3,625	3,625	7,25
11	7,25	7,25	14,5
12	14,5	14,5	29
13	29	29	58
14	58	58	116

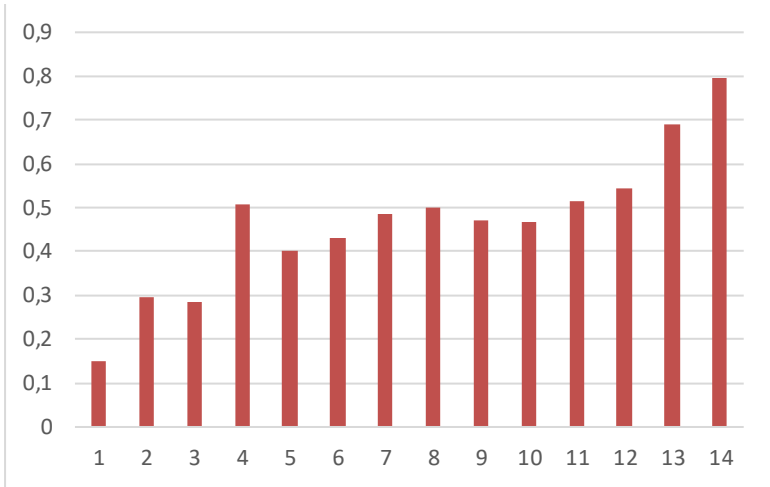
При перетворенні отриманого сигналу віброприскорення за допомогою вейвлета Хаара та подальшого розрахунку середньоквадратичного значення вейвлет коефіцієнтів для кожної із частотних смуг з та без використання дебалансу було отримано результати, наведені на рис. 5—8.



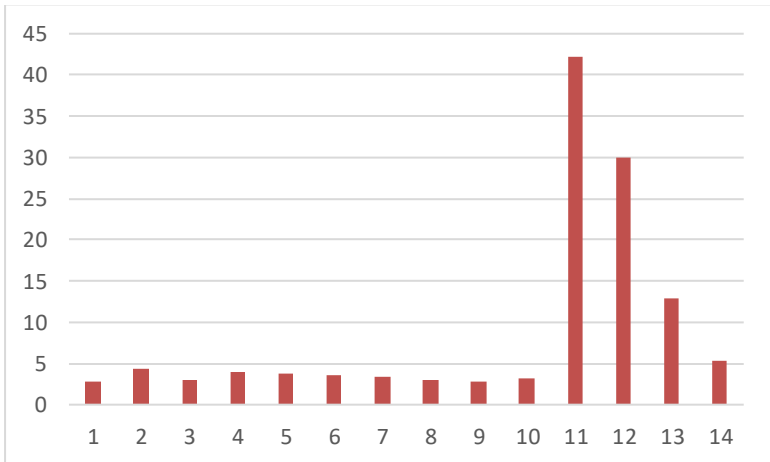
**Рис. 5.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Хаара для кожної із частотних смуг вібросигналу по осі X без використання дебалансу



**Рис. 6.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Хаара для кожної із частотних смуг вібросигналу по осі X з використанням дебалансу

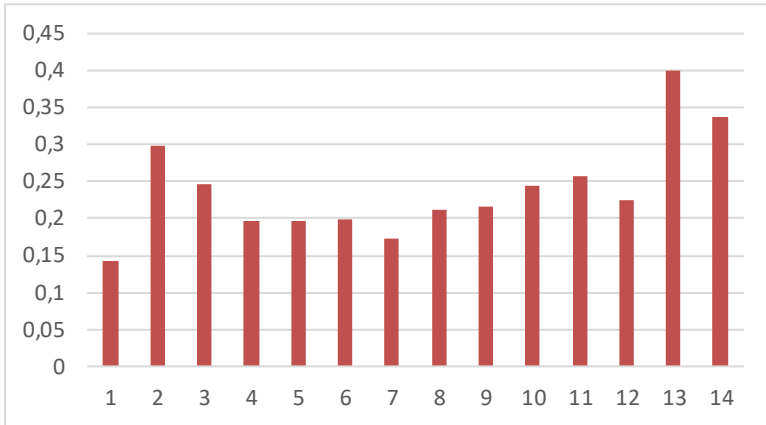


**Рис. 7.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Хаара для кожної із частотних смуг вібро сигналу по осі  $Y$  без використання дебалансу

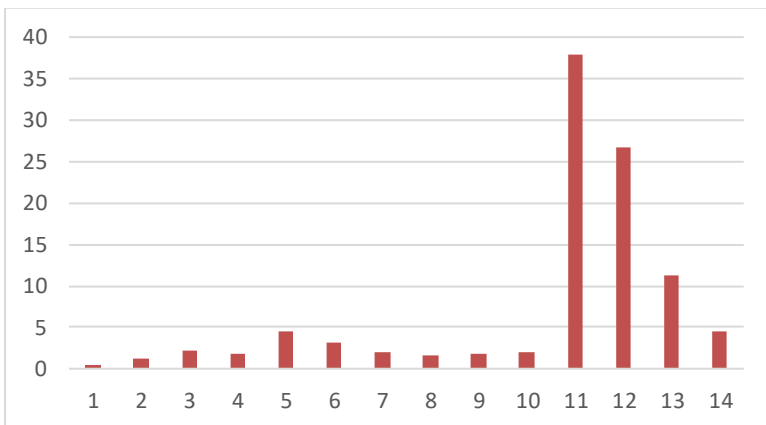


**Рис. 8.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Хаара для кожної із частотних смуг вібро сигналу по осі  $Y$  з використанням дебалансу

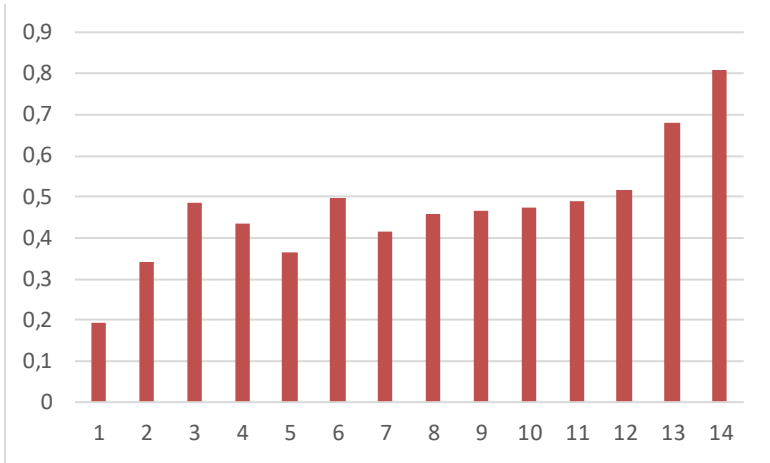
Також було виконано аналогічні перетворення за допомогою вейвлета Добеши 4-го порядку. Результати розрахунку наведені на рис. 9–12.



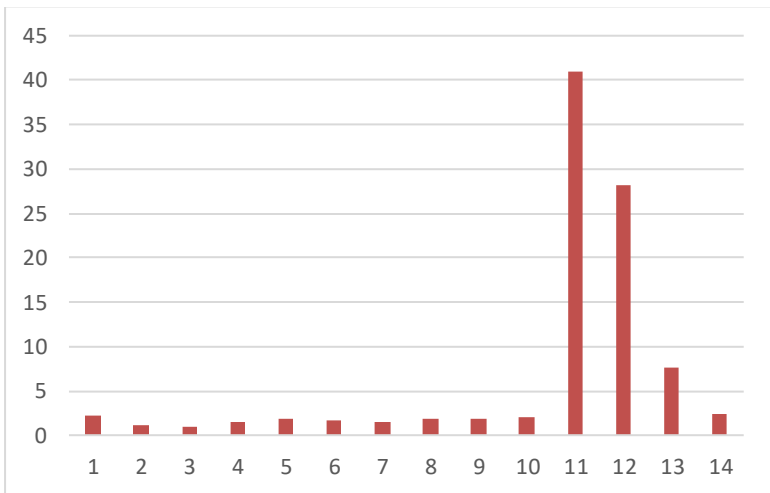
**Рис. 9.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Добеши 4-го порядку для кожної із частотних смуг вібро сигналу по осі  $X$  без використання дебалансу



**Рис. 10.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Добеши 4-го порядку для кожної із частотних смуг вібро сигналу по осі  $X$  з використанням дебалансу



**Рис. 11.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Добеши 4-го порядку для кожної із частотних смуг віброцигналу по осі  $Y$  без використання дебалансу



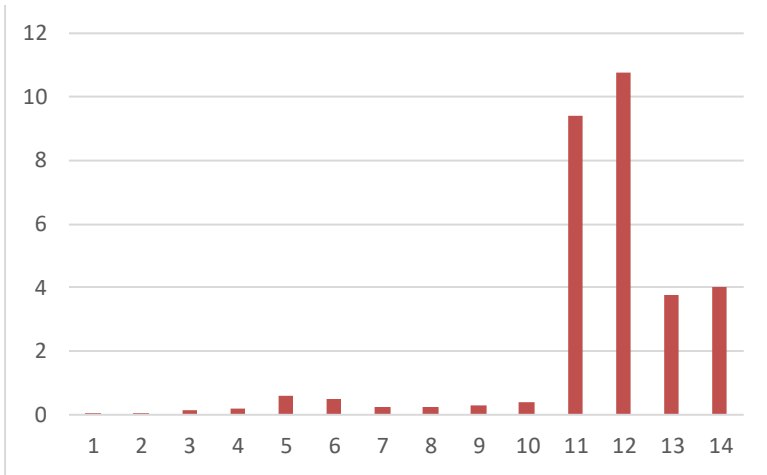
**Рис. 12.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Добеши 4-го порядку для кожної із частотних смуг віброцигналу по осі  $Y$  з використанням дебалансу

Як впливає з аналізу рис. 5–12, найбільш інформативними для виявлення дебалансу ротора, як і очікувалося, є смуги частот, що відповідають частоті обертання ротора електричної машини та її другої та третьої гармоніки (відповідно, 11, 12 та 13 частотні смуги). Порівняння ж результатів, отриманих при розкладанні сигналу на основі вейвлету Хаара та вейвлету Добеши 4-го порядку показали, що обидва вейвлета характеризуються приблизно однаковою, достатньо високою чутливістю до наявності досліджуваного дефекту. Враховуючи той факт, що перетворення на основі материнської вейвлет-функції Хаара є математично більш простим (потребує меншої кількості математичних операцій) [13, 16, 19], можна зробити висновок, що використання саме її є більш доцільним для виявлення зазначеного дефекту.

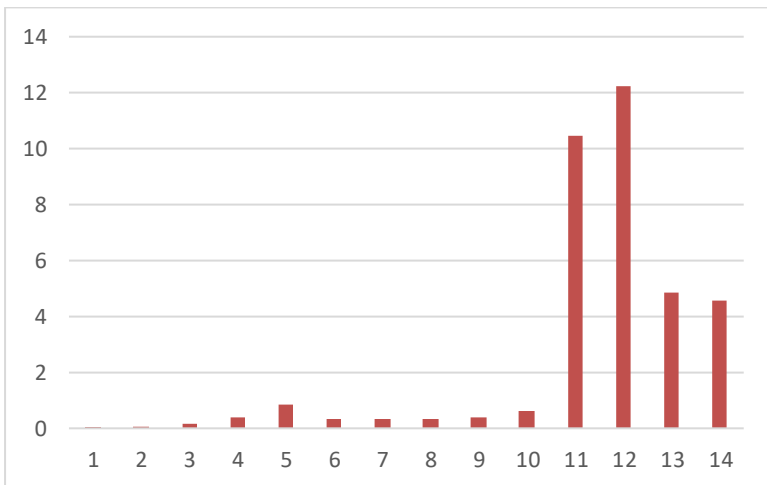
Результати експериментального дослідження підтверджують висновки про залежність амплітуди запропонованого високо-інформативного критерію від наявності та ступеня розвитку дефекту дебалансу ротора. Причому, враховуючи, що фізичний процес формування складової вібросигналу внаслідок наявності дебалансу ротора не залежить від типу електричної машини [18, 19], можна зробити висновок про можливість застосування цього критерію для оберткових електричних машин різного типу.

З метою встановлення впливу асиметричності відносно осі часу материнської вейвлет-функції на інформативність запропонованого числового критерію (10), проведено оцінку впливу дебалансу ротора на середньоквадратичне значення вейвлет коефіцієнтів при використанні у якості материнської вейвлет-функції вейвлету Добеши 6-го порядку, що має суттєво більшу  $t$ -асиметрію. Результати розрахунку наведені на рис. 13 та 14, відповідно.

Аналізуючи залежності, наведені на рис. 13, 14, можна констатувати різке зменшення чутливості запропонованої діагностичної ознаки до досліджуваного дефекту, а також наявність максимуму даної діагностичної ознаки саме на роторній смузі частот, що підтверджує зроблені раніше теоретичні висновки про вибір оптимальних материнських вейвлет-функцій.



**Рис. 13.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Добеши 6-го порядку для кожної із частотних смуг віброцигналу по осі X з використанням дебалансу



**Рис. 14.** Середньоквадратичні значення вейвлет коефіцієнтів Добеши 6-го порядку для кожної із частотних смуг віброцигналу по осі Y з використанням дебалансу

Тож, враховуючи наведені теоретичні аргументи та результати експериментального дослідження, можна дійти висновку про суттєве зростання селективності та вираженості запропонованої діагностичної ознаки відносно досліджуваного дефекту. А, отже, її використання у якості вхідної інформації запропонованої ШНМ замість необробленого сигналу віброприскорення, очевидно, може забезпечити підвищення точності сформованого нею висновку стосовно наявності (відсутності) зазначеного вище дефекту.

Варто зазначити, що, виходячи з наведеного вище теоретичного обґрунтування, ефективність попереднього створення предикторів на основі первісних даних (feature engineering) є не лише способом підвищення адекватності роботи системи прийняття логічного висновку щодо можливих дефектів у обертових електричних машинах, а й методом універсалізації статистичної інформації з датчиків електричних машин споріднених типів, так як у значній частині випадків отримана числова діагностична ознака може мати універсальний характер.

## **Висновки**

Запропоновано структуру ШНМ в якості ключового елемента формування логічного висновку в системі діагностування обертових електричних машин, як типового представника системи виключної складності. Показано, що запропоноване рішення може розглядатись як окремо взятий унікальний випадок, що має значну практичну цінність, оскільки може бути адаптованим для вирішення задач широкого класу.

Набув подальшого розвитку алгоритм аналізу систем типу «чорна скринька» з розподіленими параметрами шляхом незалежної інтегральної обробки інформації на локалізованих ділянках з подальшим її загальним аналізом у нейронному шарі верхнього рівня. Показано, що зазначений підхід дає змогу вилучити вплив неінформативних чинників, які за структурою своєї дії є подібними до інформативного впливу, проте носять локальний характер.

Показано, що при виборі оптимального набору вхідних параметрів ШНМ доцільно враховувати їх інформативність, вираженість, селективність, складність алгоритму отримання та їх взаємну ентропію відносно дефектів різного типу. Здійснено аналіз методів вибору оптимальних вхідних параметрів ШНМ. Обґрунтовано, що для вирішення цієї задачі найбільш релевантним є метод еволюційного пошуку.

Запропоновано одну з можливих методик формування числового діагностичного критерію виявлення дебалансу ротора на основі середньоквадратичного значення вейвлет коефіцієнтів інформативних смуг частот при дослідженні часового інтервалу, що значно перевищує період обертання ротора електричної машини. Показано, що зазначений критерій має понижену чутливість до впливу неінформативних одиничних збурень, які можуть виникати в процесі роботи електричної машини.

Враховуючи, що фізичний процес формування складової вібросигналу внаслідок наявності дебалансу ротора не залежить від типу електричної машини, з'являється можливість застосування цього критерію для діагностування існуючих дефектів оберткових електричних машин різного типу. Це дозволяє здійснювати моніторинг технічного стану обладнання, виявляти дефекти на ранній стадії їх розвитку, що дає можливість запобігти можливим пошкодженням і відмовам та, як наслідок, економічним збиткам.

## References

1. Gibson, J. E., Scherer, W. T., & Gibson, W. F. (2007). *How to Do Systems Analysis*. John Wiley & Sons, Inc.
2. Prokopenko, T. O. (2019). *Teoriya system i systemnyi analiz [Systems theory and system analysis]*. ChSTU. [https://er.chdtu.edu.ua/bitstream/ChSTU/986/1/%D0%A2%D0%A1%D0%86%D0%A1%D0%90\\_%D0%9D%D0%9F\\_%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%BF%D0%B5%D0%BD%D0%BA%D0%BE.pdf](https://er.chdtu.edu.ua/bitstream/ChSTU/986/1/%D0%A2%D0%A1%D0%86%D0%A1%D0%90_%D0%9D%D0%9F_%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%BF%D0%B5%D0%BD%D0%BA%D0%BE.pdf) [in Ukrainian]

3. Kukharchuk, V. V., Katsiv, S. Sh., Madyarov, V. G., Usov, V.V., Vedmitskiy, Yu. H., Nikolaiev, V. Ya., & Bykovskiy, S. O. (2014). *Monitorynh, diahnostuvannia ta prohnozuvannia vibratsynoho stanu hidroahrehativ [Monitoring, diagnosing and forecasting the vibration state of hydraulic units]*. VNTU. <https://press.vntu.edu.ua/index.php/vntu/catalog/download/114/197/225-1?inline=1> [in Ukrainian]
4. Gadzhiev, N. G., & Akhmedova, Kh. G. (2010). Ekspertno-ekonomicheskiye issledovaniya v usloviyakh vnedreniya informatsionnykh tekhnolohiy [Forensic economic researches in conditions of introduction of information technology]. *Vestnyk AGTU. Seryia: Ekonomika (Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Economics)*, 2, 225-232. <https://cyberleninka.ru/article/n/ekspertno-ekonomicheskie-issledovaniya-v-usloviyah-vnedreniya-informatsionnyh-tehnologiy> [in Russian]
5. Shihabudheen, K.V., & Pillai, G.N. (2018). Recent advances in neuro-fuzzy system: A survey. *Knowledge-Based Systems*, 152, 136-162. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.04.014>
6. Škrjanc, I., Iglesias, J. A., Sanchis, A., Leite, D., Lughofer, E., & Gomide, F. (2019). Evolving fuzzy and neuro-fuzzy approaches in clustering, regression, identification, and classification: A Survey. *Information Sciences*, 490, 344-368. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.03.060>
7. Yang, P., Yuan, Q., Huang, Ch., Zhou, Y., Li, H., & Zhou, Yu. (2017). Analysis of the Impacts of Bearing on Vibration Characteristics of Rotor. *Shock and Vibration*, 2017, Article 8098591. <https://doi.org/10.1155/2017/8098591>
8. Hraniak, V. F., Kukharchuk, V. V., Bilichenko, V. V., Bogachuk, V. V., Katsyv, S. Sh., Tsymbal, S. V., Wójcik, W., & Kalimoldayev, M. (2019). Correlation method for calculation of weight coefficients of artificial neural-like networking hydraulic units' diagnostic systems. In *Proceedings of Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019: Vol. 11176* (Article 1117663). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2537215>
9. Rao, S. S. (2007). *Vibration of continuous systems*. John Wiley & Sons. <https://wp.kntu.ac.ir/hrahmanei/Adv-Vibrations-Books/Continuous-Vibrations-Rao.pdf>
10. Oleksyuk, Y., & Ivakhiv, O. (2005). Modeliuvannia roboty hidropryvodu [Simulation of hydraulic drive operation. *Vymiriuvalna Tekhnika ta Metrolohiya (Measuring Equipment and Metrology)*, 65, 76-80. [in Ukrainian]

11. Rubanenko, O., Kazmiruk, O., Bandura, V., Matvijchuk, V., & Rubanenko, O. (2017). Determination of optimal transformation ratios of power system transformers in conditions of incomplete information regarding the values of diagnostic parameters. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4(3 (88)), 66–79. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.108945>
12. Hraniak, V. F., Kukharchuk, V. V., Bogachuk, V. V., Vedmitskiy, Yu. G., Vishtak, I. V., Popiel, P., & Yerkeldessova, G. (2018). Phase noncontact method and procedure for measurement of axial displacement of electric machine's rotor. In *Proceedings of Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2018: Vol. 10808* (Article 1080866). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.2501611>
13. Energomash. (2008, October 19). *Opredeľeniye neispravnostey asinkhronnogo elektrodvigatelia [Determination of malfunction of an induction motor]*. <http://energo.ucoz.ua/publ/5-1-0-10> [in Russian]
14. Savina, S., & Ben, V. (2015). Obiednannia modelei logit-rehresii yak komitetu ekspertiv dlia otsinky kredytopromozhnosti pozychalnyka [Integration of models of logit-regressions as a committee of experts to assess the creditworthiness of borrower. *Neiro-Nechitki Tekhnolohii Modelyuvannya v Ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics)*, 4, 154–188. <https://doi.org/10.33111/nfmte.2015.154> [in Ukrainian]
15. Addison, P. S. (2002). *The Illustrated Wavelet Transform Handbook. Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781003040408>
16. Broughton, S. A., & Bryan, K. (2008). *Discrete Fourier analysis and wavelets : applications to signal and image processing*. John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781118032442>
17. Polikar, R. (2001). *The Wavelet Tutorial*. Rowan University, College of Engineering Web Servers. [https://cseweb.ucsd.edu/~baden/Doc/wavelets/polikar\\_wavelets.pdf](https://cseweb.ucsd.edu/~baden/Doc/wavelets/polikar_wavelets.pdf)
18. Shirman, A. R., & Solovyov, A. B. (1996). *Prakticheskaya vibrodiagnostika i monitoring sostoyaniya mekhanicheskogo oborudovaniya [Practical vibration diagnostics and condition monitoring of mechanical equipment]*. Mashinostroeniye. <http://www.amac.md/biblioteka/data/24/17/86.pdf> [in Russian]
19. Kukharchuk, V. V., Katsiv, S. Sh., Hraniak, V. F., & Bykovsky, S. O. (2018). *Dyskretne veivlet-peretvorennia v diahnostytsi hidroahrehativ*

[Discrete wavelet transform in the diagnosis of hydraulic units]. VNTU. [in Ukrainian]

20. Kotelnikov, V. A. (2006). O propusknoy sposobnosti efira i provoloki v elektrosviazi [On the transmission capacity of "ether" and wire in telecommunications]. *Uspekhi Fizicheskikh Nauk (Advances in Physical Sciences)*, 176(7), 762-770. <https://doi.org/10.3367/UFNr.0176.200607h.0762> [in Russian]

Стаття надійшла до редакції 20.01.2020