

**Слабінога М.О.**

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

**Піх В.Я.**

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

**Стрілецький Ю.Й.**

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

**Шекета В.І.**

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

## РОЗПІЗНАВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ОПРАЦЮВАННЯ ВІБРАЦІЙНИХ СИГНАЛІВ БАГАТОШАРОВИМ ПЕРЦЕПТРОНОМ

*У статті розглянуто застосування методів штучного інтелекту, зокрема багатошарових перцептронних мереж, для задачі класифікації технічного стану об'єктів на основі вібраційних сигналів, що є актуальним у контексті цифрової трансформації виробничих процесів. Зазначено, що попереднє оброблення часових рядів даних відіграє важливу роль у підвищенні точності ідентифікації технічного стану. Проаналізовано сучасні підходи, серед яких використання методів опорних векторів, нейронних мереж із генетичними алгоритмами, експертних систем, марківських мереж, а також різних способів попередньої обробки сигналів – вейвлет-перетворення, декомпозиція на емпіричні моди, кепстральний аналіз тощо.*

*Основна увага приділена практичному експерименту з використанням набору даних, що містить вібраційні сигнали з тестової роторної установки. Дані було кластеризовано методом K-середніх у чотири класи технічного стану: «хороший», «задовільний», «передаварійний» і «аварійний». Побудовано декілька моделей багатошарової перцептронної мережі для розв'язання задачі класифікації із використанням різних методів обробки сигналів: статистичних характеристик (середнє, СКВ, ентропія Шеннона), коефіцієнтів швидкого перетворення Фур'є, кепстрального аналізу та вейвлет-перетворення. Результати показали, що базові статистичні характеристики забезпечують помірну точність (похибка понад 30% для класифікації на 4 класи), тоді як застосування спектральних та вейвлет-перетворень значно підвищує ефективність моделі (похибка знижується до 1–2%). Зокрема, найкращі результати отримано при використанні кепстрального аналізу та вейвлет-перетворення Добеші першого порядку. Продемонстровано, що навіть при зниженні кількості класів (наприклад, зведенні до «нормального» та «аварійного» стану) точність класифікації суттєво зростає, що відкриває можливості для створення надійних систем раннього виявлення несправностей.*

*У висновках підкреслено доцільність поєднання методів статистичного аналізу з нейромережевими підходами для підвищення точності діагностики технічного стану, а також перспективність дослідження ефективності різних методів попередньої обробки сигналів для зменшення похибки класифікації та оптимізації обчислювальних витрат.*

**Ключові слова:** перцептрон, опрацювання сигналів, ймовірнісні оцінки, штучні нейронні мережі, ідентифікація, технічний стан.

**Постановка проблеми.** У сучасному стані, цифрова трансформація виробничих процесів на промислових об'єктах відкриває нові можливості щодо застосування різноманітних підходів до ідентифікації їх технічного стану. Зокрема, продовжує зростати популярність впровадження методів штучного інтелекту для вирішення таких

задач. Задача ідентифікації технічного стану на основі попередніх даних є типовою задачею класифікації. Одним із найпопулярніших алгоритмів на засадах штучного інтелекту є підхід із застосуванням багатошарових перцептронних мереж, який дає можливість виконати ймовірнісну оцінку технічного стану на основі отриманих входів.

Тим не менше, часові ряди даних щодо параметрів технологічного процесу, часто потребують попередньої обробки та застосування різноманітних статистичних методів.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Питанню розпізнавання технічного стану на засадах статистичних методів та алгоритмів штучного інтелекту присвячена значна кількість публікацій. Зокрема, для діагностики технічного стану підшипників в різних процесах застосовувалися методи опорних векторів [1], нечіткої логіки на основі нейромереж [2], марківські мережі [3], нейромережі, оптимізовані на основі генетичних алгоритмів [4], дерева рішень [5], експертні системи [6]. Крім того, важливим фактором було визначення інформації що подавалася на вхід інтелектуалізованих методів, оскільки крім класичних для вирішення задач, пов'язаних із вібраційними процесами, статистичних методів та перетворення Фур'є, були використані такі методи як вейвлет-перетворення [7] та декомпозиція на емпіричні моди [8].

В цілому, варто зазначити, що в залежності від специфіки процесу той чи інший метод статистичного аналізу дає можливість з достатньою точністю розпізнати дані про технічний стан об'єкта.

**Постановка завдання.** Метою дослідження є дослідження ефективності різних методів опрацювання сигналів для використання результатів опрацювання як входів багатошарових перцептронних мереж у вирішенні задачі розпізнавання технічного стану об'єкта.

**Виклад основного матеріалу.** Для тестування методів, що досліджують коливні процеси за миттєвими даними, були використані дані зі репозиторію даних для прогнозів NASA, а саме набір вібраційних даних тестової обертової машини Університету Цінціннаті. Ці дані були зібрані з експериментальної установки для вивчення чотирьох підшипників, встановлених на вал обертання з навантаженням близько 2720 кг (6000 фунтів) та зі сталою швидкістю обертання 2000 об/хв. Підшипники Rexnord ZA-2115 були встановлені на валі, як показано на рисунку 1. На основу підшипників були встановлені високочутливі кварцові акселерометри PCB 353B33 (по два на кожен підшипник в експерименті 1, для кожної з осей x та y, по одному на підшипник в експериментах 2 та 3). Розміщення давачів також показано на рис. 1. Всі пошкодження підшипників виникли після перевищення їх експлуатаційного ресурсу, що становив 100 000 000 оборотів.

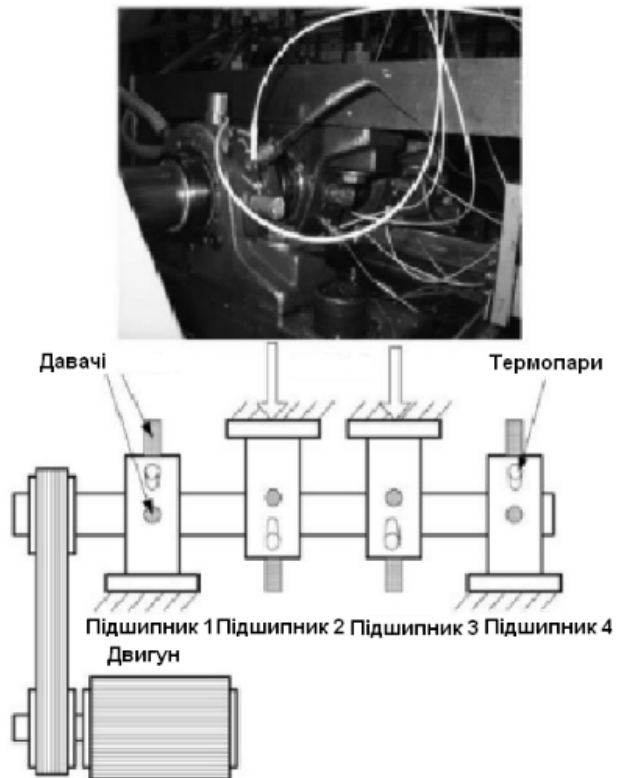


Рис. 1. Розміщення підшипників та вібродавачів

В архіві містилося три набори даних. Кожен із наборів записувався до збою в роботі в системі. Кожен з наборів складається із масиву файлів, які є записом вібраційних даних за одну секунду і записуються з певним інтервалом. Кожен файл складається з 20480 точок із частотою дискретизації 20 кГц. Ім'я файлу визначає також час збору даних.

Для дослідження було вибрано дані експерименту №2, де наприкінці періоду функціонування відбувся збій в роботі роторної машини, пов'язаний з пошкодженням зовнішньої поверхні підшипника 1.

На рис. 2 подано динаміку зміни середньоквадратичного відхилення вібропереміщення в часі, від пуску установки, до відмови.

З рисунка видно, що навіть з такої простої операції, як визначення середньоквадратичного відхилення, може бути отримана інформація для подальшої ідентифікації технічного стану об'єкта.

Для вирішення задачі класифікації початково дані було кластеризовано у 4 групи методом К середніх, де кожен клас відповідає за один із технічних станів: «хороший», «задовільний», «передаварійний» та «аварійний».

Для вирішення задачі розпізнавання технічного стану було вирішено застосовувати тришарові ієрархічні нейронні мережі прямого поши-



Рис. 2. Динаміка зміни середньоквадратичного відхилення вібропереміщення підшипника 1

рення, що тренуються за алгоритмом зворотнього поширення похибки.

Навчання методом зворотного поширення помилки такої нейронної мережі припускає два проходження по всіх нейронах мережі – прямий прохід (від вхідного шару до вихідного для отримання результуючого вихідного сигналу) і зворотний прохід (від вихідного шару до вхідного для коригування ваг зв'язків нейронної мережі). Ваги зв'язків між нейронами налаштовуються з метою максимального наближення вихідного сигналу мережі до бажаного в статистичному сенсі.

Нейрони мереж мають сигмоїдну функцію активації. Особливістю сигмоїдної функції є її монотонність і диференційовність у всьому діапазоні значень аргументу. Завдяки цьому сигмоїдна функція часто застосовується при створенні нейронних мереж. Введення функцій сигмоїдального типу було обумовлено обмеженістю нейронних мереж з пороговою функцією активації нейронів – при такій функції активації будь-який з виходів мережі дорівнює або нулю, або одиниці, що обмежує використання мереж не в задачах класифікації. Використання сигмоїдальних

функцій дозволило перейти від бінарних виходів нейрона до аналогових.

Крім того, було встановлено наступні правила вибору кількості нейронів в кожному з шарів мережі:

- кількість нейронів у вхідному шарі  $m$  рівна кількості вхідних значень, що враховуються одночасно;
- кількість вихідних нейронів  $n$  рівна кількості результуючих класів (в даному випадку, кількості можливих станів об'єкта);
- кількість нейронів  $k$  у прихованому шарі є числом, що знаходиться в діапазоні між  $n$  та  $m$  та вибирається експериментальним шляхом, з урахуванням обмежень обчислювальних потужностей ЕОМ.

Відповідно до цього, вхідний шар багат шарового перцептрона містив кількість відповідну кількості входів, що залежала від кількості параметрів для кожного семплу. Проміжний шар перцептронів із сигмоїдною функцією активації опрацьовував отриману з входів інформацію та передавав на вихідний шар із 4 перцептронів (за кількістю поданих розпізнаваних класів. Схема штучної нейронної мережі, що була використана для класифікації за частотним аналізом (перетворення Фур'є) подана на рис. 3.

Вибірка даних була розбита на набори для навчання (688 значень), валідації (148 значень) та тестування (148 значень).

Загалом, було проведено декілька експериментів із різними методами статистичного аналізу сигналів та навчання перцептронної мережі на основі цих даних. Перелік експериментів подано в таблиці 1.

За результатами першого експерименту (урахування середнього значення, середньоквадратичного відхилення, ентропії Шеннона) було отримано значну похибку класифікації (близько 30%). Розглянемо матрицю змішування класів, подану на рис. 4.

Як видно з рисунку, нейромережа хибно класифікувала вибірки, належні до класу 1 як

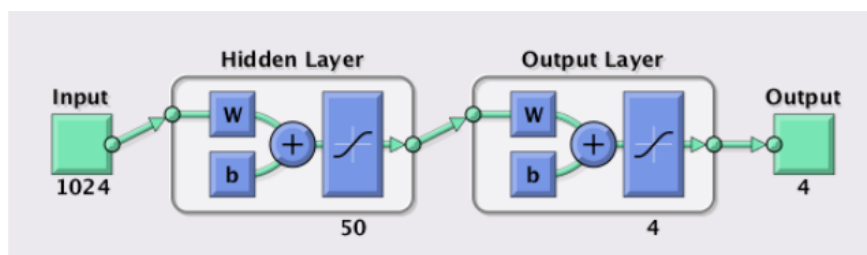


Рис. 3. Схема багат шарової перцептронної мережі для вирішення задачі класифікації

All Confusion Matrix

|              |              |               |                |                |                |
|--------------|--------------|---------------|----------------|----------------|----------------|
| Output Class | 1            | 2             | 3              | 4              |                |
| 1            | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%     | 0<br>0.0%      | 0<br>0.0%      | NaN%<br>NaN%   |
| 2            | 532<br>54.1% | 164<br>16.7%  | 33<br>3.4%     | 2<br>0.2%      | 22.4%<br>77.6% |
| 3            | 0<br>0.0%    | 4<br>0.4%     | 197<br>20.0%   | 17<br>1.7%     | 90.4%<br>9.6%  |
| 4            | 0<br>0.0%    | 0<br>0.0%     | 0<br>0.0%      | 35<br>3.6%     | 100%<br>0.0%   |
|              | 0.0%<br>100% | 97.6%<br>2.4% | 85.7%<br>14.3% | 64.8%<br>35.2% | 40.2%<br>59.8% |
|              | 1            | 2             | 3              | 4              | Target Class   |

Рис. 4. Матриця змішування класів при класифікації нейромережею на основі статистичних характеристик у експерименті 1

належні до класу 2. Це пов'язано з тим, що статистичні характеристики сигналів у цих двох класах були дуже близькими між собою. Як результат, було проведено додатковий експеримент, де технічний стан об'єкта класифікувався на два класи – нормальний (об'єднання класів 1 та 2) та аварійний (об'єднання класів 3 та 4). Експеримент показав, що така класифікація має похибку близько 5%.

Для розпізнавання технічного стану за коефіцієнтами швидкого перетворення Фур'є застосовувалася штучна нейронна мережа з 1024 входами (для кожної із 1024 компонент), прихованим шаром із 50 нейронів та вихідним шаром із 4 нейронів, що відповідали результуючим класам.

Для розпізнавання технічного стану за коефіцієнтами кепстрального аналізу застосовувалася штучна нейронна мережа з 1024 входами

(для кожної із 1024 компонент), прихованим шаром із 50 нейронів та вихідним шаром із 4 нейронів, що відповідали результуючим класам.

Для оцінки технічного стану з використанням коефіцієнтів неперервного вейвлет-перетворення використовувалася штучна нейронна мережа з  $M$  входами ( $M$  – кількість масштабувань, в даному експерименті – 100), кожен вхід є значенням ентропії за Шенноном коефіцієнтів неперервного вейвлет-перетворення конкретного рівня масштабування. Прихований шар мережі складається із 10 нейронів, вихідний шар – із 4 нейронів.

Експерименти з подачею на вхід багатошарового перцептрона результатів перетворення Фур'є, кепстрального перетворення та вейвлет-перетворення показали, що нейромережа спроможна з достатньою точністю може визначати технічний стан об'єкта в даній задачі за класифікацією по чотирьох класах.

**Висновки.** Результати дослідження показали, що багатошарові перцептронні мережі добре підходять для розпізнавання технічного стану об'єктів на основі опрацювання вібраційних сигналів. Поєднання обчислення статистичних характеристик сигналів та вирішення задачі класифікації за значеннями цих статистичних характеристик на основі нейронних мереж дає можливість ідентифікувати передаварійні та аварійні стани об'єктів на основі попереднього навчання. Перспективним напрямком є також пріоритезація обчислень статистичних характеристик на основі конкретних методів для мінімізації часу виконання обчислень.

*Подяка. Автори хочуть подякувати Збройним Силам України та всім захисникам України за можливість продовжувати наукову та технічну діяльність під час війни.*

Таблиця 1

Перелік експериментів із застосування багатошарової перцептронної мережі для вирішення задачі розпізнавання технічного стану на основі статистичних характеристик сигналів

| Вхідні величини                                                                                 | Похибка навчання | Похибка тестування | Похибка валідації |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------|--------------------|-------------------|
| Середнє значення, середньоквадратичне відхилення, ентропія Шеннона (розпізнавання за 4 класами) | 33.1%            | 33.1%              | 30.4%             |
| Середнє значення, середньоквадратичне відхилення, ентропія Шеннона (розпізнавання за 2 класами) | 6%               | 2.7%               | 2.8%              |
| Коефіцієнти швидкого перетворення Фур'є (розклад на 1024 компоненти)                            | 5.6%             | 6.75%              | 5.4%              |
| Кепстральний аналіз (розклад на 1024 компоненти)                                                | 0%               | 2%                 | 1.3%              |
| Вейвлет перетворення (розклад на 100 компонент за вейвлетом Добеши першого порядку)             | 0.7%             | 1.3%               | 0.6%              |

**Список літератури:**

1. Zhu K., Song X., Xue D. A roller bearing fault diagnosis method based on hierarchical entropy and support vector machine with particle swarm optimization algorithm. *Measurement*. 2014. № 47. С. 669–675.
2. Eristi H. Fault diagnosis system for series compensated transmission line based on wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Measurement*. 2013. № 46. С. 393–401.
3. Georgoulas G., Mustafa M.O., Tsoumas I.P., Antonino-Daviu J.A., Climente-Alarcon V., Stylios C.D., Nikolakopoulos G. Principal Component Analysis of the start-up transient and Hidden Markov Modeling for broken rotor bar fault diagnosis in asynchronous machines. *Expert Systems with Applications*. 2013. № 40. С. 7024–7033.
4. Unal M., Onat M., Demetgul M., Kucuk H. Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network. *Measurement*. 2014. № 58. С. 187–196.
5. Muralidharan V., Sugumaran V. Feature extraction using wavelets and classification through decision tree algorithm for fault diagnosis of mono-block centrifugal pump. *Measurement*. 2013. № 46. С. 353–359.
6. Lin H.-C., Su C.-T. A selective Bayes classifier with meta-heuristics for incomplete data. *Neurocomputing*. 2013. № 106. С. 95–102.
7. Wu J.-D., Liu C.-H. An expert system for fault diagnosis in internal combustion engines using wavelet packet transform and neural network. *Expert Systems with Applications*. 2009. № 36. С. 4278–4286.
8. Liu X., Bo L., Luo H. Bearing faults diagnostics based on hybrid LS-SVM and EMD method. *Measurement*. 2015. № 59. С. 145–166.

**Slabinoha M.O., Pikh V.Ya., Striletskyi Yu.Y., Sheketa V.I. TECHNICAL CONDITION RECOGNITION BASED ON VIBRATION SIGNAL PROCESSING USING MULTI-LAYER PERCEPTRON**

*The article explores the application of artificial intelligence methods, particularly multilayer perceptron networks, for the classification of an object's technical condition based on vibration signals, which is highly relevant in the context of the digital transformation of industrial processes. It is noted that the preliminary processing of time series data plays a crucial role in improving the accuracy of technical state identification. The paper analyzes modern approaches, including the use of support vector machines, neural networks optimized with genetic algorithms, expert systems, Markov networks, and various signal preprocessing techniques such as wavelet transform, empirical mode decomposition, and cepstral analysis. The main focus is placed on a practical experiment using a dataset containing vibration signals from a test rotary setup. The data were clustered using the K-means method into four technical condition classes: «good», «satisfactory», «pre-failure», and «failure». Several multilayer perceptron models were constructed to solve the classification task using different signal processing methods: statistical features (mean, RMS, Shannon entropy), Fast Fourier Transform coefficients, cepstral analysis, and wavelet transform.*

*The results showed that basic statistical features provided moderate accuracy (with over 30% error for four-class classification), whereas the use of spectral and wavelet transforms significantly improved model performance (reducing error to 1–2%). In particular, the best results were achieved using cepstral analysis and Daubechies wavelet transform of the first order. It was demonstrated that even when reducing the number of classes (e.g., merging into “normal” and “failure” states), the classification accuracy increases significantly, offering potential for developing reliable early fault detection systems.*

*The conclusions highlight the effectiveness of combining statistical analysis methods with neural network approaches to improve the accuracy of technical condition diagnostics, as well as the promising direction of investigating various signal preprocessing methods to reduce classification error and optimize computational costs.*

**Key words:** perceptron, signal processing, probabilistic estimates, artificial neural networks, identification, technical condition.