

А. В. ЯВТУШЕНКО, С. О. ГУБСЬКИЙ

СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ ВІБРАЦІЙНОЇ ДІАГНОСТИКИ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ І ПРОМИСЛОВИХ МЕХАНІЗМІВ

В роботі проведено аналіз сучасних методів вібраційної діагностики та моніторингу транспортного та промислового обладнання. Розглянуто класичні підходи на основі швидкого перетворення Фур'є та вейвлет-перетворень, а також сучасні методики, що використовують штучні нейронні мережі (CNN, MLP, WNN) для автоматичного розпізнавання та прогнозування несправностей. Приділено увагу сенсорам, методам підготовки вібраційних сигналів, їх обробці та передачі. Узагальнено переваги нейромережових підходів у порівнянні з традиційними методами, зокрема гнучкість і здатність працювати зі складними нестационарними сигналами. Визначено перспективи розвитку систем моніторингу в реальному часі, гібридних методів та адаптивних моделей для підвищення надійності обладнання та зниження витрат.

Ключові слова: вібрація, моніторинг, діагностика, автомобіль, валкове формування, нейрона мережа, сенсор.

A. YAVTUSHENKO, S. HUBSKYI

MODERN TECHNOLOGIES OF VIBRATION DIAGNOSTICS FOR VEHICLES AND INDUSTRIAL MECHANISMS

The paper provides an analyzes modern technologies of roll forming for 3D-bent profiles and their applications in the automotive industry, construction, manufacturing, and agriculture. Approaches to optimizing the number of technological transitions are considered, contributing to reduced production time and increased productivity. Special attention is given to controlling the stress-strain state of the metal, which is crucial for ensuring high product quality. The impact of sensor technologies on real-time process monitoring is assessed, allowing for defect reduction and lower production costs. The use of advanced solutions in roll forming opens new opportunities for production optimization.

Key words: vibration, monitoring, diagnostics, vehicle, roll forming, neural network, sensor.

Вступ. Сучасні електромеханічні системи, що використовуються зараз у світі, є складними і потребують регулярного обслуговування для забезпечення тривалої та безперебійної роботи, уникнення зайвих витрат. Особливо відповідальним є обслуговування транспортних засобів і промислового обладнання через їхню складну конструкцію. Важливим є підхід до своєчасного виявлення несправностей, що запобігає тривалим зупинкам транспортних і виробничих процесів, дозволяючи економити кошти.

Одним із найбільш ефективних і сучасних методів неруйнівного контролю є фіксація та аналіз вібрацій, оскільки цей спосіб дозволяє фіксувати навіть незначні зміни в роботі обертових механізмів. Останнім часом для автоматизації таких процесів все активніше використовують методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (англ. convolutional neural network, далі CNN) [1]. Завдяки розвитку Інтернету речей (IoT) [2] та машинного навчання сфера діагностики постійно вдосконалюється.

Аналіз останніх досягнень і публікацій. В роботі [3] пропонується метод моніторингу стану промислових машин у реальному часі за допомогою аналізу вібрацій із використанням швидкого перетворення Фур'є (англ. Fast Fourier Transform, далі FFT), що застосовується для виявлення аномальних частот, що вказують на несправності, наприклад, дисбаланс або зміщення валу. А в роботі [4] теоретично аналізується прототип системи з використанням датчиків навантаження та швидкості, де FFT застосовується для порівняння спектрів у збалансованих і незбалансованих станах. В статті [5] розглядається застосування вейвлет-перетворень для діагностики вібрацій двигунів внутрішнього згорання за допомогою лазерної віброметрії. Пропонується нове визначення стаціонарності сигналів і показано, як за допомогою вейвлет-аналізу можливо виявляти несправності. Слід зазначити, що за допомогою FFT можливо проаналізувати вібрації у частотній області, розкладаючи сигнал на синусоїди,

але це не дає можливість встановити, коли саме виникають частотні зміни (втрата часової інформації). Вейвлет-перетворення аналізує сигнал одночасно по часу та частоті, дозволяючи виявляти локальні зміни вібрацій, що робить його ефективнішим для нестационарних сигналів [6]. В даних підходах не застосовують нейронні мережі, що зменшує гнучкість, здатність обробляти складні та невідомі патерни, а також зменшує можливості автоматизації.

В науковій праці [7] проведено дослідження несучої здатності конструкцій транспортних засобів, проаналізовано їх кінематичні параметри, а також виконано оптимізацію показників міцності та жорсткості окремих елементів, що може стати основою для вдосконалення методів вібродіагностики з метою підвищення надійності та тривалості експлуатації механізмів. В оглядовій роботі [8] розглядається використання швидкого перетворення Фур'є (FFT) для аналізу вібраційних параметрів стаціонарних процесів, що виникають у процесі роботи автомобільних механізмів, а також оцінюється їх вплив на технічний стан обладнання.

Дослідження у сфері моніторингу стану за допомогою вібрацій зубчастих зчеплень, коробок передач, редукторів зосереджено на виявленні дискретних несправностей – тріщини або зламів на зубцях [9]. Необхідність діагностики несправностей на ранніх стадіях (наприклад, знос контактних поверхонь зубчастих передач) аргументовано в роботі [10].

Мета та постановка задачі. Метою даної роботи є систематизація та аналіз методів ранньої діагностики несправностей механізмів автомобіля, промислового обладнання та обертових конструкцій шляхом обробки вібраційних сигналів із використанням нейронних мереж для підвищення надійності та зменшення витрат на ремонт у різних галузях промисловості.

Систематизація та аналіз сучасних методів ранньої діагностики несправностей транспортних та обертових механізмів, промислового обладнання за вібраційними сигналами, з акцентом на використанні штучних нейронних мереж для автоматичного розпізнавання та прогнозування несправностей, підвищення точності діагностики, зменшення витрат на обслуговування, а також порівняння ефективності класичних методів аналізу (FFT, вейвлети) з нейромережевими підходами є актуальним науково-практичним завданням.

Використання штучних нейронних мереж для розпізнавання несправностей. В роботі [11] пропонується метод (далі – Метод «Колір») виявлення несправностей у обертових механізмах через аналіз вібрацій за допомогою CNN. Основна ідея полягає в тому, щоб перетворити вібраційні дані, отримані з 6-ступеневого інерційного вимірювального блоку, у зображення в градаціях сірого або червоного, зеленого і синього каналів (далі RGB). Далі використати ці зображення для автоматичного розпізнавання несправностей у машинах за допомогою CNN. Запропоновано три методи, за допомогою яких дані часового ряду по кожній осі (X, Y і Z) перетворюються в:

- перший: в значення у відтінках сірого. Потім ці сітки складаються, щоб сформувати єдине зображення у відтінках сірого для класифікації CNN. Дозволяє швидко тренувати нейромережу;

- другий: в окремі канали RGB-зображення. Це створює єдине зображення, де червоний канал представляє дані осі X, а зелений канал - дані осі Y, а синій канал - дані осі Z. Отримане RGB-зображення потім подається до CNN для класифікації;

- третій: також працює з RGB-зображеннями, але виконується вирівнювання даних по всіх осях. Шляхом сегментації та зміни форми вікон даних до однакового розміру для кожної осі забезпечується відповідність часових точок з різних осей розташованих разом у межах RGB-зображення. Такий підхід вирівнювання дозволяє CNN встановити взаємозв'язки між рухами вздовж різних осей, що є корисним для класифікації.

Розглядається кілька підходів, що використовуються для інтерпретації як CNN приймає рішення при класифікації зображень, створених із вібраційних даних:

- CNN Input Image: зображення (сіре або RGB), що створене з вібрацій, подається в нейронну мережу для аналізу;

- Grad-CAM: теплова карта, що показує, на які частини зображення мережа звертає увагу при класифікації;
- Occlusion Sensitivity: метод, що затемнює зони зображення, щоб перевірити, наскільки вони важливі для рішення мережі;
- LIME: техніка, що пояснює, які деталі зображення вплинули на вибір мережі, розбиваючи його на прості частини.

Аналізуються а експериментах три операційні стани (класи) машини, що можна розглядати як показники для класифікації:

- бездіяльність (Idle class): стан, коли машина не працює, вібрації мінімальні або відсутні;
- нормальна робота (Normal class): стан, коли машина функціонує без несправностей, з типовими вібраціями від звичайної роботи;
- несправність (Fault class): стан, коли в машині є проблема (наприклад, дисбаланс), що викликає характерні вібраційні патерни.

На рис. 1 наведений приклад інтерпретації RGB-методу (другого методу) з вирівнюванням по осях.

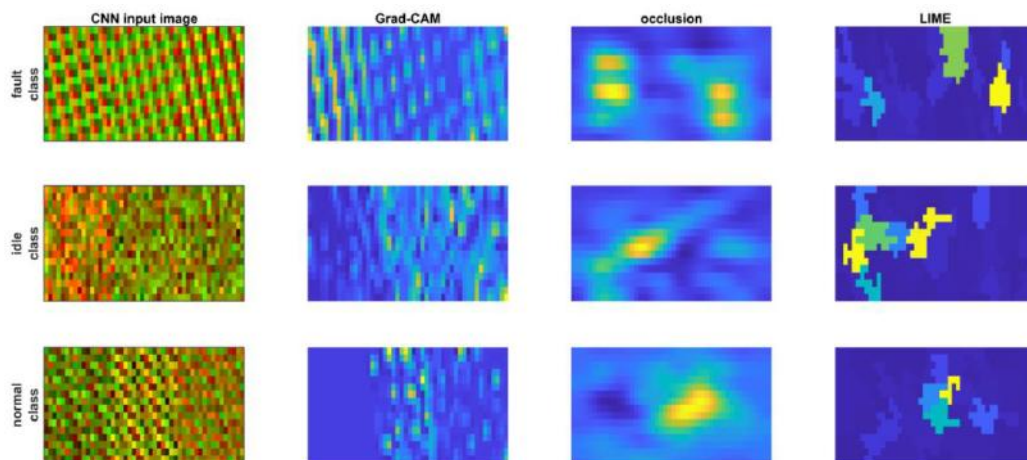


Рис. 1 – Інтерпретація RGB-методу (другого методу) з вирівнюванням по осях [11].

В якості сенсора використовується MPU6050 – це 6-осьовий інерційний вимірювальний блок, який здатен вимірювати лінійне прискорення вздовж осей X, Y, Z та кутову швидкість (обертання) навколо осей X, Y, Z. Сенсор працює на основі мікроелектромеханічних систем (англ. Micro-Electro-Mechanical Systems, далі MEMS). Передача даних відбувається через протокол обміну даних MQTT (англ. Message Queuing Telemetry Transport), але в роботі не вказується провідним чи безпроводним шляхом. Протокол MQTT здатен забезпечити необхідну швидкість обміну даними обрану в даній роботі. Фільтрація сигналу виконується вбудованим цифровим низькочастотним фільтром (англ. Digital Low-Pass Filters, далі DLPF), який є частиною функціоналу MPU6050. Програмна фільтрація не використовується.

У статті [12] пропонується метод (далі – Метод «Кулер») прогнозування часу виникнення несправностей у двигунах шляхом аналізу вібраційних даних за допомогою штучних нейронних мереж (англ. Artificial Neural Network, далі ANN). Основна ідея полягає в тому, щоб зібрати вібраційні дані з акселерометра, що встановлений на експериментальній моделі – комп'ютерному вентиляторі охолодження з магнітами на лопатях для імітації вібрацій, обробити ці дані для створення структурованого набору даних і використати його для навчання ANN, що здатна передбачити час до виникнення несправності обладнання.

Запропоновано наступну методологію, що включає кілька етапів:

- збір даних: вібраційні сигнали вимірюються акселерометром. Для створення різних сценаріїв вібрацій використовується три конфігурації розподілу ваги на лопатях вентилятора та різні швидкості обертання (від 20 % до 100 % з кроком 5 %). Дані збиралися протягом 1 хвилини з частотою 20 мс, що дало 3000 записів на кожну швидкість, загалом 153 000 записів;

– обробка даних: не оброблені вібраційні сигнали не мали гармонійної поведінки, тому для кожного 1-секундного вікна (50 спостережень) застосовувалася FFT для отримання спектру частот [13]. Єдині значення амплітуди та частоти для осей X, Y, Z обчислювалися через RMS. Після аналізу виключено атрибуту осі X та частоти Y і Z через низьку інформативність, залишивши амплітуди Y і Z;

– розрахунок часу до несправності: для кожної пари амплітуд задавалися три швидкості зростання сигналу, що імітують реальну деградацію. Час до несправності розраховувався як середнє значення між часом до несправностей для осей Y і Z за формулою (1)

$$FT_e = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_{i\lim} - x_i}{x_i \cdot gr}}{n} \quad (1)$$

де $x_{i\lim}$ – граничне значення амплітуди; x_i – поточна амплітуда; gr – швидкість зростання сигналу; n – кількість осей.

Для прогнозування часу до несправності використано багатошарову перцептронну нейронну мережу (англ. Multilayer Perceptron, далі MLP) з 25 нейронами в прихованому шарі, алгоритмом зворотного поширення помилки, логістичною функцією активації для прихованого шару та лінійною – для вихідного. Навчання проводилося в середовищі R з бібліотекою «RSNNS» (швидкість навчання $\eta = 0.85$, 50 000 epoch). Вхідними даними були амплітуди осей Y і Z та швидкість зростання сигналу, а вихідними – прогнозований час до несправності.

Ефективність моделі оцінювалася за допомогою індексу середньоквадратичної похибки (RMSE) у двох тестах: крос-валідація k-складок ($k=5$) та тест на узагальнення.

На рис. 2 наведено результати тестування першої папки ($k=1$) за допомогою методів машинного навчання.

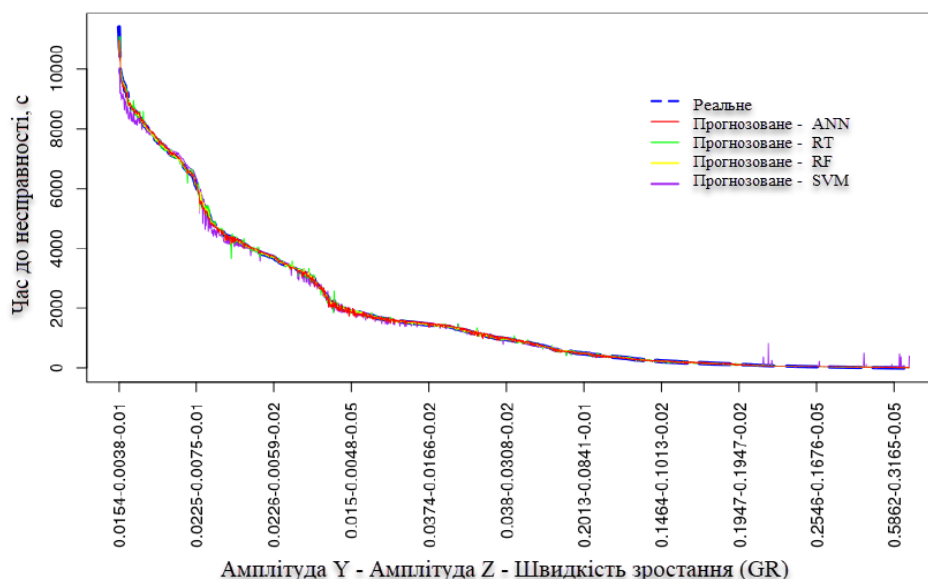


Рис. 2 – Результати тестування першої папки ($k=1$) за допомогою методів машинного навчання [12].

За допомогою експерименту було промодельовано три стани обладнання:

- нормальна робота: типові вібрації при стабільному функціонуванні вентилятора;
- зростання вібрацій: поступове збільшення амплітуди через імітацію деградації;
- несправність: стан, коли амплітуда досягає граничного значення (0,7 для Y і Z).

В якості сенсора використано акселерометр MMA8452Q (MEMS) – 3-осьовий цифровий пристрій із роздільною здатністю 12 біт, що працює через протокол I²C. Дані передавалися через Arduino UNO до програмного забезпечення Processing для збереження у текстовому файлі провідним шляхом через послідовний порт.

У роботі [14] пропонується метод (далі – Метод «Відео») прогнозування частоти вібрацій за допомогою CNN, що базується на аналізі відеопослідовностей. Основна ідея – безпосередньо обробляти «сирі» дані зміни яскравості пікселів у часовому домені, отримані з відеозаписів, без попереднього виділення вібраційних сигналів. Метод фокусується на визначенні резонансної чи основної частоти вібрацій, що може бути корисним для моніторингу стану конструкцій, оптимізації дизайну або уникнення резонансних явищ.

Запропоновано методологію, що включає наступні етапи:

- збір даних: відеозаписи певної області (англ. Region of Interest, далі ROI) об'єкта, що вібрує, фіксуються за допомогою промислової камери з частотою дискретизації 100 Гц. Для кожного пікселя ROI зберігається сигнал зміни яскравості в часовому домені, що подається на вхід CNN;

- підготовка даних: CNN тренується на штучно згенерованих вібраційних сигналах, створених за допомогою генератора сигналів із додаванням гаусового шуму зі стандартним відхиленням від 0,6 до 2,1 для підвищення узагальнюючої здатності моделі;

- прогнозування частоти: сигнали яскравості пікселів подаються до навченої CNN для прогнозування частоти вібрацій. Результати для всіх пікселів ROI формують карту частот і гістограму розподілу передбачених частот. Для покращення результатів у складних умовах (наприклад, при шумах чи змінах освітлення) пропонується додаткова операція підсилення країв за допомогою алгоритму Canny, що дозволяє враховувати лише пікселі на краях об'єкта.

Для інтерпретації результатів прогнозування частоти вібрацій використовувалися підходи:

- карта прогнозованих частот, де кожен піксель ROI відображається у відповідному просторовому положенні з передбаченою частотою;

- гістограма розподілу частот, що дозволяє визначити домінуючу частоту вібрацій;

- підсилення країв за допомогою алгоритму Canny для зменшення впливу шумів і фокусування на пікселях із високим контрастом;

- виділення пікселів, які відповідають максимуму гістограми, для візуалізації областей із найбільш точним прогнозуванням (рис. 3).

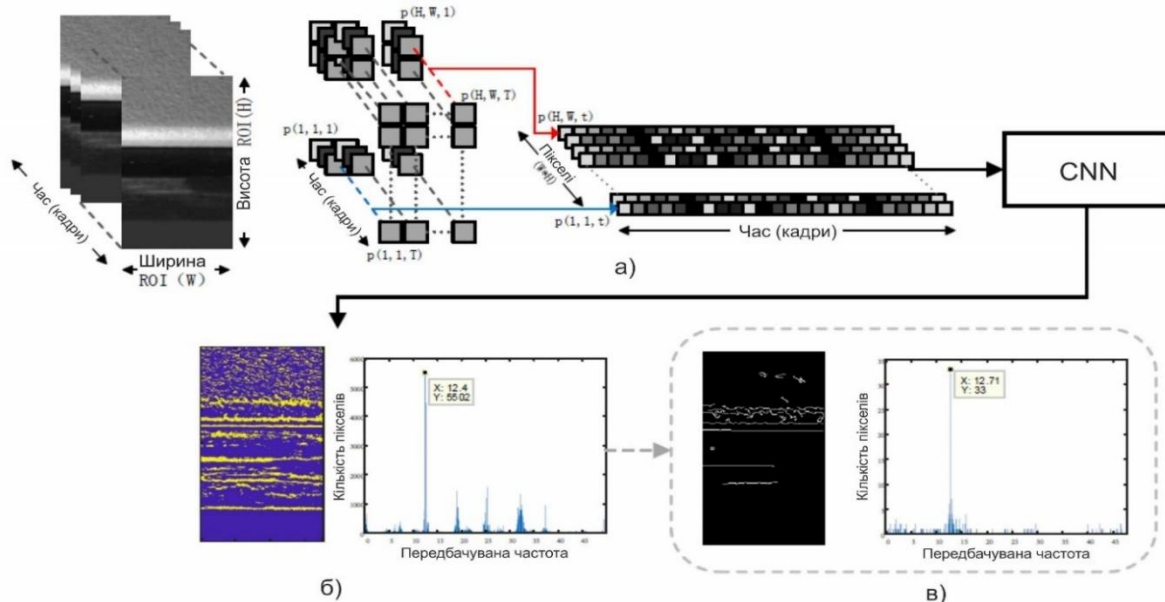


Рис. 3 – Схема реалізації методу «Відео» для прогнозування частоти вібрацій [14]: а) зчитування відео ROI як послідовності зображень і збереження як окремих сигналів зміни яскравості пікселів, що потім подаються до CNN; б) візуалізація результатів прогнозування мережі; в) опціональна операція підсилення країв.

Експериментальні дослідження проводилися за трьома сценаріями, що можна розглядати як різні умови вібраційного стану:

- вібрації генеруються з відомими частотами (5–45 Гц) за допомогою генератора сигналів і збуджувача;
- вібрації створюються ударом молотка по карбоновій пластині, а результати порівнюються з даними віброметра;
- вібрації троса, як конструкції мосту, що спричинені проїжджаючими транспортними засобами, аналізуються в реальних умовах.

В якості сенсора використовується промислова камера, що працює на технології CMOS (англ. Complementary Metal-Oxide-Semiconductor). Передача даних із камери здійснюється через провідний інтерфейс до комп'ютера. Для порівняння результатів використовується промисловий віброметр DongHua DH5906 із частотою дискретизації 100 Гц. Фільтрація сигналів не застосовується, тому що метод працює з «сирими» даними, для покращення результатів використовується операція підсилення країв за допомогою алгоритму Canny.

В статті [15] пропонується метод (далі – Метод «Ферма») виявлення пошкоджень у сталевих конструкціях шляхом аналізу вібраційних сигналів у реальному часі за допомогою CNN. Основна ідея полягає в тому, щоб використовувати вібраційні дані (прискорення), отримані з експериментальної моделі сталевого каркаса, для автоматичного виявлення пошкоджень за допомогою CNN, яка тренується на даних, отриманих на симуляціях методом скінченних елементів (Finite Element Analysis, далі FEA).

Запропоновано наступну методологію, що включає кілька етапів:

- збір даних: вібраційні сигнали (прискорення) вимірюють за допомогою 13 акселерометрів, що розташовані на нижньому поясі сталевого каркаса, який складається з 355 стрижнів. За допомогою FEA пошкодження моделюються шляхом зменшення модуля пружності стрижнів на 50 %, а в експериментах – шляхом відрізання 50 % перерізу стрижня. Для чисельних симуляцій використовується частота дискретизації 100 Гц, тривалість збору даних – 8 секунд, що дає 800 точок на кожен вісь;
- обробка даних: вібраційні дані нормалізують в діапазоні $[-1, 1]$ для забезпечення можливості порівняння даних із FEA та експериментів. За допомогою FEA для кожного сценарію пошкодження створюється матриця даних розміром 16000×13 , з якої за допомогою ковзного вікна (10×13) генерується 15 991 зразок на сценарій. В експериментах кількість зразків менша – 791 на сценарій через часу на експеримент. Процес створення зразків із «сирих» даних за допомогою ковзного вікна та їх розподіл на тренувальний і тестовий набори показано на рис. 4;
- тренування та тестування CNN: CNN тренується на даних із чисельних симуляцій (набори даних A, B, C, D), що включають сценарії з одним, двома, трьома пошкодженнями та змішані сценарії. Експериментальні дані (набір E) використовуються для тестування CNN, щоб перевірити її здатність виявляти пошкодження в реальних умовах.

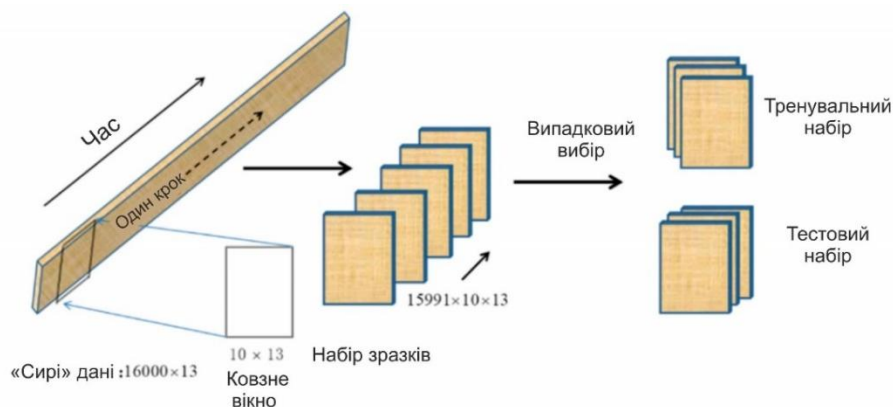


Рис. 4 – Схема створення зразків для тренування та тестування CNN у методі «Ферма» [15].

Для інтерпретації результатів роботи CNN використано застосовано наступні підходи:

- вібраційні сигнали у вигляді матриць подаються на вхід CNN для класифікації;

- графіки процесу тренування, що показують збіжність CNN та точність на тренувальних і валідаційних даних;
- таблиці результатів класифікації, що показують точність виявлення пошкоджень для кожного сценарію;

– оцінка загальної точності класифікації для численних і експериментальних даних.

Було проведено експериментальне моделювання кількох сценаріїв, що відображають різні стани конструкції:

- стан без пошкоджень, вібрації відповідають нормальній поведінці конструкції;
- пошкодження одного стрижня, що призводить до локальної зміни вібраційних сигналів;
- одночасне пошкодження кількох стрижнів, що створює складніші вібраційні патерни.

В якості сенсора використовується акселерометри, які є частиною експериментальної установки. Загальна вага акселерометрів та кабелю незначна порівняно з вагою каркаса, тому їх вплив на вимірювання ігнорується. Передача даних із акселерометрів здійснюється через провідний інтерфейс за допомогою приладу для збору даних JM3840. Фільтрація сигналів не застосовується, оскільки метод покладається на "сирі" вібраційні дані, але нормалізація даних використовується для забезпечення можливості порівняння.

У статті [16] пропонується метод (далі – Метод «Шина») моніторингу стану шин транспортних засобів через аналіз вібраційних сигналів за допомогою безвагових нейронних мереж (англ. Weightless Neural Networks, далі WNN). Основна ідея полягає в тому, щоб зібрати вібраційні дані з пневматичних шин за допомогою MEMS-акселерометра, обробити ці дані для виділення статистичних, гістограмних та ARMA-ознак (авторегресійна модель з ковзним середнім), і використати ці ознаки для класифікації стану шин із застосуванням класифікатора WiSARD, що є різновидом WNN. Це альтернатива традиційним прямим системам моніторингу тиску (англ. Tire Pressure Monitoring System, далі TPMS).

Запропоновано методологію, що включає наступні етапи:

– збір даних: вібраційні сигнали отримувалися з пневматичної шини заднього лівого колеса автомобіля на швидкості від 10 до 100 км/год. Для збору даних використовувався акселерометр MMA7361L з частотним діапазоном 1–400 Гц та резонансною частотою 6 кГц. Дані по осі Y (вертикальні вібрації) записувалися з частотою дискретизації 1 кГц, кожна вибірка містила 5000 точок. Загалом зібрано 240 сигналів (по 60 для кожного стану);

– обробка даних: вібраційні сигнали оброблялися для виділення трьох типів ознак: статистичних, гістограмних, ARMA;

– класифікація: застосовано WiSARD-класифікатор, що є різновидом WNN. Для підвищення точності проводилося налаштування гіперпараметрів. Найкращі результати досягалися з гістограмними ознаками: точність 97,92 % за часу обчислень 0,008 секунди. Методологію моніторингу стану шин за допомогою класифікатора WiSARD наведено на рис. 5.

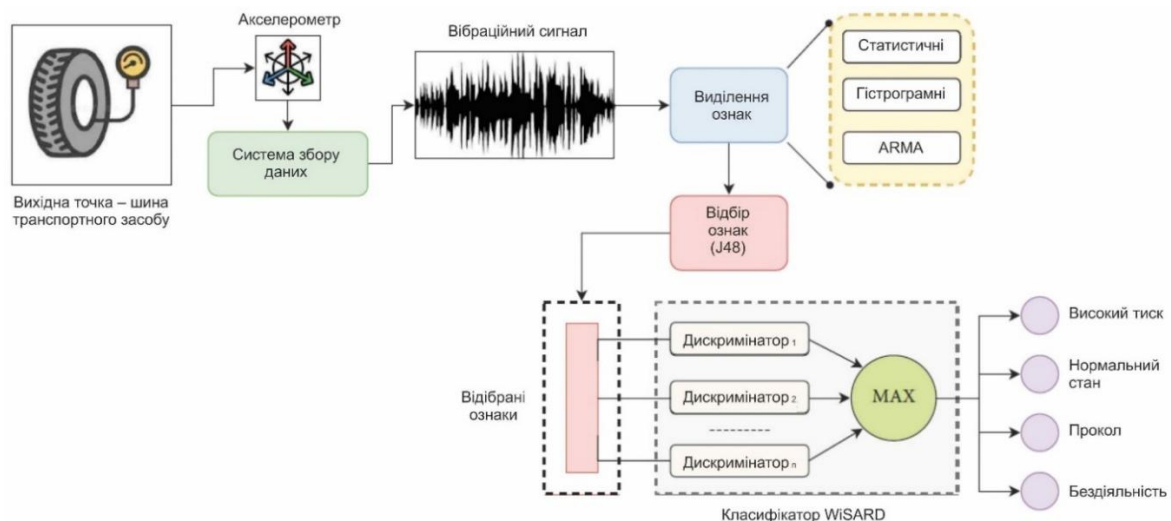


Рис. 5 – Загальна методологія моніторингу стану шин за допомогою класифікатора WiSARD.

Інтерпретація результатів класифікації проводилася за допомогою матриці помилок (для оцінки точності класифікації), оптимізація гіперпараметрів (аналіз впливу гіперпараметрів на точність і час обчислень).

Експериментальне моделювання проводилося на чотирьох станах шини:

- нормальний: тиск 31 psi, типові вібрації при стабільній роботі;
- високий: тиск підвищено до 40 psi, що змінює вібраційний профіль;
- прокол: тиск знижено з 40 psi до 19 psi, що імітує прокол;
- бездіяльність: швидкість нижче 10 км/год, низькоамплітудні вібрації.

Сенсор використовувався MEMS-акселерометр MMA7361L, закріплений на задній лівій осі автомобіля з водонепроникним захистом. Дані передавалися через пристрій збору даних NI USB-6001 DAQ (роздільна здатність 14 біт) за допомогою програмного забезпечення NI LabVIEW через провідний інтерфейс із захистом від електричних перешкод. Фільтрація не застосовувалася, оскільки метод покладался на «сирі» вібраційні дані.

В таблиці 1 наведено узагальнену характеристику методів ранньої діагностики несправностей механізмів автомобіля, промислового обладнання та обертових конструкцій шляхом обробки вібраційних сигналів із використанням нейронних мереж, що розглядалися в даній роботі.

Таблиця 1 – Узагальнені методи ранньої діагностики несправностей автомобільних, промислових і обертових механізмів за вібраційними сигналами із застосуванням нейронних мереж

Метод	Тип задачі	Сенсор	Передача даних	Фільтрація вимірів	Обробка вимірів	Нейронна мережа
Колір	Класифікація	MEMS	безпроводна	DLPF	Перетворення у зображення	CNN
Кулер	Регресія	MEMS	проводна	не згадується	FFT та RMS	MLP
Відео	Класифікація	CMOS-камера	проводна	не застосовується	Піксельна яскравість у часі	CNN
Ферма	Класифікація	Акселерометри	проводна	не застосовується	Нормалізація даних	CNN
Шина	Класифікація	MEMS	проводна	не застосовується	Виділення статистичних, гістограмних, ARMA-ознак	WiSARD (WNN)

Виходячи з таблиці 1:

- більшість методів класифікують вібрації для подальшого прийняття рішення експлуатаційної придатності контролюваного об'єкта;
- для вібраційної діагностики та моніторингу несправностей автомобільних, промислових і обертових механізмів достатньо застосування сенсорів типу MEMS;
- набула ще не достатнього поширення безпроводна передача даних від вібраційного датчика до сервера;
- фільтрація вимірів в більшості випадків не використовується, але подальша обробка вимірів обов'язково присутня;
- обробка вимірів необхідна для підготовки даних для нейронних мереж;
- CNN є найпоширенішою. Вибір нейромережі залежить від задачі, універсального рішення немає.

Висновки.

На основі проведеного аналізу встановлено, що вібраційна діагностика є ефективним і перспективним методом контролю технічного стану транспортних засобів, промислового обладнання та обертових конструкцій. Класичні методи, такі як швидке перетворення Фур'є та вейвлет-перетворення, дозволяють виявляти дефекти за частотними та часово-частотними

характеристиками, однак поступаються нейронним мережам у гнучкості та здатності обробляти складні й нестационарні сигнали. Застосування штучних нейронних мереж, зокрема згорткових (CNN), багатословових перцептронів (MLP) та беззавгових мереж (WiSARD), забезпечує автоматичну обробку вібраційних сигналів, високу точність класифікації та прогнозування несправностей. Різноманіття підходів – від аналізу вібраційних зображень і відеопослідовностей до роботи з часовими рядами та спектральними ознаками – дозволяє адаптувати методи під специфіку об'єкта контролю. Це створює передумови для підвищення надійності обладнання, зменшення експлуатаційних витрат та запобігання аварійним ситуаціям.

Перспективами подальших досліджень є розробка гібридних методів на основі класичних алгоритмів та нейронних мереж, вдосконалення IoT-систем моніторингу в реальному часі, розширення експериментів на складні об'єкти, створення адаптивних діагностичних систем і оптимізація нейромереж для роботи на обмежених обчислювальних ресурсах.

Список літератури:

1. Byun E., Lee J. Image-based vibration signal measurement and calibration using 1D CNN. *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers*, B. 2022. vol. 46. no. 8. pp. 765–772. DOI: <https://doi.org/10.3795/KSME-A.2022.46.8.765>.
2. Zhang Xiaoran, Rane Kantilal Pitambar, Kakaravada Ismail, Shabaz Mohammad. Research on vibration monitoring and fault diagnosis of rotating machinery based on internet of things technology. *Nonlinear Engineering*. 2021. vol. 10. no. 1. pp. 245–254. DOI: <https://doi.org/10.1515/nleng-2021-0019>.
3. Patel Himanshu K., Shah Dhagash, Raghuwanshi Avani. Real time machine health monitoring and vibrational analysis using FFT approach. *International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT)*. 2019. vol. 8. no. 5. pp. 1–4.
4. Muhlisin Iip, Rusyadi Rusman. Vibration analysis on rotating machines using Fast Fourier Transform (FFT). *ACMIT Proceedings*. 2019. vol. 3. pp. 67–75. DOI: 10.33555/acmit.v3i1.28.
5. Wrobel R., Kazmierczak A. Wavelet Transform in Vibroacoustic Diagnostics of Combustion Engines. *Engineering*. 2019. Vol. 11. No. 7. Pp. 395–406. DOI: 10.4236/eng.2019.117028.
6. Saucedo-Dorantes J. J., Delgado-Prieto M., Ortega-Redondo J. A., Osornio-Rios R. A., Romero-Troncoso R. D. J. Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain. *Shock and Vibration*. 2016. Vol. 2016. 13 p. DOI: 10.1155/2016/5467643.
7. Fomin O. V., Gorbunov M. I., Burlutski O. V., et al. *Theoretical Aspects of Applied Transport Mechanics. Part 1: monograph*. Sievierodonetsk: Volodymyr Dahl East Ukrainian National University. 2019. 198 p.
8. Черкашин Д. В., Саєнко О. Ф., Губський С. О. Використання вібродіагностики для моніторингу та контролю технічного стану автомобільних компонентів. *Вісник Національного технічного університету "ХПІ"*. Серія: Автомобіле- та тракторобудування. Харків: НТУ "ХПІ", 2024. № 2. С. 97–107. DOI: 10.20998/2078-6840.2024.2.10.
9. Inturi V., Balaji S.V., Gyanam P., Pragada B.P.V., Geetha Rajasekharan S., Pakrashi V. An integrated condition monitoring scheme for health state identification of a multi-stage gearbox through Hurst exponent estimates. *Structural Health Monitoring*. 2022. vol. 22. no. 1. pp. 730–745. DOI: 10.1177/14759217221092828.
10. Geng S., Chen J., Lv C. Design and application of gearbox vibration testing system. *Vibroengineering Procedia*. 2023. vol. 52. pp. 14–20. DOI: <https://doi.org/10.21595/vp.2023.23690>.
11. Łuczak D. Machine Fault Diagnosis through Vibration Analysis: Time Series Conversion to Grayscale and RGB Images for Recognition via Convolutional Neural Networks. *Energies*. 2024. Vol. 17. P. 1998. Pp. 1–25. DOI: 10.3390/en17091998.
12. Sampaio G.S., Vallim Filho A.R.d.A., da Silva L.S., da Silva L.A. Prediction of Motor Failure Time Using An Artificial Neural Network. *Sensors*. 2019. Vol. 19. P. 4342. Pp. 1–17. DOI: 10.3390/s19194342.
13. Jia H., Zhang Q., Wei M., Sun X. Sparse Fast Fourier Transform Analysis of Aero-Engine Vibration Data. *Journal of Physics: Conference Series*. 2024. Vol. 2762. Pp. 1–9. DOI: 10.1088/1742-6596/2762/1/012036.
14. Liu, J., & Yang, X. Learning to See the Vibration: A Neural Network for Vibration Frequency Prediction. *Sensors*, 2018, 18, 2530. DOI: 10.3390/s18082530.
15. Teng Z., Teng S., Zhang J., Chen G., Cui F. Structural Damage Detection Based on Real-Time Vibration Signal and Convolutional Neural Network. *Appl. Sci*. 2020, 10, 4720. DOI: 10.3390/app10144720.
16. Arora S., Venkatesh S. N., Sugumaran V., Sreelatha A. P., Mahamuni V. S. Enhancing Tire Condition Monitoring through Weightless Neural Networks Using MEMS-Based Vibration Signals. *Journal of Engineering*. 2024. Vol. 2024. Article ID 1321775. Pp. 1–19. DOI: 10.1155/2024/1321775.

References (transliterated)

1. Byun E., Lee J. Image-based vibration signal measurement and calibration using 1D CNN. Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers, B. 2022. vol. 46. no. 8. pp. 765–772. DOI: <https://doi.org/10.3795/KSME-A.2022.46.8.765>.
2. Zhang Xiaoran, Rane Kantilal Pitambar, Kakaravada Ismail, Shabaz Mohammad. Research on vibration monitoring and fault diagnosis of rotating machinery based on internet of things technology. Nonlinear Engineering. 2021. vol. 10. no. 1. pp. 245–254. DOI: <https://doi.org/10.1515/nleng-2021-0019>.
3. Patel Himanshu K., Shah Dhagash, Raghuwanshi Avani. Real time machine health monitoring and vibrational analysis using FFT approach. International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT). 2019. vol. 8. no. 5. pp. 1–4.
4. Muhlisin Iip, Rusyadi Rusman. Vibration analysis on rotating machines using Fast Fourier Transform (FFT). ACMIT Proceedings. 2019. vol. 3. pp. 67–75. DOI: 10.33555/acmit.v3i1.28.
5. Wrobel R., Kazmierczak A. Wavelet Transform in Vibroacoustic Diagnostics of Combustion Engines. Engineering. 2019. Vol. 11. No. 7. Pp. 395–406. DOI: 10.4236/eng.2019.117028.
6. Saucedo-Dorantes J. J., Delgado-Prieto M., Ortega-Redondo J. A., Osornio-Rios R. A., Romero-Troncoso R. D. J. Multiple-fault detection methodology based on vibration and current analysis applied to bearings in induction motors and gearboxes on the kinematic chain. Shock and Vibration. 2016. Vol. 2016. 13 p. DOI: 10.1155/2016/5467643.
7. Fomin O. V., Gorbunov M. I., Burlutski O. V., et al. Theoretical Aspects of Applied Transport Mechanics. Part 1: monograph. Sievierodonetsk: Volodymyr Dahl East Ukrainian National University. 2019. 198 p.
8. Cherkashyn D.V., Saienko O.F., Hubskeyi S.O. Vykorystannia vibrodiagnostyky dlia monitorynhu ta kontroliu tekhnichnoho stanu avtomobilnykh komponentiv [The use of vibration diagnostics for monitoring and control of the technical condition of automotive components]. Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu "KhPI". Seriya: Avtomobile- ta traktorobuduvannia [Bulletin of the National Technical University "KhPI". Series: Automotive and Tractor Engineering]. Kharkiv: NTU "KhPI", 2024. no 2. pp. 97–107. DOI: 10.20998/2078-6840.2024.2.10.
9. Inturi V., Balaji S.V., Gyanam P., Pragada B.P.V., Geetha Rajasekharan S., Pakrashi V. An integrated condition monitoring scheme for health state identification of a multi-stage gearbox through Hurst exponent estimates. Structural Health Monitoring. 2022. vol. 22. no. 1. pp. 730–745. DOI: 10.1177/14759217221092828.
10. Geng S., Chen J., Lv C. Design and application of gearbox vibration testing system. Vibroengineering Procedia. 2023. vol. 52. pp. 14–20. DOI: <https://doi.org/10.21595/vp.2023.23690>.
11. Luczak D. Machine Fault Diagnosis through Vibration Analysis: Time Series Conversion to Grayscale and RGB Images for Recognition via Convolutional Neural Networks. Energies. 2024. Vol. 17. P. 1998. Pp. 1–25. DOI: 10.3390/en17091998.
12. Sampaio G.S., Vallim Filho A.R.d.A., da Silva L.S., da Silva L.A. Prediction of Motor Failure Time Using An Artificial Neural Network. Sensors. 2019. Vol. 19. P. 4342. Pp. 1–17. DOI: 10.3390/s19194342.
13. Jia H., Zhang Q., Wei M., Sun X. Sparse Fast Fourier Transform Analysis of Aero-Engine Vibration Data. Journal of Physics: Conference Series. 2024. Vol. 2762. Pp. 1–9. DOI: 10.1088/1742-6596/2762/1/012036.
14. Liu, J., & Yang, X. Learning to See the Vibration: A Neural Network for Vibration Frequency Prediction. Sensors, 2018, 18, 2530. DOI: 10.3390/s18082530.
15. Teng Z., Teng S., Zhang J., Chen G., Cui F. Structural Damage Detection Based on Real-Time Vibration Signal and Convolutional Neural Network. Appl. Sci. 2020, 10, 4720. DOI: 10.3390/app10144720.
16. Arora S., Venkatesh S. N., Sugumaran V., Sreelatha A. P., Mahamuni V. S. Enhancing Tire Condition Monitoring through Weightless Neural Networks Using MEMS-Based Vibration Signals. Journal of Engineering. 2024. Vol. 2024. Article ID 1321775. Pp. 1–19. DOI: 10.1155/2024/1321775.

Надійшла (received) 14.04.2025

Відомості про авторів / About the Authors

Явтушенко Андрій Володимирович (Andrii Yavtushenko) – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» аспірант кафедри комп'ютерного моделювання та інтегрованих технологій обробки тиском, м. Харків, Україна; e-mail: andrii.yavtushenko@gmail.com.

Губський Сергій Олександрович (Serhii Hubskeyi) – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри комп'ютерного моделювання та інтегрованих технологій обробки тиском; м. Харків, Україна; ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-7797-9139>; e-mail: gubskiyso@gmail.com.