

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Сумський державний університет
Факультет технічних систем та енергоефективних технологій
Кафедра комп'ютерної механіки імені Володимира Марцинковського

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

_____ Андрій ЗАГОРУЛЬКО
(підпис)

_____ 2023 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
на здобуття освітнього ступеня магістр

зі спеціальності 131 Прикладна механіка, освітньо-професійної програми «Комп'ютерна механіка», на тему: Застосування систем штучного інтелекту для забезпечення вібраційної надійності роторних машин

Здобувача групи КМ.м-21 ОСИПЕНКА Дмитра Валерійовича.

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ Дмитро ОСИПЕНКО
(підпис)

Керівник: професор, д.т.н., професор Іван ПАВЛЕНКО _____
(підпис)

АНОТАЦІЯ

Структура та обсяг кваліфікаційної роботи магістра: складається зі вступу, 4 розділів, загальних висновків, списку використаних джерел, що містить 31 найменувань. Загальний обсяг магістерської роботи становить 62 стор., у тому числі 1 таблиці, 8 рисунків, списку використаних джерел обсягом 4 сторінки.

Роторна машина, вібродіагностування, штучний інтелект, технічний стан, вібраційний стан.

Об'єкт дослідження – вібраційний стан роторних машин і засоби штучного інтелекту як дієвий інструмент покращення вібраційної надійності роторних машин.

Мета – дослідження методів підвищення вібраційної надійності роторних машин із застосуванням засобів штучного інтелекту. Дослідження спрямовані на вдосконалення методів виявлення та прогнозування вібраційних відмов, що забезпечує підвищення продуктивності, зниження витрат на технічне обслуговування та запобігання аварійним ситуаціям.

У першому розділі коротко представлений огляд літературних джерел про вивчення вібраційних процесів та використання штучного інтелекту. У другому розділі наведена інформація про шляхи забезпечення вібраційної надійності. У третьому розділі більш детально розглянуто штучний інтелект. У останньому розділі даної роботи було дослідження використання нейронних мереж у розрахунку динаміки ротора. У кінці роботи сформульовані висновки за темою дослідження.

ЗМІСТ

	С.
АНОТАЦІЯ.....	3
ЗМІСТ.....	4
ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРИ.....	9
1.1 Розгляд існуючих методів та технологій.....	9
1.2 Аналіз вібраційного стану.....	11
1.3 Аналіз застосування штучного інтелекту.....	13
1.4 Висновки до першого розділу.....	18
РОЗДІЛ 2. ШЛЯХИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВІБРАЦІЙНОЇ НАДІЙНОСТІ.....	19
2.1 Ключові шляхи забезпечення вібраційної надійності.....	20
2.2 Опис методів та технік вимірювання:.....	24
2.3 Висновки до другого розділу.....	33
РОЗДІЛ 3. ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ.....	34
3.1 Штучний інтелект.....	34
3.2 Принцип роботи штучного інтелекту.....	36
3.3 Створення систем штучного інтелекту.....	38
3.4 ШІ для забезпечення вібраційної надійності роторних машин.....	40
3.3 Висновки до третього розділу.....	42
РОЗДІЛ 4. ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ РОТОРУ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ.....	43
4.1 Характеристики жорсткості підшипника.....	43
4.2 Математична модель динаміки ротора.....	43
4.3 Процедура регресії.....	46
4.4 Використання Штучних Нейронних Мереж.....	48
4.5 Результати.....	50
4.5.1 Використання процедури регресії.....	50
4.6 Впровадження Штучної Нейронної Мережі.....	51
4.3 Висновки до четвертого розділу.....	54
ВИСНОВКИ.....	55
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ.....	57
Додаток 1.....	61
Додаток 2.....	62

ВСТУП

Роторна машина - це машина, основним елементом якої є ротор. Вони широко використовуються в багатьох сферах: машинобудуванні, хімічній, харчовій та медичній промисловості, виконуючи різноманітні завдання. Якщо більш детально, то це насоси, турбіни, двигуни, компресори.

Для якісної та без проблемної роботи роторних машин на рівні заводських технічних характеристик необхідно регулярно проводити технічне обслуговування та контроль за технічним станом, для тривалого терміну служби та підвищення надійності. В іншому випадку це може спричинити багато негативних наслідків: можливий дорогий ремонт машини та пошкодження інших, зупинка виробництва на час ремонту.

Руйнування окремих елементів, деталей і вузлів пов'язане з втомними руйнуваннями, що розвиваються в процесі експлуатації машини. Якщо збільшити навантаження, то ймовірність таких поломок також зростає, оскільки підвищується загальний рівень питомої енергоємності і, відповідно, напруги, на які накладаються додаткові змінні напруги, викликані вібрацією. Основним джерелом вібрацій є ротор.

Основними причинами незадовільного вібраційного стану роторної машини є статична, миттєва та динамічна неврівноваженість, зміщення або розбіжність осей муфти та вала, деформація корпусу або його елементів під дією сил або перепадів температури, втрата динамічна стійкість, конструктивні дефекти або недоліки в технології складання, знос манжетних ущільнень, дефекти опор, приводних муфт і т. д. Поблизу критичних частот ротора спостерігаються підвищені вібрації, оцінка яких ускладнена відсутністю достовірних даних про жорсткість опор, а також вплив багатьох випадкових факторів. Всі ці причини не можуть гарантувати надійне регулювання робочої частоти від резонансного режиму [1].

Вібродіагностування роторних машин є неодмінною складовою моніторингу їх технічного стану і забезпечення вібраційної надійності та попередження виникнення несправностей [2]. Зокрема, відповідно до міжнародних стандартів ISO/TC 108/SC 2 «Measurement and evaluation of mechanical vibration and shock as applied to machines, vehicles and structures» та ISO 11342:1998 «Mechanical vibration – Methods and criteria for the mechanical balancing of flexible rotors», належну увагу необхідно приділити методам оцінки допустимих дисбалансів для заданих умов експлуатації силових машин. Постійний моніторинг вібраційного стану роторної системи дозволяє усунути небажані вібраційні явища. При цьому, як правило, найбільш навантаженими елементами роторних машин є опори підшипників. Зі збільшенням частоти обертання роторів зростають також зусилля в підшипниках і вібрація вантажу.

Ротор – це вал, що обертається із робочою частотою. Основним елементом будь-якого валу, що дозволяє йому виконувати свою основну функцію з підтримки та передачі обертального руху, є його опори. Підшипники валу повинні, сприймаючи навантаження, що діють на них, забезпечувати з необхідною точністю положення валу при його обертанні із заданою швидкістю. Залежно від величини напряду та тривалості в часі дії сил, а також від розмірів, точності та положення у просторі валу його опори знаходяться у різних умовах і, відповідно, мають різну конструкцію, що забезпечує роботу валу у складі приводу. Підшипники, що використовуються як опори валу, за характером тертя між поверхнями, що обертаються діляться на два основних типи: підшипники кочення і підшипники ковзання.

У період розвитку техніки залишилися поза увагою процеси дослідження та контролю технічного стану машин, у разі роторних. З появою комп'ютерних інструментів ці процеси значно спростилися. Комп'ютерні засоби мають переваги в точності збору даних, їх швидкому аналізі та різних розрахунках. Найголовніше, що це можна зробити з величезним обсягом даних, працювати з якими людині було б дуже складно. Прикладом такого програмного

забезпечення є комплекс ANSYS та MathCAD. Вони можуть бути використані для вирішення багатьох розрахункових завдань, таких як балансування ротора та пошук критичних частот [3-4].

Системи штучного інтелекту (II) є складними апаратними і програмними структурами, призначеними для виконання завдань, що потребують інтелектуального аналізу та прийняття рішень. Основна мета II - дати комп'ютерам можливість вчитися, розуміти контекст, адаптуватися до нових умов і вирішувати складні завдання, які традиційно вважалися прерогативою людини.

В основі багатьох систем штучного інтелекту лежить машинне навчання, яке дозволяє комп'ютерам використовувати дані для самостійного навчання та покращення завдань без явного програмування. Нейронні мережі, що моделюють структуру та функції людського мозку, використовуються для розпізнавання закономірностей та вирішення безлічі завдань, включаючи обробку природної мови та відповіді на запитання.

Системи обробки природної мови (NLP) дозволяють комп'ютерам розуміти людей та взаємодіяти з ними за допомогою мови. Вони використовуються в автоматичному перекладі, аналізі тексту та створенні інтелектуальних агентів. Експертні системи у поєднанні з II здатні моделювати та використовувати експертні знання для прийняття рішень у конкретних галузях, таких як медицина чи фінанси.

Застосування систем штучного інтелекту поширюється різні галузі, включаючи медицину, транспорт, фінанси, виробництво та інші. Ці системи як спрощують складні завдання, а й роблять значний внесок у розвиток нових технологій і підвищують ефективність багатьох аспектів сучасного життя.

Системи штучного інтелекту відіграють ключову роль у підвищенні вібронадійності роторних машин. Це стає можливим завдяки застосуванню алгоритмів машинного навчання та інтелектуальних систем моніторингу. Аналіз параметрів вібрації роторних машин дозволяє системам штучного інтелекту

прогнозувати можливі відмови компонентів та своєчасно виявляти аномалії у роботі устаткування.

Методи машинного навчання дозволяють створювати моделі, що розпізнають певні закономірності вібрації, пов'язані з різними типами дефектів, наприклад, деформаціями валів або нестабільністю підшипників. Системи штучного інтелекту також здатні самостійно навчатися на основі зміни вібраційних характеристик та адаптуватися до нових умов експлуатації. Це дозволяє операторам отримувати оперативні попередження про потенційні проблеми та вчасно втрутитися, щоб уникнути збоїв та заощадити ресурси на технічне обслуговування.

Підсумовуючи, можна сказати, що застосування систем штучного інтелекту в галузі вібродіагностики роторних машин дозволяє ефективно виявляти, прогнозувати та контролювати вібраційні аспекти їх роботи, що сприяє збільшенню терміну служби та підвищенню загальної надійності обладнання.

З огляду на вищевикладене метою роботи є застосування систем штучного інтелекту для забезпечення вібраційної надійності роторних машин.

Для досягнення поставленої мети були сформульовані та досягнуті такі задачі дослідження.

- 1) Оглянути та проаналізувати наявну літературу з цієї теми.
- 2) Проаналізувати способи і засоби контролю вібраційного стану роторів відцентрових машин.
- 3) Аналіз існуючих методів вимірювання вібрацій
- 4) Дослідити динаміку ротору з допомогою штучного інтелекту [5]
- 5) Формулювання висновків

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРИ

1.1 Розгляд існуючих методів та технологій

Вивчення літературних джерел починається з аналізу сучасних методів виміру та аналізу вібрацій роторних машин. Важливо враховувати традиційні методи, такі як використання акселерометрів та вимірювання частот та амплітуд вібрації, а також нові технології, включаючи використання бездротових датчиків та Інтернету речей (IoT) для отримання вимірювань у реальному часі.

В огляді літератури також будуть розглянуті підходи до математичного моделювання вібрацій роторних машин. У ході аналізу основна увага буде приділена тому, які параметри враховуються математичними моделями, а які аспекти роботи роторних систем враховуються недостатньо.

Відповідно до статті [6], забезпечення енергоефективності та вібронадійності відцентрових машин є одним із першочергових завдань при їх проектуванні та експлуатації [7]. Вирішенням цієї проблеми є забезпечення обертальної стійкості та досить низького рівня вібрації. Воно погіршується наявністю в силових машинах не тільки відцентрових сил, викликаних невірноваженістю, з частотою, що дорівнює частоті обертання, а й високочастотних сил (наприклад, лопатевої складової) з частотами, що у багато разів перевищують частоту обертання ротора. [8].

Примітно, що при втраті стійкості, яку можна оцінити на основі лінійної моделі роторних коливань, сумарні амплітуди не можуть перевищувати допустимі. Проте виникають неприпустимі автоколивання, характерні для нелінійних динамічних систем. Їх наявність можна з урахуванням спектрального аналізу [9]. У цьому випадку неналежний стан динаміки ротора можна виявити за допомогою спеціального обладнання, яке не завжди передбачене під час експлуатації силових машин.

Як уже говорилося вище, динаміка та стійкість ротора відцентрових насосів атомних електростанцій є актуальною проблемою, особливо з урахуванням внутрішнього тертя [10]. Її рішення доповнюється сучасними обчислювальними засобами у їхньому комплексному поєднанні з аналітичними методами.

Тому основною метою є розробка загального підходу щодо забезпечення вібраційної надійності відцентрових насосів атомних електростанцій.

Чжоу та ін [11] провели експеримент з багаточастотної синхронізації вібраційної системи з двороторним приводом. В результаті було виявлено умову синхронізації та критерій стійкості двох ексцентрикових роторів на основі принципу Пуанкаре-Ляпунова та методу інтегрального середнього. Кумар та Афіджулла [12] досліджували динаміку ротора в обладнанні сучасних енергетичних систем. В результаті було запропоновано систему оперативного контролю кутової стійкості синхронного ротора. Челабі та ін. У роботі [13] відзначені досягнення в аналізі просторового прискорення потоку в роторі змішаної турбіни. Соколов із співавторами [14] запропонували спосіб проектування автоматичного електро гідравлічного поворотного приводу для забезпечення віброннадійності технологічного обладнання.

Крім того, Лі та ін. [15] запропонована методика динамічного балансування активних магнітних підшипників, що підтримують жорсткий вал ротора, на основі спостерігача розширеного стану. Чен та ін. [16] з використанням синхронізації управління досліджено динаміку вібраційної системи, що приводиться в рух трьома гомодромними ексцентриковими роторами. В результаті було закладено основи проектування вібромашин із використанням синхронізації управління. У [17] Ященко та співавтори досліджували вплив корпусів підшипників на динаміку ротора відцентрового насоса.

Лі та ін. [18] досліджено динаміку та стійкість роторно-підшипникової системи з болтовим з'єднанням. Крол та ін. [19] досліджено вібростійкість

шпиндельних вузлів для забезпечення оптимальних параметрів технологічного обладнання. Цзян [20] запропонував комплексний підхід, заснований на аналізі методом кінцевих елементів та багатокритеріальної оптимізації для вивчення динаміки гнучких систем ротор-підшипник.

Крім того, Лі та Тан [21] чисельно змоделювали систему високошвидкісних підшипників кочення та двороторних шпинделів з використанням моделювання дискретної динаміки. Чжан та ін. [22] досліджували динамічні характеристики нового ущільнення кишенькового демпфера з саморегулюючим упорскуванням. Чжао і співавтори [23] досліджували вібраційні характеристики роторної системи з косозубим зачепленням у змішаній модифікації. Саїд і співавтори [24] досліджували нелінійну динаміку та біфуркацію руху системи активних магнітних підшипників ротора з новою схемою управління.

1.2 Аналіз вібраційного стану

У цій статті [25] Ашутосх Кумар та ін представили різні висновки з теоретичного та експериментального аналізу, проведеного в минулому для розуміння вібраційних характеристик системи підшипників ротора зі зміщенням від центру. Спочатку було розглянуто літературу, представлену раніше різними дослідниками.

По-перше, наведено огляд літератури, заснований на теоретичному аналізі вібрації системи зміщеного від центру ротора з акцентом на метод кінцевих елементів.

По-друге, були детально обговорені різні методи вібраційного аналізу та опис методів експериментальних вимірів. Крім вищесказаного, також зроблено систематичний огляд різних засобів, що використовуються для виявлення несправностей роторної системи, що може бути корисно для профілактичного обслуговування машин, що обертаються, що використовуються в ряді галузей промисловості.

На рис. 1 показана типова система підшипників ротора, використана в дослідженні: вал, диск, упорні підшипники, муфта та приводний двигун.

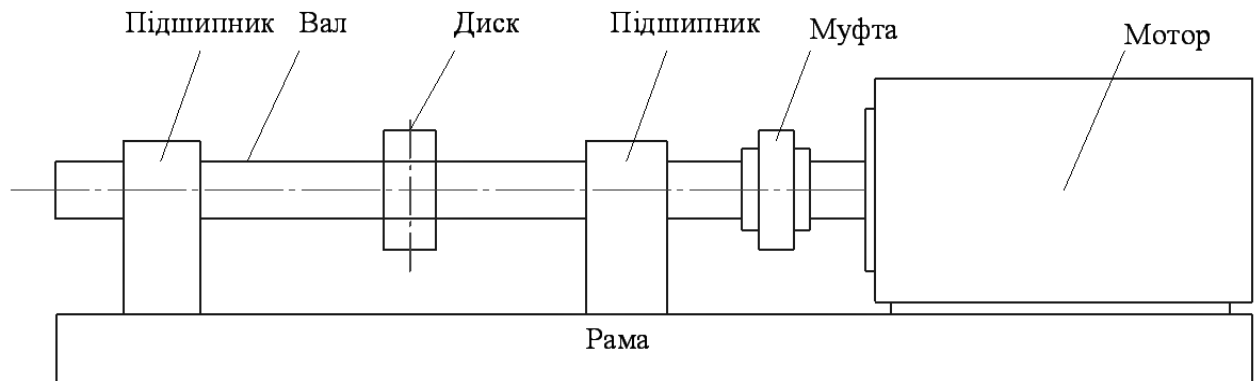


Рисунок 1 – Модель системи підшипникових опор

Василевський та Поджаренко в монографії [26] розглянули детально основні методи контролю роторних машин за вібро метричними параметрами.

Ці методи:

- ПК-фактора оцінки технічного стану РМ;
- прямий спектр;
- спектр обвідної;
- ударні імпульси.

В результаті дослідження встановлено, що спектральний метод має перевагу серед інших, і сам по собі є високо інформативним, чутливим та чутливим. Недоліками є складність реалізації та висока якість.

Автор зазначає, що «Віброметричні дані в таких системах є основними параметрами, які необхідно вимірювати та контролювати та на підставі яких приймаються рішення. Сучасний рівень обчислювальних можливостей дозволяє повніше реалізувати природний потенціал високої інформативності вібрації РМ, що відкриває додаткові можливості створення нового методу частот коливань намотування, алгоритму автоматичного управління хронологією синхронізації

ПМ. намотування та методи автоматичного контролю як електромеханічних, так і віброметричних параметрів ПМ». [26].

1.3 Аналіз застосування штучного інтелекту

У цьому пункті огляду літератури звертається увага на застосування штучного інтелекту (ШІ) у вирішенні проблем вібраційної надійності роторних машин. Аналізується використання методів машинного навчання, нейронних мереж, глибокого навчання та інших ШІ-підходів для виявлення аномалій у вібраційному спектрі та передбачення можливих поломок.

Вивчення наукових публікацій та практичних реалізацій ШІ в галузі діагностики роторних машин дозволить визначити сучасні тенденції, переваги та обмеження використання цих технологій у конкретному контексті.

Зважаючи на тему "Застосування систем штучного інтелекту для забезпечення вібраційної надійності роторних машин", наструпні джерела, можна використати для поглибленого огляду.

У цій статті [27], авторства M. Chandra Sekhar Reddy and A. S. Sekhar - досліджується метод ідентифікації неврівноваженості та люфту в системі підшипників ротору (рис 2) з використанням штучних нейронних мереж (ШНМ). Запропоновано два різних методи використання ШНМ: перший ґрунтується на статистичних характеристиках, а другий - на амплітудах у частотному домені. У першому випадку для навчання та тестування ШНМ використовуються статистичні характеристики, у другому - амплітуди в частотному домені.

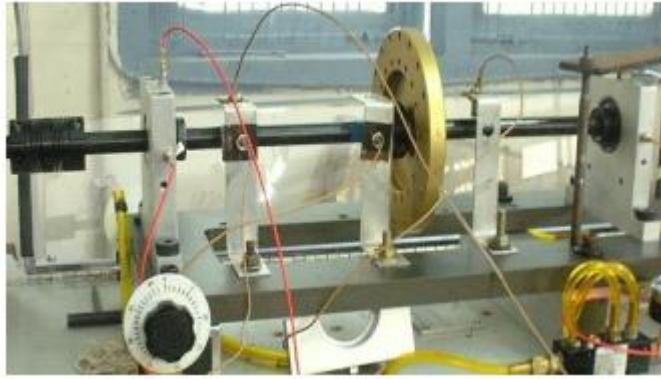


Рисунок 2 - Використаний тестувальний стенд

У обох випадках ШНМ навчали і тестували за допомогою горизонтальних та вертикальних вимірювань. Шляхом моделювання нейронної мережі (рис. 3), як задачі класифікації дані були класифіковані. ШНМ використовуються для класифікації ступеня неврівноваженості та люфту. Виявлено, що статистичні характеристики дають хороші результати порівняно з амплітудами в частотному домені. Також виявлено, що вимірювання у вертикальному напрямку дають хороші результати класифікації порівняно з вимірюваннями в горизонтальному напрямку.

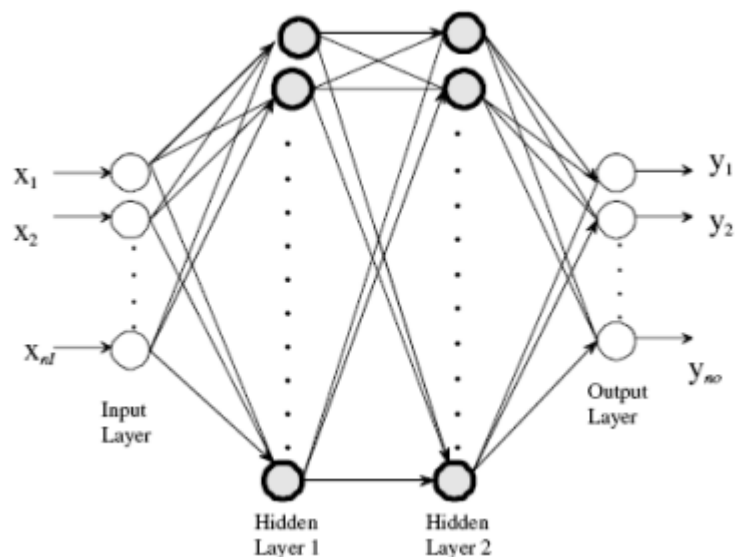


Рисунок 3 - Модель нейронної мережі

Проведено експерименти на системі підшипників ротору, що працює на частоті 40 Гц. Дані вібрації збиралися шляхом симуляції різних умов невірноваженості ротору. Також проведено експерименти зі створенням люфту в системі, розслаблюючи болт кріплення. З отриманих даних виокремлюються різні статистичні характеристики та амплітуди в частотному домені, які подаються на вхід нейронної мережі. Виявлено, що статистичні характеристики дають кращі результати порівняно з амплітудами в частотному домені. Застосовуються ШНМ для ідентифікації ступеня невірноваженості та люфту.

Отримані результати можуть бути корисними для прийняття рішень щодо технічного обслуговування на основі ступеня невірноваженості, дозволено чи ні подальшу експлуатацію машини. Поточна нейронна мережа класифікується з точністю 93,8% за статистичними характеристиками у вертикальному напрямку для ідентифікації невірноваженості та з точністю 97,5% за статистичними характеристиками у вертикальному напрямку для ідентифікації люфту. Це дослідження може бути розширене на інші види виявлення несправностей і також може бути розширене на одночасне виявлення кількох несправностей.

У даній статті [28], висвітлено методіку діагностики несправностей на основі аналізу часових рядів, яка використовує авторегресійний (AR) метод. Цей метод є математичною моделлю, що може бути визначена за допомогою відмінності в часі та амплітуді вібрацій. Оскільки AR-модель використовує математичний метод для апроксимації величин, коефіцієнти AR відображають особливості сигналу і можуть використовуватися для визначення типів несправностей.

У роботі запропоновано використовувати значення різниці коефіцієнтів AR, де ідеальні значення для нормального стану машини віднімаються від значень для несправних машин. Зазначено, що взаємозв'язок між різницею коефіцієнтів AR та типами несправностей було навчено за допомогою нейронної мережі з зворотнім розповсюдженням (BPNN). Запропоновано новий метод

діагностики несправностей, який використовує різницю коефіцієнтів AR з використанням BPNN. Результати діагностики були отримані та порівняні з трьома іншими методами для 23 зразків. Виявлено, що результати діагностики, отримані за допомогою різниці коефіцієнтів AR з використанням BPNN, перевершують за ефективністю методи AR з використанням BPNN та відстані між коефіцієнтами AR, та що для досягнення цих результатів були використані нейронні мережі.

У статті [29] запропоновано узагальнену методологію дослідження для впровадження штучних нейронних мереж для розв'язання прикладних проблем у галузі машинобудування, виробництва та хімічної інженерії. Запропоновано схеми проектування для ідентифікації параметрів математичних моделей взаємозв'язків між механічними та гідромеханічними параметрами: "динаміка ротора - жорсткість підшипника", "деформації кріплення - сили затискання та різання", та "рівень потоку - коефіцієнт гідравлічних втрат". Методологія спрямована на вирішення прямих та зворотних гідромеханічних завдань на основі комбінованого застосування штучної нейронної мережі, аналітичних залежностей та числового моделювання.

Представлені схеми застосування штучної нейронної мережі для динамічного аналізу гідромеханічної системи "багатофазний потік - гнучкі елементи" на прикладі ідентифікації параметра коефіцієнта гідравлічних втрат. Запропоновано способи підвищення ефективності обробки заготовок у випадку багатопродуктового виробництва. Крім того, розроблено комплексний підхід до комбінованого використання штучних інтелектуальних систем, числового моделювання та математичного моделювання для ідентифікації параметрів механічної системи "кріплення - заготовка". Оскільки проблема визначення параметрів жорсткості підшипників ротора в залежності від критичних частот ротора раніше не була вирішена, використання штучних нейронних мереж для оцінки параметрів апроксимуючої кривої "жорсткість підшипника - швидкість ротора" на основі результатів числового моделювання є новаторським підходом.

Слід відзначити, що використання систем штучного інтелекту дозволяє значно підвищити точність оцінки параметрів порівняно з процедурами регресії.

У цьому дослідженні [30] вивчалася проблема впливу вібрації на газову турбіну (GT17) теплової станції Afam. Застосована програма Force, Amplitude and Resonance, написана на Visual Basic, використовувалася для моніторингу та розрахунку сил вібрації на підшипнику. Результати показали значення амплітуди швидкості вібрації та сил, які її викликають. Визначено, що велика амплітуда швидкості вібрації може свідчити про тенденцію до максимального значення вібрації машини. Зокрема, підшипник 2 виявився критичним, і рекомендується приділяти особливу увагу йому для уникнення можливих відмов газової турбіни. Таким чином, важливість вібраційного моніторингу для забезпечення готовності системи станції (рисунок 4) та уникнення катастрофічних відмов підкреслюється у даному дослідженні.

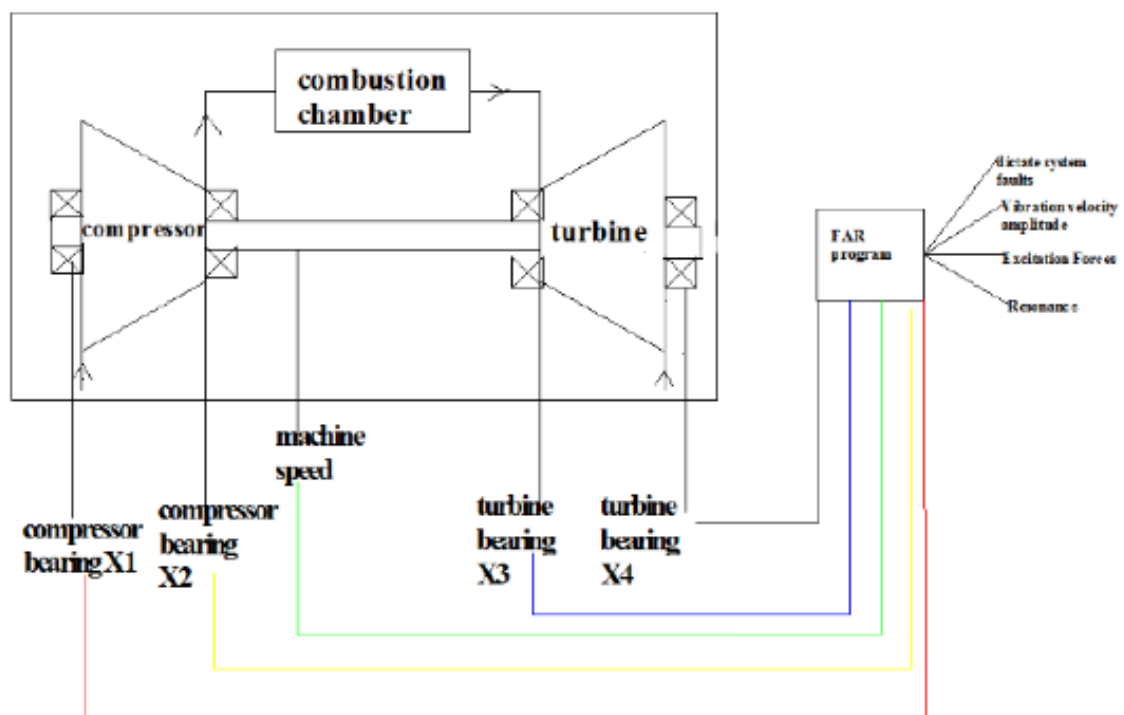


Рисунок 4 - Пропонований онлайн моніторинг вібрації за допомогою FAR

1.4 Висновки до першого розділу

Загалом, сучасний рівень розвитку вібродіагностування роторних машин свідчить про його великий потенціал. Використання штучного інтелекту, зокрема Штучних Нейронних Мереж, виявляється важливим інструментом для покращення точності вібродіагностики. Розглянуті регресійні залежності та впровадження ШНМ для ідентифікації параметрів жорсткості підшипника на основі чисельного моделювання та експериментальних даних показують високу надійність та точність результатів. Ці підходи дозволяють збільшити ефективність виявлення проблем роторних машин та підвищити точність діагностики для практичних застосувань. Таким чином, використання штучного інтелекту в області вібродіагностики роторних машин виявляється перспективним і корисним напрямком для подальших досліджень і розвитку.

РОЗДІЛ 2. ШЛЯХИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВІБРАЦІЙНОЇ НАДІЙНОСТІ

Забезпечення віброннадійності роторних машин є найважливішим аспектом їх експлуатації, оскільки небажані вібрації можуть призвести до прискореного зношування, поломок та скорочення терміну служби обладнання. Одним з ключових кроків у вирішенні цієї проблеми є якісне проектування та виготовлення роторів, що включає в себе облік ваги, геометрії та матеріалів. Використання сучасних інженерних технологій, таких як комп'ютерне моделювання та метод кінцевих елементів, дозволяє точно визначити параметри ротора, мінімізувати вібрації та підвищити його надійність.

Крім того, важливо враховувати та контролювати баланс роторів, оскільки неправильний баланс може спричинити сильну вібрацію. Точність та регулярність вимірювань балансу, а також використання спеціального обладнання для його корекції є важливими етапами технічного обслуговування, спрямованими на запобігання проблемам з вібрацією.

Крім того, можуть бути впроваджені системи вібромоніторингу та діагностики для раннього виявлення будь-яких відхилень у роботі роторів. Використання сучасних датчиків, аналітичних програм та систем звітності дозволяє швидко реагувати на зміни вібраційного стану обладнання та уникати серйозних наслідків.

Таким чином, забезпечення віброннадійності роторних машин потребує комплексного підходу, що включає правильне проектування, регулярний технічний огляд, використання сучасних технологій та систем моніторингу для прогнозування та управління потенційними проблемами вібрації.

2.1 Ключові шляхи забезпечення вібраційної надійності

Нижче подано кілька ключових шляхів для забезпечення вібраційної надійності:

1. Моніторинг та Діагностика:

Вібромоніторинг та діагностика – ключовий етап забезпечення віброннадійності роторних машин. Системи моніторингу визначають вібраційні характеристики обладнання та видають дані, які можуть бути індикаторами його стану. Методи діагностики дозволяють проаналізувати ці дані виявлення і виявлення потенційних несправностей.

В рамках моніторингу зазвичай використовуються датчики вібрації, що реєструють коливання обладнання. Ці дані можна аналізувати онлайн або зберігати для подальшого аналізу. Алгоритми діагностики дозволяють розпізнавати зміни у характері вібрації, пов'язані з можливими проблемами.

Ефективні системи моніторингу та діагностики дозволяють автоматично повідомляти операторів або системи управління про виявлені аномалії, сприяючи оперативному реагуванню на можливі несправності та забезпечуючи безперебійну роботу обладнання.

Такий підхід дозволяє проводити профілактичну діагностику та планове технічне обслуговування за фактичним станом роторних машин, що сприяє підвищенню їх надійності та терміну служби.

2. Використання Систем Штучного Інтелекту:

Використання систем штучного інтелекту (ШІ) в сфері вібраційної надійності роторних машин представляє сучасний та ефективний підхід для аналізу та прогнозування їхнього стану.

ШІ, такі як алгоритми машинного навчання та нейромережі, можуть використовуватися для автоматизованого аналізу великої кількості вібраційних

даних. Вони самостійно навчаються розпізнавати закономірності в цих даних і виявляти взаємозв'язки між конкретними вібраційними патернами та можливими несправностями.

Системи ШІ можуть здійснювати постійний моніторинг та аналіз в реальному часі, надаючи операторам та системам управління точні та невідкладні дані про стан роторних машин. Це дозволяє вчасно реагувати на зміни та уникати серйозних несправностей.

Додатково, системи ШІ можуть використовуватися для прогнозування термінів служби конкретних елементів машини, враховуючи динаміку їхнього зносу. Це дозволяє оптимізувати розклад технічного обслуговування та запобігти непередбаченим відмовам.

В результаті використання ШІ у вібраційній діагностиці роторних машин може суттєво підвищити точність прогнозування та рівень автоматизації в роботі систем моніторингу, забезпечуючи ефективне управління обладнанням та зменшення ризиків несправностей.

3. Регулярне Технічне Обслуговування:

Регулярне технічне обслуговування є фундаментальним елементом стратегії забезпечення вібраційної надійності роторних машин. Цей підхід включає періодичні і планові заходи для підтримання оптимального функціонування та передбачення можливих несправностей.

Під час технічного обслуговування проводяться рутинні перевірки та заміни ключових компонентів, таких як підшипники, вали, лопаті та інші елементи. Це дозволяє попереджати або вчасно виявляти механічні або термічні проблеми, які можуть призвести до вібрацій та несправностей.

Системи моніторингу та діагностики можуть використовуватися під час технічного обслуговування для збирання додаткових даних про стан обладнання. Це дозволяє здійснювати більш детальний аналіз та коригувати плани обслуговування відповідно до фактичного стану машин.

Важливим елементом є також розробка інструкцій та стандартів технічного обслуговування, що враховують особливості конкретного обладнання. Це допомагає стандартизувати процеси обслуговування та забезпечує їхню ефективність.

Регулярне технічне обслуговування допомагає тривалий час утримувати роторні машини в робочому стані, запобігаючи можливим відмовам, збільшуючи їхню ефективність та продовжуючи їхню службу.

4. Оптимізація Робочих Умов:

Оптимізація робочих умов представляє собою важливий аспект забезпечення вібраційної надійності роторних машин, спрямований на створення оптимальних умов експлуатації для мінімізації вібрацій та підвищення тривалості служби.

Важливим етапом є зменшення нестабільності обертання, яка може виникати через дисбаланс, відсутність вирівнювання або інші фактори. Коригування цих невідповідностей допомагає уникати ексцесів вібрацій, що можуть бути причиною пошкоджень.

Управління резонансами є ще однією важливою складовою оптимізації робочих умов. Це включає в себе уникнення робочих режимів, що сприяють збільшенню амплітуди вібрацій на певних частотах, що може вести до посилення зносу.

Оптимізація робочих умов також передбачає уникнення екстремальних навантажень, які можуть виникати через неправильні робочі параметри чи навантаження, що перевищують межі конструктивної міцності. Контроль і оптимізація цих умов дозволяє попереджати великі амплітуди вібрацій та несправності.

Використання адаптивних систем управління, які автоматично реагують на зміни у робочих умовах, також може сприяти оптимізації вібраційного поведінки роторних машин, забезпечуючи стабільність та високий рівень надійності.

5. Вдосконалення Конструкції:

Вдосконалення конструкції є ключовим елементом стратегії забезпечення вібраційної надійності роторних машин. Цей аспект включає в себе визначення та впровадження технічних інновацій для оптимізації структури машини та мінімізації негативного впливу вібрацій.

Однією з ключових аспектів є розробка нових матеріалів, які мають покращені механічні властивості та стійкість до вібраційного навантаження. Використання легких та міцних композитних матеріалів може допомогти знизити масу роторної частини та покращити її жорсткість, зменшуючи при цьому вібрації.

Додатковим аспектом є оптимізація геометрії та конструкції ключових елементів, таких як вал, лопаті та корпус. Це може включати в себе використання продуманих форм та геометричних рішень для зменшення впливу вібрацій на структурні елементи.

Вдосконалення конструкції також передбачає впровадження нових технологій у виробництво, які дозволяють підвищити точність та якість виготовлення компонентів. Використання передових технологій обробки матеріалів та точного лиття може покращити баланс та зменшити механічні втрати.

Цей підхід до вдосконалення конструкції враховує всі аспекти роботи роторних машин, спрямованих на максимальне зменшення вібрацій та підвищення їхньої надійності та довговічності.

2.2 Опис методів та технік вимірювання:

Акселерометри:

Акселерометри виступають як ключовий елемент для вимірювання вібрацій на роторних машинах. Їх розташування на стратегічних точках турбіни дозволяє точно реєструвати коливання та вібрації в різних напрямках. Використання акселерометрів надає можливість отримання детальної інформації про вібраційний стан об'єкта.

Цей метод дозволяє вимірювати прискорення та гравітаційні сили, виникаючі при вібрації. Акселерометри можуть фіксувати як невеликі коливання, так і значні зміни в прискоренні, надаючи широкий діапазон для вимірів. Важливою перевагою є їхній невеликий розмір, висока чутливість та можливість вимірювання в широкому діапазоні частот, що робить їх ефективним інструментом для виявлення навіть дрібних аномалій у вібраційному стані турбіни.

Акселерометри взаємодіють із системою моніторингу, забезпечуючи постійний потік даних про вібрації, що дозволяє вчасно реагувати на будь-які зміни в роботі турбіни та розробляти ефективні стратегії технічного обслуговування. Цей метод вимірювання стає необхідним для створення надійних систем моніторингу та прогнозування вібраційної надійності турбін газотурбінних установок.

Вібраційні Датчики:

Вібраційні датчики - це пристрої, призначені для вимірювання величини вібрацій об'єкта або системи. Ці датчики генерують електричний сигнал, який пропорційний величині та частоті вібрацій, які вони реєструють.

Вібраційні датчики відіграють важливу роль у системі моніторингу вібрацій турбіни газотурбінної установки (ГТУ). Ці датчики спеціалізовані на реєстрації величини вібрацій та їхньої частоти, що дозволяє отримати докладні

дані про роботу роторних машин. Приклад вібраційного датчику від компанії Weites показано на рисунку 5.



Рисунок 5 - Вібраційний датчик від компанії Weites

Використання вібраційних датчиків є критичним для виявлення різних видів вібрацій, таких як осциляції, удари чи резонансні ефекти. Ці датчики розташовуються в стратегічних точках турбіни для забезпечення максимального охоплення області вимірювань. За допомогою вібраційних датчиків можна визначити інтенсивність вібрацій, їхню частоту та форму, що дозволяє ідентифікувати потенційні аномалії та визначати їхні причини.

Однією з переваг використання вібраційних датчиків є їхня здатність вимірювати вібрації в режимі реального часу. Це дозволяє оперативно реагувати на будь-які зміни у вібраційному стані турбіни та вживати необхідні заходи для забезпечення її надійної роботи.

Використання вібраційних датчиків в поєднанні з іншими методами вимірювань, такими як акселерометри, сприяє комплексному аналізу вібрацій турбіни та дозволяє створити ефективні системи моніторингу та діагностики для забезпечення високої вібраційної надійності роторної машини.

Розглянемо основний принцип їхньої роботи та складові частини:

1. П'єзоелектричні елементи:

Основна складова вібраційних датчиків - це п'єзоелектричні елементи, зазвичай виготовлені із кристалів кварцу або кераміки. Коли ці матеріали піддаються вібраціям, вони генерують електричний заряд, який пропорційний силі та частоті вібрацій.

2. Механічні чутливі елементи:

В деяких випадках вібраційні датчики мають механічні чутливі елементи, які реагують на фізичні деформації внаслідок вібрацій. Це можуть бути різноманітні конструкції, такі як пружини, мембрани або плаваючі маси.

3. Датчик прискорення:

Деякі вібраційні датчики включають в себе вбудований датчик прискорення, який може вимірювати зміни швидкості вібрацій. Ці датчики часто використовують технології мікроелектромеханічних систем (МЕМС).

4. Електроніка обробки сигналу:

Електричний сигнал, згенерований п'єзоелектричним елементом, передається до електроніки обробки сигналу. Ця електроніка перетворює аналоговий сигнал у цифровий та може виконувати різноманітні операції обробки, такі як фільтрація, ампліфікація та аналіз.

5. Вихідний інтерфейс:

Останній етап - передача обробленого сигналу до системи моніторингу або контролю. Це може бути аналоговий сигнал, цифровий сигнал чи вихід через спеціальний інтерфейс (наприклад, 4-20 мА для вимірювачів промислового призначення).

Спектральний Аналіз:

Спектральний аналіз - це метод вивчення складових частот в сигналі, що надходить від вібраційних датчиків на турбіні газотурбінної установки (ГТУ). Цей метод дозволяє розкрити частотний склад вібрацій та ідентифікувати основні частоти, які можуть бути пов'язані з різними аспектами роботи роторних машин.

Принцип роботи спектрального аналізу:

Перетворення Фур'є:

Початковий сигнал, що представляє вібрації, піддається перетворенню Фур'є. Це математичне перетворення розкладає сигнал на його складові частоти.

Спектрограма:

Результат перетворення Фур'є відображається у вигляді спектрограми або спектра, де по вертикалі відкладені амплітуди, а по горизонталі - частоти. Цей графік відображає, які частоти присутні у вхідному сигналі і які амплітуди вони мають.

Ідентифікація частот:

Частоти, які виокремлюються на спектрограмі, можуть вказувати на різноманітні явища в системі. Наприклад, конкретні частоти можуть бути пов'язані з обертанням ротора, зубцями шестерень, нерівномірністю матеріалу та іншими факторами.

Виявлення аномалій:

Зміни в спектрі можуть вказувати на появу аномалій або пошкодження в системі. Наприклад, збільшення амплітуди певної частоти може сигналізувати про появу вібраційного резонансу або дефекту в обладнанні.

Реакція на зміни:

Моніторинг спектра в реальному часі дозволяє вчасно реагувати на будь-які зміни в характеристиках вібрацій та вживати заходи щодо технічного обслуговування або ремонту.

Спектральний аналіз є ефективним інструментом для визначення структури вібрацій та виявлення особливостей, що можуть свідчити про неполадки чи аномалії в турбіні ГТУ. Використання цього методу дозволяє забезпечити більш точний та ранній аналіз вібраційної надійності системи.

Безпроводні Системи Збору Даних:

Безпроводні системи збору даних в контексті вібраційної надійності турбіни газотурбінної установки (ГТУ) представляють інноваційний підхід до моніторингу та аналізу вібрацій. Ці системи використовують бездротові технології для передачі даних між вібраційними датчиками та центральною системою обробки і зберігання даних.

Принцип роботи безпроводних систем:

- **Безпроводні Вібраційні Датчики:**

Вібраційні датчики, обладнані безпроводними модулями передачі даних, розміщуються на різних частинах турбіни ГТУ. Ці датчики реєструють вібрації та відправляють отримані дані безпроводно.

- **Мережева Інфраструктура:**

В системі створюється безпроводна мережа, яка об'єднує всі вібраційні датчики. Це може бути мережа типу Mesh, де кожен датчик може взаємодіяти з іншими та передавати дані.

- Центральна Система Обробки:

Центральна система отримує дані від вібраційних датчиків через безпроводний канал. Ця система обробляє, аналізує та зберігає дані для подальшого використання.

- Моніторинг та Діагностика:

Безпроводна система надає можливість в режимі реального часу моніторити вібрації та виконувати діагностику стану турбіни. Зміни в характеристиках вібрацій можуть бути виявлені швидко, що дозволяє оперативно реагувати на будь-які аномалії.

- Віддалений Доступ:

Безпроводні системи збору даних також можуть надавати можливість віддаленого доступу до інформації через інтернет. Це дозволяє інженерам та фахівцям моніторити стан турбіни з будь-якої точки світу.

Переваги безпроводних систем збору даних:

- Гнучкість. Легко розширювати та модифікувати систему шляхом додавання або зміни датчиків.
- Мобільність. Забезпечує можливість моніторингу в режимі реального часу, навіть в рухомих умовах, наприклад, під час випробувань на об'єкті.
- Ефективність. Виключає необхідність проводів та кабелів, зменшуючи складність системи та ризики пошкодження.

Безпроводні системи збору даних є перспективним рішенням для вібраційного моніторингу, дозволяючи отримувати важливу інформацію про стан роторних машин у більш зручний та ефективний спосіб.

Інтеграція з Інтернетом Речей (IoT):

Інтеграція з Інтернетом Речей (IoT) у контексті вібраційної надійності турбіни газотурбінної установки (ГТУ) означає підключення вібраційних систем до інтернету з метою збору, обробки та обміну даними в режимі реального часу.

Принципи інтеграції з IoT:

Сенсори та Датчики:

Вібраційні датчики та інші сенсори розміщуються на роторній машині для вимірювання вібрацій та інших параметрів роботи. Ці датчики з'єднуються з вбудованими IoT-модулями для передачі даних.

Збір та Відправлення Даних:

Дані, зібрані вібраційними датчиками, автоматично передаються через безпроводне чи провідне з'єднання до хмарної інфраструктури IoT. Це може бути хмарний сервіс або внутрішня система обробки даних.

Хмарна Обробка та Зберігання Даних:

Дані про вібрації попадають у хмару, де вони обробляються, аналізуються та зберігаються. Аналітика може включати спектральний аналіз, порівняння зі стандартами, виявлення аномалій тощо.

Моніторинг та Дашборди:

Інженери та фахівці можуть моніторити стан турбіни в режимі реального часу через спеціальні дашборди або мобільні додатки. Це дозволяє оперативно реагувати на будь-які зміни у вібраційному стані.

Автоматизовані Системи Обслуговування:

За допомогою алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту, система може розпізнавати патерни в вібраціях, передбачати можливі поломки та пропонувати оптимальні стратегії технічного обслуговування.

Переваги Інтеграції з IoT:

- Реальний Час. Забезпечує отримання даних у режимі реального часу, що дозволяє оперативно реагувати на будь-які проблеми.
- Дистанційний Доступ. Можливість моніторингу стану турбіни з будь-якої точки світу через Інтернет.
- Оптимізація Технічного Обслуговування. Автоматизоване прогнозування поломок та оптимізація стратегій технічного обслуговування.
- Ефективність Енергоспоживання. Здатність оптимізувати вібраційне навантаження та, таким чином, зменшити енергоспоживання.

Інтеграція з Інтернетом Речей розширює можливості моніторингу та діагностики вібрацій, забезпечуючи комплексний підхід до забезпечення вібраційної надійності.

2.3 Висновки до другого розділу

Забезпечення вібраційної надійності роторних машин є критично важливим для забезпечення їх ефективної та безперебійної роботи. Використання систем штучного інтелекту (ШІ) є перспективним напрямом у цьому контексті. Застосування ШІ для моніторингу, діагностики та прогнозування вібрацій дозволяє реагувати на аномалії, зменшувати ризики поломок та оптимізувати графіки технічного обслуговування. Інтеграція ШІ в системи керування реальним часом сприяє адаптації параметрів обладнання для забезпечення оптимальної вібраційної надійності. Ці підходи сприяють підвищенню ефективності, зниженню витрат на обслуговування та забезпеченню стабільності роботи роторних машин.

РОЗДІЛ 3. ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

3.1 Штучний інтелект

Штучний інтелект (ШІ) — це галузь комп'ютерних наук, яка спрямована на розробку систем, які можуть виконувати завдання, вимагаючи інтелекту та розуміння, що зазвичай асоціюються із справжньою людською інтелігенцією. ШІ використовує різноманітні методи та техніки, такі як машинне навчання, глибоке навчання, природна обробка мови, обробка зображень, планування, розпізнавання голосу та багато інших, для створення програм та систем, здатних адаптуватися до нових умов, вирішувати завдання та розв'язувати проблеми [31].

- Машинне навчання (МН): Це підгалузь ШІ, яка дозволяє комп'ютерам навчатися на основі даних без явного програмування. Моделі машинного навчання можуть визначати закономірності в даних та здатні робити прогнози або приймати рішення на основі отриманих знань.

- Глибоке навчання (ГН): Це підгалузь машинного навчання, яка використовує нейронні мережі з багатьма шарами (глибокі нейронні мережі) для вирішення завдань. ГН здатне вивчати представлення даних на різних рівнях абстракції, що дозволяє здійснювати складні завдання, такі як розпізнавання образів або голосу.

- Природна обробка мови (ПОМ): Це галузь ШІ, яка займається розробкою та вдосконаленням систем, що можуть розуміти, інтерпретувати та генерувати людську мову. Вона застосовується у віртуальних асистентах, системах перекладу та інших текстових інтерфейсах.

- Обробка зображень: Технології обробки зображень використовуються для розпізнавання об'єктів, визначення паттернів і аналізу зображень та відео.

ШІ використовується в різних галузях, таких як медицина, фінанси, автомобільна промисловість, маркетинг, освіта та багато інших, і вносить значний внесок у вирішення різноманітних завдань і проблем. Від його успіху залежить широкий спектр можливостей для подальшого розвитку технологій та вдосконалення життя людей.

Системи штучного інтелекту (СШІ) - це програмні чи апаратні комплекси, які використовують технології штучного інтелекту для вирішення конкретних завдань та проблем у певній області. Ці системи можуть бути створені для автоматизації процесів, аналізу даних, прийняття рішень та виконання інших завдань, що традиційно вимагають людської інтелігенції.

Основні характеристики систем штучного інтелекту:

1. Завдання та Області Застосування:

- Системи розпізнавання образів: Вони використовують технології комп'ютерного зору для ідентифікації та класифікації об'єктів на зображеннях або відео.

- Системи обробки природної мови: Визначають та аналізують мовлення, дозволяючи взаємодіяти з системою за допомогою людської мови.

- Системи автоматизованого прийняття рішень: Використовують алгоритми штучного інтелекту для оптимізації та прийняття рішень у реальному часі.

Створення системи штучного інтелекту включає в себе вибір відповідних методів, вивчення та підготовку даних, тренування моделей та інтеграцію розробленої системи в реальні умови використання. Важливо також враховувати етичні аспекти та забезпечити надійність та безпеку використання системи.

3.2 Принцип роботи штучного інтелекту

Принцип роботи штучного інтелекту (ШІ) ґрунтується на використанні алгоритмів, які дозволяють системі вчитися з даних, розпізнавати зразки, приймати рішення та вирішувати завдання. Основні компоненти та процеси роботи штучного інтелекту включають:

Збір та Підготовка Даних:

Збір Даних: Штучний інтелект вимагає значної кількості даних для тренування моделей. Ці дані можуть бути зібрані з різних джерел, таких як бази даних, вимірювання сенсорів, введення користувачів та інше.

Підготовка Даних: Дані проходять етап підготовки, включаючи очистку від аномалій, нормалізацію та обробку для подальшого використання у моделях.

Вибір та Налаштування Моделі:

Вибір Архітектури Моделі: Вибір підходящої архітектури моделі залежить від типу задачі. Наприклад, для класифікації зображень може бути використана сверточна нейронна мережа (CNN), а для обробки послідовностей - рекурентна нейронна мережа (RNN) чи трансформер.

Налаштування Гіперпараметрів: Гіперпараметри моделі (такі як швидкість навчання, кількість шарів, розмір пакета тощо) визначаються та налаштовуються для досягнення оптимальної продуктивності.

Тренування Моделі:

Навчання на Даних: Модель піддається тренуванню на підготовлених даних, де алгоритми навчання коригують ваги та параметри моделі для максимізації точності чи іншого показника продуктивності.

Валідація та Тестування: Модель перевіряється на відсутність перенавчання шляхом використання валідаційного набору даних, а потім тестується на нових даних для визначення її ефективності.

Робота з Даними в Реальному Часі:

Інтеграція у Систему: Після успішного тренування модель може бути впроваджена у реальне середовище, де вона взаємодіє з вхідними даними та генерує відповіді або приймає рішення.

Постійне Оновлення та Моніторинг: Моделі штучного інтелекту можуть піддаватися постійному вдосконаленню та оновленню в залежності від зміни умов або появи нових даних.

Пояснення та Інтерпретація Результатів:

Інтерпретація Результатів: Результати моделі можуть бути важко інтерпретувати. Техніки візуалізації та пояснювальні моделі можуть допомогти розуміти, як модель приймає рішення.

Етика та Відповідальність: Забезпечення етичного використання та врахування можливих наслідків штучного інтелекту важливо для забезпечення безпеки та справедливості.

Штучний інтелект є динамічним та розвиваючимся напрямом технологій, і його ефективність залежить від правильного вибору методів, належного тренування та вдосконалення відповідно до конкретних завдань.

3.3 Створення систем штучного інтелекту

Створення систем штучного інтелекту (ШІ) вимагає використання різноманітних інструментів та платформ.

Штучний інтелект (ШІ) використовує різноманітні мови програмування залежно від конкретних завдань, вимог проекту, та особистих вподобань розробників. Ось деякі з найпоширеніших мов програмування, які використовуються у сфері штучного інтелекту:

1. Python є однією з найпопулярніших мов програмування для штучного інтелекту і машинного навчання. Він має велику кількість бібліотек і фреймворків, таких як TensorFlow, PyTorch, scikit-learn, які роблять розробку моделей штучного інтелекту більш простою та ефективною.

2. Java залишається однією з важливих мов програмування для великих корпоративних проектів, і вона використовується для розробки різноманітних систем штучного інтелекту, включаючи обробку даних, аналітику та інші завдання.

3. C++ використовується там, де необхідна висока швидкість обчислень, така як розробка вбудованих систем, обробка сигналів та обробка зображень у сфері штучного інтелекту.

4. R є спеціалізованою мовою для статистичного аналізу та візуалізації даних. Вона широко використовується в області досліджень та аналізу даних у штучному інтелекті.

5. JavaScript та його середовище виконання Node.js використовуються для розробки веб-застосунків та інтерактивних інтерфейсів для систем штучного інтелекту, а також для використання технологій обробки природної мови та машинного навчання в браузерах.

6. Lisp має довгу історію в галузі штучного інтелекту та був використаний для розробки деяких ранніх систем штучного інтелекту.

Це лише декілька прикладів, і реальний вибір мови програмування залежить від конкретних вимог та потреб проекту, а також від експертизи

команди розробників. Велике значення має також вибір інструментів та бібліотек, які підтримують конкретні завдання у галузі штучного інтелекту.

Це можуть бути різні програмні та апаратні засоби для розробки, тренування та впровадження моделей штучного інтелекту. Ось кілька популярних інструментів, які використовуються в цій галузі:

1. Бібліотеки та Рамки для Машинного Навчання та Глибокого Навчання:

- TensorFlow: Відкрита бібліотека для глибокого навчання, розроблена Google. Забезпечує зручний інтерфейс та велику гнучкість для розробки моделей.
- PyTorch: Ще одна популярна бібліотека для глибокого навчання, що користується популярністю серед дослідників та розробників завдяки своїй простоті та динамічному обчисленню.
- Keras: Це високорівневий інтерфейс для TensorFlow та Theano, що спрощує розробку та тренування моделей штучного інтелекту.
- Scikit-learn: Бібліотека для машинного навчання, яка надає інструменти для класичних алгоритмів машинного навчання та оцінювання їх продуктивності.

2. Розробка Моделей та Аналіз Даних:

- Jupyter Notebooks: Інтерактивне середовище для програмування, аналізу даних та візуалізації, що використовується в штучному інтелекті для дослідження та розробки моделей.
- Pandas: Бібліотека для обробки та аналізу даних, яка допомагає в підготовці даних для використання у моделях.
- NumPy: Бібліотека для обчислень в області наукового програмування, використовується для роботи з числовими даними та матрицями.

3. Платформи та Сервіси:

- Amazon SageMaker, Google AI Platform, Microsoft Azure Machine Learning: Хмарні платформи, які надають інструменти для розробки, тренування та впровадження моделей штучного інтелекту.
- IBM Watson: Платформа, яка надає інструменти для створення різноманітних систем із штучним інтелектом, включаючи обробку природної мови та аналіз даних.

Ці інструменти варіюють за складністю та функціональністю, і вибір залежить від конкретних вимог та завдань проекту.

3.4 ШІ для забезпечення вібраційної надійності роторних машин

Системи штучного інтелекту (ШІ) можуть бути використані для забезпечення вібраційної надійності роторних машин, таких як турбінні двигуни, компресори, насоси та інші об'єкти з обертовими частинами. Застосування ШІ в цьому контексті може включати наступні аспекти, також для деяких мною був написаний простий програмний код на мові Python:

1. Моніторинг та Прогнозування Вібрацій:
 - Системи Вібромоніторингу: Сенсори, які вимірюють параметри вібрацій (амплітуду, частоту, фазу) роторної машини, можуть передавати дані системі штучного інтелекту для моніторингу стану обладнання. Для прикладу в додатку 1 відображений простий код для прийому та аналізу рівня вібрації. В додатку 2 простий код для запиту даних з вібраційних датчиків
 - Моделі Прогнозування: ШІ може використовувати дані від сенсорів для побудови моделей прогнозування, які дозволяють передбачити можливі поломки або витрати на обслуговування.
2. Діагностика та Виявлення Аномалій:

- Системи Машинного Навчання: ШІ може використовувати дані про вібрації для створення моделей, які вчать виявляти незвичайні вібрації, що можуть свідчити про несправності чи дефекти в обладнанні.
- Класифікація Аномалій: Моделі можуть класифікувати аномальні вібрації на різні рівні серйозності, допомагаючи операторам приймати рішення про необхідність обслуговування.

3. Предиктивне Обслуговування:

- Графіки Технічного Стану: ШІ може використовувати аналіз вібрацій для побудови графіків технічного стану обладнання, які дозволяють передбачати моменти потрібного обслуговування.
- Оптимізація Графіка Обслуговування: За допомогою алгоритмів оптимізації, ШІ може допомагати розробляти оптимальні графіки технічного обслуговування для максимізації часу служби обладнання.

4. Взаємодія та Інтелектуальна Система Керування:

- Системи Автоматизованого Керування: ШІ може бути взяте до складу систем автоматизованого керування, що в реальному часі адаптує параметри роботи обладнання для забезпечення оптимальної вібраційної надійності та роботи.
- Виправлення та Адаптація: Системи можуть вчитися змінювати параметри роботи в реальному часі на основі змін в умовах експлуатації чи даних від сенсорів.

Впровадження ШІ для вібраційної надійності роторних машин допомагає знизити ризик поломок, забезпечити ефективну роботу обладнання та зекономити витрати на обслуговування.

3.3 Висновки до третього розділу

Використання систем штучного інтелекту (ШІ) в сучасному світі призводить до значних покращень у різних сферах. ШІ використовується для оптимізації процесів управління, вирішення складних завдань аналізу даних, покращення автоматизації та розробки нових технологій. У сферах вібраційної надійності роторних машин, ШІ використовується для моніторингу, діагностики та прогнозування аномалій, сприяючи підвищенню ефективності та зниженню ризиків поломок. Застосування ШІ відкриває нові можливості для розуміння та оптимізації процесів у різноманітних галузях, що сприяє покращенню якості життя та інноваційному розвитку.

РОЗДІЛ 4. ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ РОТОРУ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

4.1 Характеристики жорсткості підшипника

Для розробки методики визначення власних частот та критичних частот коливань ротора можна використовувати апроксимуючу криву для опису залежності "швидкість ротора - жорсткість підшипника" з останнього досвіду у проектуванні та розрахунках компресорних агрегатів. Це підтверджує достатність використання квадратичного полінома для опису залежності жорсткості підшипника c від швидкості ротора ω :

$$c(\omega) = c^0 + \alpha\omega + \beta\omega^2$$

де c^0 - жорсткість підшипника в разі невращаючогося ротора (Н/м); α - початковий нахил (Н·с/м); β - початкова кривизна кривої (Н·с²/м). Наступне дослідження спрямоване на визначення параметрів c^0 , α , β за допомогою Штучних Нейронних Мереж (ANN).

4.2 Математична модель динаміки ротора

Математична модель коливань ротора за методом скінченних елементів, яка дозволяє враховувати гіроскопічні моменти інерції для лопатей і деталей типу оболонок, а також нелінійну залежність жорсткості підшипника від швидкості ротора (1), реалізована за допомогою комп'ютерної програми [19]. Завдяки методу скінченних елементів математична модель коливань ротора описується наступним рівнянням [20, 21]:

$$([C(\omega)] - \omega^2[M])\{Y\} = \{F\}$$

де $\{F\}$, $\{Y\}$ - стовпчасті вектори амплітуд F_k та y_k зовнішніх моно гармонічних сил $F_k \sin \omega t$ і відхилень вузлів $y_k \sin \omega t$ відповідно; k - номер вузла ($k = 1, 2, \dots, 2N - 1$); N - загальна кількість скінчених елементів; $[C(\omega)]$, $[M]$ - глобальні матриці жорсткості та інерції, сформовані з локальних шляхом їхнього сумування на відповідних вузлах k :

$$[C(\omega)]_{ij} = \sum_{k=1}^n ([C(\omega)]_e^k)_{ij}; [M]_{ij} = \sum_{k=1}^n (M_e^k)_{ij}; (i, j = 1, 2, \dots, 2N - 1)$$

У випадку двох вузлових скінчених елементів балки з 4 ступенями свободи, локальні матриці жорсткості $[C(x)]_e$ та інерції $[M]_e$ для скінченого елемента $e = (i, j)$ визначаються за наступними виразами:

$$C_e = \frac{EI}{l^3} \begin{bmatrix} 12 + \frac{cl^3}{EI} & 6l & -12 & 6l \\ 6l & 4l^2 & -6l & 2l^2 \\ -12 & -6l & 12 & -6l \\ 6l & 2l^2 & -6l & 4l^2 \end{bmatrix};$$

$$M_e = \frac{m}{420} \begin{bmatrix} 136 & 22l & 54 & -13l \\ & -136l^2 - & & \\ 22l & -105r^2/4 + & 13l & -3l^2 \\ & + 420I_g/m & & \\ 54 & 13l & 136 & -22l \\ -13l & -3l^2 & -22l & 4l^2 \end{bmatrix},$$

де m - маса скінченого елемента (кг); l - довжина скінченого елемента (м); E - модуль Юнга матеріалу (Н/м²); I - осевий момент інерції поперек перерізу (кг·м²); r -

радіус поперечного перерізу (м); I_g – гіроскопічний момент інерції для лопатей і деталей типу оболонок ($\text{кг}\cdot\text{м}^2$).

У випадку вільних коливань $F_k = 0$ ($k = 1, 2, \dots, 2N - 1$), та умови існування нетривіальних розв'язків системи (2) зникає, і визначник

$$\det([C(\Omega)] - \Omega^2[M]) = 0,$$

який представляє вищий порядок нелінійного алгебраїчного рівняння відносно критичної частоти Ω .

В результаті моделювання динаміки ротора для різних значень параметрів c^0, α, β , може бути отримано набір даних, що описує матричну залежність $\{K\} = f\{\Omega\}$ між характеристикою жорсткості $\{K\} = \{c^0, \alpha, \beta\}T$ та спектром $\{\Omega\} = \{\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3, \dots\}T$ критичних частот.

Вказана вище техніка реалізована на прикладі багатоступінчастого центробіжного компресора 295GC2-190/44-10M на магнітних підшипниках. Компресор з потужністю 16,85 мегаватт є частиною газонасосної установки GPU-C-16/102-3,32M, та має робочу швидкість ротора в діапазоні 3710...5565 об/хв.

Отримані максимальні параметри $c_0^{max} = 2,5 \times 10^7$ Н/м, $\alpha^{max} = 3 \times 10^4$ Н·с/м, $\beta^{max} = 3 \times 10^7$ Н·с²/м та $\Omega^{max} = 536$ будуть використовуватися для нормалізації набору даних під час процедури регресії та реалізації Штучних Нейронних Мереж (ANN).

4.3 Процедура регресії

Набір даних, отриманий в результаті числового моделювання динаміки ротора за допомогою комп'ютерної програми "Критичні частоти ротора", може бути використаний у процедурі регресії [19, 20] для визначення лінійної залежності між жорсткістю підшипника та критичними частотами у наступному вигляді:

$$\underline{\Omega}_i = a_i \underline{c}_0 + b_i \underline{\alpha} + c_i \underline{\beta}$$

де i - номер критичної частоти ($i = \{1, 2, 3\}$); a_i, b_i, c_i - невідомі вагові коефіцієнти; $\underline{\Omega}_i, \underline{c}_0, \underline{\alpha}, \underline{\beta}$ - безрозмірні нормалізовані параметри в діапазоні від 0 до 1, визначені за формулами:

$$\underline{\Omega}_i = \frac{\Omega_i}{\Omega^{max}}; \quad \underline{c}_0 = \frac{c_0}{c^{max}}; \quad \underline{\alpha} = \frac{\alpha}{\alpha^{max}}; \quad \underline{\beta} = \frac{\beta}{\beta^{max}};$$

Залежність (6) еквівалентна набору трьох площин в 4D гіперпросторі " $\underline{c}_0 - \underline{\alpha} - \underline{\beta} - \underline{\Omega}_i$ " після нормалізації (7).

Невідомі параметри a_i, b_i, c_i як компоненти стовпчастого вектора вагових коефіцієнтів $\{A\}_i = \{a_i, b_i, c_i\}^T$ можна отримати в результаті рішення системи неоднорідних лінійних рівнянь:

$$[K]\{A\}_i = \{\underline{\Omega}\}_i$$

де $[K]$ - прямокутна матриця коефіцієнтів жорсткості підшипника розміром $n \times 3$ (де n - кількість рядків набору даних з результатами числового моделювання); $\{\underline{\Omega}\}_i$ - стовпчастий вектор нормалізованих критичних частот розміром $n \times 1$:

$$[\underline{K}] = \begin{bmatrix} c_0^{(1)} & \alpha^{(1)} & \beta^{(1)} \\ c_0^{(2)} & \alpha^{(2)} & \beta^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots \\ c_0^{(n)} & \alpha^{(n)} & \beta^{(n)} \end{bmatrix}; \quad \{\bar{\Omega}\}_i = \begin{Bmatrix} \bar{\Omega}_i^{(1)} \\ \bar{\Omega}_i^{(2)} \\ \dots \\ \bar{\Omega}_i^{(n)} \end{Bmatrix}.$$

Оскільки $n > 3$, стовпчасті вектори $\{A\}_i$ можна отримати за формулою лінійної регресії:

$$\{A\}_i = \underbrace{([\underline{K}]^T [\underline{K}])^{-1} [\underline{K}]^T}_{n \times n} \underbrace{\{\bar{\Omega}\}_i}_{n \times 1}.$$

Критичні частоти можуть бути визначені за моделлю лінійної регресії за наступною формулою:

$$\{\underline{\Omega}\} = [A]\{\underline{K}\}$$

де $\{\underline{\Omega}\}$ - ще один стовпчастий вектор експериментальних значень критичних частот $\{\underline{\Omega}\}_1, \{\underline{\Omega}\}_2, \{\underline{\Omega}\}_3$; $\{\underline{K}\}$ - стовпчастий вектор параметрів жорсткості підшипника; $[A]$ - прямокутна матриця вагових коефіцієнтів, визначена формулою (10):

$$[A] = \begin{bmatrix} \{A\}_1 \\ \{A\}_2 \\ \{A\}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix}; \quad \{\tilde{\Omega}\} = \begin{Bmatrix} \tilde{\Omega}_1 \\ \tilde{\Omega}_2 \\ \tilde{\Omega}_3 \end{Bmatrix}; \quad \{\bar{K}\} = \begin{Bmatrix} \bar{c}_0 \\ \bar{\alpha} \\ \bar{\beta} \end{Bmatrix}.$$

Невідомі вагові коефіцієнти $\{\underline{K}\}$ визначаються в рівнянні (11) за допомогою формули для оберненої матриці:

$$\{K\} = [A]^{-1}\{\Omega\}$$

4.4 Використання Штучних Нейронних Мереж

Використання аналітичних моделей для вивчення динаміки ротора взагалі неможливо. Тому в основному використовується метод шкірних елементів. Однак розв'язання оберненої задачі, пов'язаної з ідентифікаційними характеристиками жорсткості підшипника, яка забезпечує фактичні робочі параметри або критичні частоти та форми коливання, є складною дослідницькою проблемою, яку неможливо розв'язати традиційним кінцево-елементним аналізом через початкову нелінійність математичної моделі. У цьому випадку штучні нейронні мережі (ШНМ), як універсальні апроксиматори, можуть бути використані за рахунок їх здатності створювати загальні механізми створення моделей з високою нелінійною залежністю між вхідними та вихідними параметрами [21].

Різноманіття ШНМ забезпечується за рахунок конкретних вимог задачі, шляхом використання різного ступеня складності мережі, типів міжпідключень, функцій переносу, методів навчання тощо. У цій роботі використовується ШНМ з входом, виходом і системою прихованих шарів, яка створює відповідність між критичними частотами ротора та параметрами характеристики жорсткості підшипника. Процедура ідентифікації характеристики жорсткості підшипника шляхом поєднання моделі динаміки ротора за допомогою методу скінчених елементів та ШНМ схематично представлена на рис. ба.

Важливо відзначити, що вихідні параметри (критичні частоти X_1 , X_2 , X_3), отримані в результаті чисельного моделювання в комп'ютерній програмі «Критичні частоти ротора», є вхідними даними для навчання штучної нейронної мережі (ШНМ), а вихідні параметри ШНМ (коефіцієнти жорсткості c_0 , a , b) порівняти з відповідними фактичними значеннями, визначеними в результаті експериментальних досліджень.

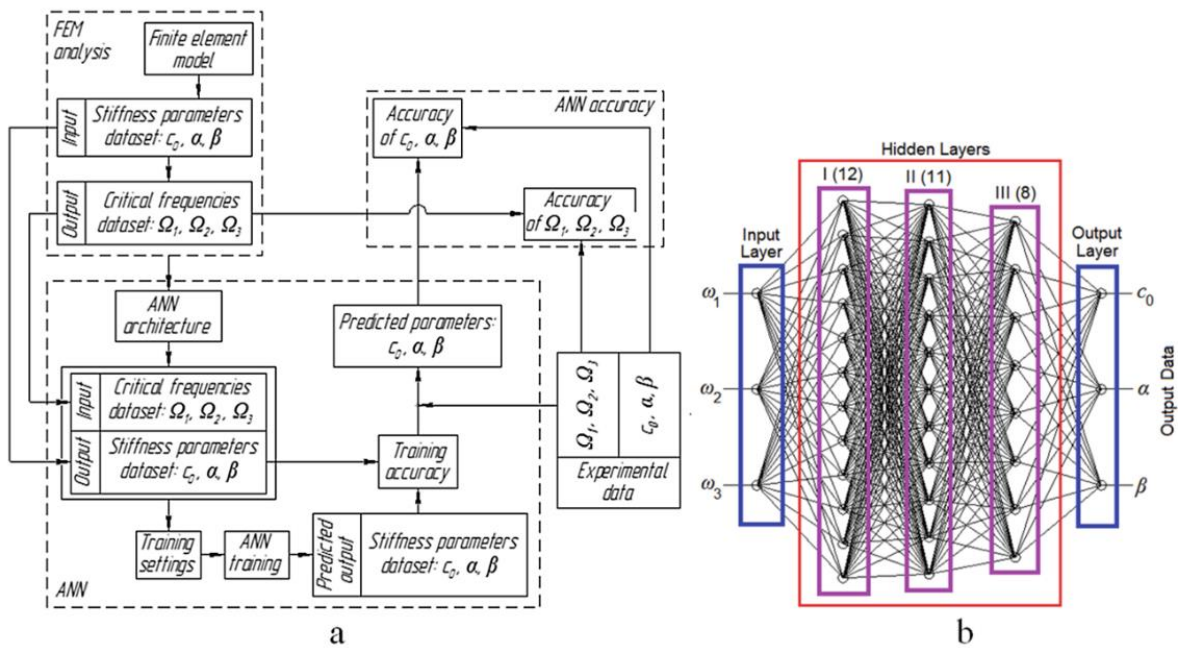


Рисунок 6 - Конфігурація штучної нейронної мережі

Конфігурація штучної нейронної мережі представлена рис. 6б. Кількість шарів та розподіл нейронів у цих шарах визначаються умовою постійної роботи всіх нейронів. Зменшення кількості прихованих шарів та відповідних нейронів призводить до зниження точності подальшої оцінки характеристик жорсткості підшипника ротора, а необгрунтоване збільшення кількості нейронів та шарів призводить до збільшення часу навчання та набору непотрібних нейронів.

4.5 Результати

4.5.1 Використання процедури регресії

Експериментальні дослідження динаміки ротора багатоступінчастого центрифужного компресора 295GC2-190/44-100M проводилися на прискорюючо-балансувальному стенді "Schlenk" для прискореного тестування та динамічного балансування в вакуумі гнучких роторів центрифугальних

компресорів з масою до 2500 кг. У результаті були визначені фактичні критичні частоти $\Omega_1 = 117$ рад/с, $\Omega_2 = 256$ рад/с, $\Omega_3 = 511$ рад/с, і відповідні нормалізовані параметри $\{\underline{\Omega}\}_1 = 0.218$, $\{\underline{\Omega}\}_2 = 0.478$, $\{\underline{\Omega}\}_3 = 0.953$. Таким чином, за формулою (13) отримано стовпчастий вектор, а оцінені параметри жорсткості підшипника мають такий вигляд: $\{K\} = \{0.817, 0.204, 0.891\}^T$, і оцінювані параметри жорсткості підшипника наступні: $c_0 = 0.817 \cdot 2.5 \cdot 10^7 = 2.179 \cdot 10^7$ (Н/м); $\alpha = 0.204 \cdot (-3 \cdot 10^4) = -0.613 \cdot 10^4$ (Н·с/м).

$$\beta = 0.891 \cdot 2 \cdot 10^2 = 1.782 \cdot 10^2 \text{ (Н} \cdot \text{с}^2/\text{м)}.$$

Усі вищезазначені результати представлені в Таблиці 1.

Методи та параметри	$c_0 \cdot 10^7$	$\alpha \cdot 10^4$	$\beta \cdot 10^2$	ω_1	ω_2	ω_3
Регресійний аналіз	2.179	-0.613	1.782	117	264	513
Штучна нейронна мережа	2.455	-2.682	1.996	118	256	511
Фактичні параметри	2.450	-2.900	2.086	117	256	511
Помилка регресійного аналізу	11.1	78.9	14.6	0.0	3.1	0.4
Помилка використання ШНМ	0.2	7.6	4.4	0.9	0.0	0.0

Таблиця 1 - Результати розрахунків

Перевірка результатів виконується шляхом визначення критичних частот в результаті числового моделювання у програмі "Критичні частоти ротора". У випадку параметрів $c_0 = 2.179 \cdot 10^7$ (Н/м); $\alpha = -0.613 \cdot 10^4$ (Н·с/м).

$\beta = 1.782 \cdot 10^2$ (Н·с²/м), отримують критичні частоти: $\Omega_1 = 117$ рад/с, $\Omega_2 = 264$ рад/с, $\Omega_3 = 513$ рад/с, що відповідає фактичним критичним частотам.

Однак варто відзначити, що фактичні параметри $c_0 = 2.45 \cdot 10^7$ (Н/м); $\alpha = -2.9 \cdot 10^4$ (Н·с/м); $\beta = 2.086 \cdot 10^2$ (Н·с²/м) характеристики жорсткості підшипника дають підставу вважати, що є недостатня точність лінійної процедури регресії через відносні похибки 11.1%, 78.9% та 14.6% відповідно.

Таким чином, є необхідність використання методу, що дає більш точні результати.

4.6 Впровадження Штучної Нейронної Мережі

Програмне забезпечення "Visual Gene Developer" надає графічне візуалізацію процедури тренування Штучної Нейронної Мережі (ШНМ) (рис. 7). Лінії представляють вагові коефіцієнти та значення порогів вузлів. На діаграмі червоний колір відповідає великому позитивному числу, а фіолетовий колір означає велике від'ємне число. Ширина лінії пропорційна абсолютному значенню вагового коефіцієнта чи значенню порога.

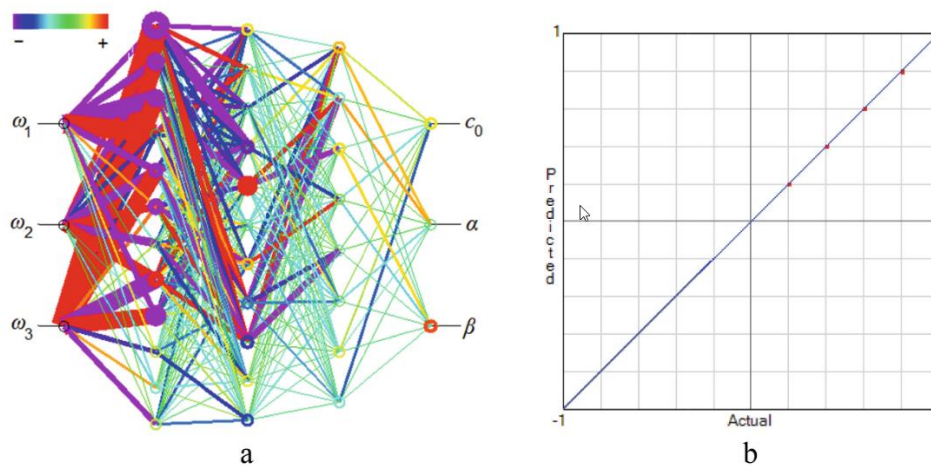


Рисунок 7 - Графічна візуалізація процедури тренування Штучної Нейронної Мережі

Були обрані наступні параметри для тренування Штучної Нейронної Мережі (ШНМ): швидкість навчання – 0.001; функція передачі – гіперболічний тангенс; загальна кількість циклів навчання – 1 000 000; цільова похибка – 1×10^{-5} ; метод ініціалізації порогу – випадковий; метод ініціалізації вагового коефіцієнта – випадковий; інтервал оновлення аналізу – 500 циклів.

Результати тренування ШНМ включають початкові параметри c^0 , α , β , отримані частоти $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ та передбачені критичні частоти $\omega_1, \omega_2, \omega_3$. Порівняння передбачених критичних частот із відповідними отриманими критичними частотами дозволяє зробити висновок про високу точність (до третього десяткового знаку) процесу навчання ШНМ. Крім того, отримано наступні результати тренування: сума помилок – 3.5×10^{-4} ; середня помилка на вихід на кожний набір даних – 3.6×10^{-6} ; коефіцієнт регресії – 0.99996.

Оцінені параметри жорсткості підшипника ϵ : $\underline{c}_0 = 0.982$ ($c_0 = 2.455 \cdot 10^7$ Н/м); $\underline{\alpha} = 0.894$ ($\alpha = -2.681 \cdot 10^4$ Н/м); $\underline{\beta} = 0.998$ ($\beta = 1.996 \cdot 10^2$ Н·с²/м);

Усі ці результати представлені в Таблиці 1. Перевірка результатів проводиться за допомогою визначення критичних частот в результаті числового моделювання в програмі "Critical frequencies of the rotor". За параметрами $c_0 = 2.455 \cdot 10^7$ Н/м, $\alpha = -2.681 \cdot 10^4$ Н/м, $\beta = 1.996 \cdot 10^2$ Н·с²/м, отримані критичні частоти: $\Omega_1 = 118$ рад/с, $\Omega_2 = 254$ рад/с, $\Omega_3 = 511$ рад/с, що відповідає фактичним критичним частотам.

Однак слід відзначити, що фактичні параметри $c_0 = 2.45 \cdot 10^7$ Н/м, $\alpha = -2.9 \cdot 10^4$ Н/м, $\beta = 2.086 \cdot 10^2$ Н·с²/м, характеристики жорсткості підшипника свідчать про високу точність отриманих результатів за допомогою ШНМ, з відносними похибками меншими за 1%. Схема конструкції та форми коливань, отримані за допомогою комп'ютерної програми "Critical frequencies of the rotor" для оціненої ШНМ жорсткості підшипника, представлені на рисунку 8.

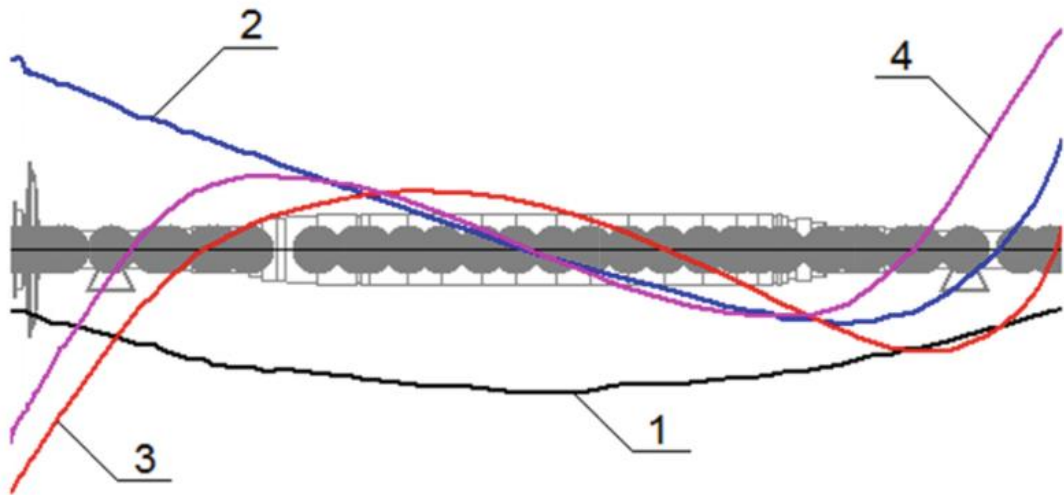


Рисунок 8 - Схема конструкції та форми коливань

Основними перевагами використання ШНМ є достатня точність отриманих результатів, і відсутність необхідності процедури повторної оптимізації при зміні експериментальних значень критичні частоти в одній моделі динаміки ротора.

4.3 Висновки до четвертого розділу

У роботі були розглянуті регресійні залежності для ідентифікації параметрів жорсткості підшипника за допомогою чисельного моделювання та експериментальних даних. Програма "Критичні осциляції ротора" втілює математичну модель динаміки ротора з урахуванням гіроскопічних моментів інерції лопаток та оболонок, а також нелінійної залежності жорсткості підшипника від швидкості ротора.

Використання Штучних Нейронних Мереж (ШНМ) було успішно перевірено на прикладі компресора 295GC2-190/44-10M на магнітних підшипниках з урахуванням залежності характеристик жорсткості від швидкості ротора. Порівняння результатів ШНМ з фізичним експериментом підтверджує надійність запропонованого підходу з достатньою точністю для практичного використання.

Важливо відзначити, що різні результати отримані в результаті лінійної регресійної процедури та ШНМ. Достатня точність розрахунку критичних частот не гарантує достатньої точності лінійної регресійної процедури через її початкову лінійність. Проте, ця проблема повністю вирішується за допомогою ШНМ. Крім того, використання ШНМ значно підвищує точність ідентифікації параметрів математичної моделі жорсткості підшипника порівняно з лінійною регресійною процедурою.

ВИСНОВКИ

Узагальнюючи, сучасний рівень розвитку вібродіагностики роторних машин свідчить про великий потенціал цієї галузі. Використання штучного інтелекту, зокрема Штучних Нейронних Мереж, виявляється ключовим інструментом для підвищення точності вібродіагностики. Розглянуті регресійні залежності та застосування ШНМ для ідентифікації параметрів жорсткості підшипника, базуючись на чисельному моделюванні та експериментальних даних, підтверджують високу надійність та точність отриманих результатів. Ці підходи сприяють підвищенню ефективності виявлення проблем роторних машин та покращенню точності діагностики для практичних застосувань.

Забезпечення вібраційної надійності роторних машин є критично важливим для забезпечення їх ефективної та безперебійної роботи. Використання систем штучного інтелекту (ШІ) в цьому контексті виявляється перспективним напрямком. ШІ дозволяє моніторити, діагностувати та прогнозувати вібрації, реагуючи на аномалії та зменшуючи ризики поломок. Інтеграція ШІ в системи керування в реальному часі сприяє адаптації параметрів обладнання для оптимальної вібраційної надійності, що в результаті призводить до підвищення ефективності, зниження витрат на обслуговування та забезпечення стабільності роботи роторних машин.

Використання систем штучного інтелекту (ШІ) в сучасному світі призводить до значних покращень у різних галузях. ШІ використовується для оптимізації управління, вирішення складних завдань аналізу даних, покращення автоматизації та розробки нових технологій. У сферах вібраційної надійності роторних машин, ШІ використовується для моніторингу, діагностики та прогнозування аномалій, сприяючи підвищенню ефективності та зниженню ризиків поломок. Застосування ШІ відкриває нові можливості для розуміння та оптимізації процесів у різноманітних галузях, сприяючи покращенню якості життя та інноваційному розвитку.

У дослідженні розглянуті регресійні залежності для ідентифікації параметрів жорсткості підшипника, використовуючи чисельне моделювання та експериментальні дані. Програма "Критичні осциляції ротора" враховує математичну модель динаміки ротора з урахуванням гіроскопічних моментів інерції лопаток та оболонок, а також нелінійної залежності жорсткості підшипника від швидкості ротора.

Ефективність Штучних Нейронних Мереж (ШНМ) була успішно підтверджена на прикладі компресора 295GC2-190/44-10M з магнітними підшипниками, враховуючи залежність характеристик жорсткості від швидкості ротора. Порівняння результатів ШНМ з фізичним експериментом свідчить про надійність запропонованого підходу з достатньою точністю для практичного використання.

Важливим аспектом є те, що різні результати отримані внаслідок лінійної регресійної процедури та ШНМ. Точність лінійної регресійної процедури не завжди гарантує достатню точність через її початкову лінійність. Однак цю проблему повністю вирішує ШНМ. Крім того, використання ШНМ істотно підвищує точність ідентифікації параметрів математичної моделі жорсткості підшипника порівняно з лінійною регресійною процедурою.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Симоновський В. І., Павленко І. В., Калініченко П. М., Дем'яненко М. М., Вашист Б. В., Вербовий А. Є. Дослідження динаміки роторів турбонасосних агрегатів та поршневих компресорних установок. Звіт про науково-дослідну роботу. Суми, 2018.
2. Monkova, K., Monka, P. P., Hric, S., Kozak, D., Katinić, M., Pavlenko, I., Liaposchenko, O. (2020). Condition monitoring of Kaplan turbine bearings using vibro-diagnostics. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, Vol. 9(8), pp. 1182–1188.
3. ANSYS CFX Tutorials Release 15.0, ANSYS, Inc., 2013.
4. MathCad 14 User's Guide, Parametric Technology Corporation, 2007.
5. Pavlenko I., Simonovskiy V., Ivanov V., Zajac J., Pitel J. (2019) Application of Artificial Neural Network for Identification of Bearing Stiffness Characteristics in Rotor Dynamics Analysis. In: Ivanov V. et al. (eds) *Advances in Design, Simulation and Manufacturing. DSMIE 2018. Lecture Notes in Mechanical Engineering*. Springer, Cham, pp. 325-335. DOI: 10.1007/978-3-319-93587-4_34
6. Pavlenko, I., Simonovskiy, V., Verbovyi, A., Ivchenko, O., Ivanov, V. (2022). Rotor Dynamics and Stability of the Centrifugal Pump CPN 600-35 for Nuclear Power Plants.
7. Hadroug, N., Hafaifa, A., Alili, B., Iratni, A., Chen, X.Q.: Fuzzy diagnostic strategy implementation for gas turbine vibrations faults detection: Towards a characterization of Symptom–fault correlations. *Journal of Vibration Engineering and Technologies*, 2021, doi: 10.1007/s42417-021-00373-z.
8. Qin, J., Gao, X., Yan, Q., Huang, W.-C., Yao, G.: High frequency modal test and dynamic performance evaluation of turbine rotor blades. In: *31st Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences. ICAS 2018*, 143115 (2018).

9. Yanez-Borjas, J.J., Camarena-Martinez, D., Vasquez-Barrera, M.A., Romero-Troncoso, R.J., Morinigo-Sotelo, D.: Experimental validation of the broken rotor bar fault evolution in line-fed induction motors. In: 2018 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing. ROPEC 2018, pp. 1-7 (2019), doi: 10.1109/ROPEC.2018.8661426.

10. Dimentberg, M.F.: Vibration of a rotating shaft with randomly varying internal damping. *Journal of Sound and Vibration*, 285, 759-765 (2005), doi: 10.1016/j.jsv.2004.11.025.

11. Zou, M., Fang, P., Hou, Y., Peng, H.: Investigation on multiple-frequency synchronization experiment of vibration system with dual-rotor actuation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 164, 108261 (2022), doi: 10.1016/j.ymsp.2021.108261.

12. Kumar, M., Affijulla, S.: On-line estimation of alternators rotor angle dynamics in the modern power system. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 134, 107314 (2022), doi: 10.1016/j.ijepes.2021.107314.

13. Chelabi M.A., Basova Y., Hamidou M.K., Dobrotvorskiy S.: Analysis of the three-dimensional accelerating flow in a mixed turbine rotor. *Journal of Engineering Sciences*, 8(2), D1-D7 (2021), doi: 10.21272/jes.2021.8(2).d2.

14. Sokolov, V., Porkuian, O., Krol, O., Stepanova, O.: Design calculation of automatic rotary motion electrohydraulic drive for technological equipment. In: Ivanov V. et al. (eds) *Advances in Design, Simulation and Manufacturing IV. DSMIE 2021. Lecture Notes in Mechanical Engineering*. Springer, Cham, Vol. 1, pp. 133-142 (2021), doi: 10.1007/978-3-030-77719-7_14.

15. Li, K., Peng, C., Deng, Z., Huang, W., Zhang, Z.: Field dynamic balancing for active magnetic bearings supporting rigid rotor shaft based on extended state observer. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 158, 107801 (2021), doi: 10.1016/j.ymsp.2021.107801.

16. Chen, X., Liu, J., Li, L.: Dynamics of the vibration system driven by three homodromy eccentric rotors using control synchronization. *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(16), 7691 (2021), doi: 10.3390/app11167691.

17. Yashchenko, A.S., Rudenko, A.A., Simonovskiy, V.I., Kozlov, O.M.: Effect of bearing housings on centrifugal pump rotor dynamics. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 233(1), 012054 (2017), doi: 10.1088/1757-899X/233/1/012054.

18. Li, Y., Luo, Z., Liu, J., Ma, H., Yang, D.: Dynamic modeling and stability analysis of a rotor-bearing system with bolted-disk joint. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 158, 107778 (2021), doi: 10.1016/j.ymsp.2021.107778.

19. Krol, O., Porkuian, O., Sokolov, V., Tsankov, P.: Vibration stability of spindle nodes in the zone of tool equipment optimal parameters. *Comptes Rendus de l'Academie Bulgare des Sciences* 72(11), 1546-1556 (2019), doi: 10.7546/CRABS.2019.11.12.

20. Jiang, L.: Finite element analysis and multi-objective optimization of flexible rotor-bearing system. *Atomic Energy Science and Technology*, 55, 327-334 (2021), doi: 10.7538/yzk.2021.zhuankan.0144.

21. Li, Y., Tang, Z.: High-speed rolling bearing-dual rotor spindle system numerical simulation analysis of discrete modeling dynamics. *Journal of Mechanical Strength*, 43(4), 798-807 (2021), doi: 10.16579/j.issn.1001.9669.2021.04.006.

22. Zhang, W., Qin, P., Zhang, X., Ma, K., Yin, L., Li, C.: Rotordynamic characteristics of a novel pocket damper seal with self-regulated injection. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 35(8), 3421-3434 (2021), doi: 10.1007/s12206-021-0715-9.

23. Zhao, B.-S., Li, N., Ma, H., Han, H.-Z., Zhao, Z.-F.: Vibration characteristics of the helical gear rotor system considering mixed modification. *Journal of Vibration Engineering*, 34(4), 704-711 (2021), doi: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.04.006.

24. Saeed, N.A.-F., Mahrous, E., Nasr, E.A., Awrejcewicz, J.: Nonlinear dynamics and motion bifurcations of the rotor active magnetic bearings system with a new control scheme and rub-impact force. *Symmetry*, 13(8), 1502 (2021), doi: 10.3390/sym13081502.

25. Ashutosh, K., Prabhakar, S., Vinayak, R. Vibration characteristics of a rotor-bearing system caused due to coupling misalignment (2021). DOI: 10.21595/vp.2021.22195

26. О. М. Васілевський, В. О. Поджаренко. Система вимірювального контролю параметрів взаємозв'язаних роторних машин. Монографія, Вінниця, 2007.

27. Reddy, M.C.S., Sekhar, A.S.: Application of artificial neural networks for identification of unbalance and looseness in rotor bearing systems. *Int. J. Appl. Sci. Eng.* 11(1), 69–84 (2013)

28. Wang, C. C., Kang, Y., Shen, P. C., Chang, Y. P., and Chung, Y. L. 2010. Applications of fault diagnosis in rotating machinery by using time series analysis with neural network, *Expert Systems with Applications*, 37, 1696-1702.

29. Pavlenko I., Trojanowska J., Ivanov V., Liaposhchenko O. (2019). Parameter Identification of Hydro-Mechanical Processes Using Artificial Intelligence Systems. *International Journal of Mechatronics and Applied Mechanics*, Issue 5, pp. 19-26.)

30. Ogonnaya, E. A., Adigio, E. M., Ugwu, H. U., Anumiri, M. C.: Advanced gas turbine rotor shaft fault diagnosis using artificial neural network. *International Journal of Engineering and Technology Innovation* 3(1), 58–69 (2013).

31. Hagan, M.T., Demuth, H.B., et al.: *Neural network design*. 2nd edn. Pws publishers, Boston.

<http://hagan.okstate.edu/nnd.html>. Accessed 10 Dec 2017

Додаток 1

Простий код для прийому та аналізу рівня вібрації

```
In [3]: import random

class VibrationalMonitoringSystem:
    def __init__(self, threshold=10.0):
        # Ініціалізуємо систему моніторингу з пороговим значенням вібрації
        self.threshold = threshold
        # Зберігаємо поточний рівень вібрації
        self.current_vibration = 0.0

    def generate_random_vibration(self):
        # Симулюємо вимірювання вібрації (від 0 до 20 для прикладу)
        self.current_vibration = random.uniform(0, 20)

    def monitor_vibration(self):
        # Генеруємо випадковий рівень вібрації
        self.generate_random_vibration()

        # Виводимо інформацію про поточний рівень вібрації
        print(f"Поточний рівень вібрації: {self.current_vibration}")

        # Порівнюємо поточний рівень вібрації з пороговим значенням
        if self.current_vibration > self.threshold:
            # Виводимо повідомлення про можливу проблему з роторною машиною
            print("Увага! Перевищений поріг вібрації. Можлива проблема з роторною машиною.")
        else:
            # Виводимо повідомлення, якщо все в порядку
            print("Все в порядку. Роторна машина працює стабільно.")

# Створюємо екземпляр системи вібромоніторингу з пороговим значенням вібрації 10.0
vibration_monitoring_system = VibrationalMonitoringSystem(threshold=10.0)

# Моніторимо вібрації та виводимо результат
vibration_monitoring_system.monitor_vibration()
```

executed in 6ms, finished 12:12:34 2023-12-21

Поточний рівень вібрації: 3.6060108688833026
Все в порядку. Роторна машина працює стабільно.

Додаток 2

Простий код для запису даних з вібраційних датчиків

```
: import numpy as np
import time

def collect_vibration_data(sensor_location, duration_seconds=10, sample_rate=100):
    """
    Функція для симуляції та збору вібраційних даних.

    Параметри:
    - sensor_location: розташування сенсора (наприклад, "Роторна машина").
    - duration_seconds: тривалість збору даних у секундах.
    - sample_rate: частота збору даних (в герцах).

    Повертає:
    - vibration_data: масив NumPy зі зібраними вібраційними даними.
    """

    # Кількість зразків даних, які треба зібрати
    num_samples = int(duration_seconds * sample_rate)

    # Симуляція вібраційних даних за допомогою випадкового шуму
    time_values = np.linspace(0, duration_seconds, num_samples)
    vibration_data = np.random.normal(loc=0, scale=1, size=num_samples)

    # Збір імітованих даних протягом тривалості
    print(f"Збір вібраційних даних на {sensor_location}...")
    for i in range(num_samples):
        # Тут можна додати взаємодію з реальними сенсорами або пристроями
        time.sleep(1 / sample_rate) # Симуляція часового інтервалу між вимірюваннями

    print("Збір вібраційних даних завершено.")

    return vibration_data

# Приклад використання
if __name__ == "__main__":
    location = "Роторна машина"
    collected_data = collect_vibration_data(location)

    # Виведення зібраних даних
    print(f"Зібрані вібраційні дані на {location}: {collected_data}")
```