

АЛГОРИТМ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ ВІБРАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ ІСТОРИЧНИХ ДАНИХ ДЛЯ ПРЕДИКТИВНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ

Олександр Ришковський, доцент, М.Лукашів, аспірант
Національний університет "Львівська Політехніка", Україна;
e-пошта: markiiian.b.lukashiv@lpnu.ua

Анотація

У статті досліджуються переваги та недоліки алгоритму який використовується для визначення проміжку часу досягнення досліджуванним об'єктом заданого значення вібрації для застосування у предиктивному обслуговуванні в Промисловості 4.0. Досліджуваний алгоритм потенційно дозволить передбачати час до виходу об'єкта з ладу. Тим самим, мінімізується час простою та забезпечується безперервність виробництва.

Ключові слова

Алгоритми, Промисловість 4.0, Предиктивне технічне обслуговування, Вимірювання вібраційних параметрів.

1. Вступ

У сучасному промисловому світі, де безперебійна робота обладнання є критично важливою для ефективності та безпеки, моніторинг вібрації відіграє ключову роль у предиктивному обслуговуванні. Існуюче програмне забезпечення для аналізу параметрів вібрації вже сьогодні здатне на високому рівні здійснювати постійний контроль, виявляти аномалії та сигналізувати оператору про досягнення заданих граничних значень вібрації. Ці системи є незамінними для ідентифікації поточних відхилень від норми та запобігання раптовим поломкам, інформуючи про необхідність негайного втручання, коли вібрація вже досягла небезпечного рівня.

Проте, незважаючи на високу функціональність наявних рішень, переважна більшість із них зосереджена на поточному стані обладнання. Вони інформують про те, що ліміт вже досягнуто або перевищено, але не надають інформації про те, коли це відбудеться. Ця "сліпа пляма" у прогнозуванні створює значні виклики для ефективного планування технічного обслуговування. Відсутність здатності передбачити час, коли вібрація досягне критичного порогу, означає, що перевага надається реактивним заходам обслуговування, а не проактивним [1].

Саме тут і виникає критична доцільність розробки та впровадження алгоритмів для прогнозування часу досягнення заданого порогу вібрації. Такий функціонал перетворює систему моніторингу з інструменту сигналізації про проблему на інструмент запобігання проблемі. Наявність подібного алгоритму дозволить:

- Оптимізувати планування обслуговування.
- Зменшити ризики аварій та катастроф.
- Ефективніше управляти ресурсами.

Таким чином, розробка та інтеграція алгоритму для передбачення часу досягнення порогу вібрації є не просто покращенням існуючого програмного забезпечення, а стратегічним кроком до реалізації повноцінного предиктивного обслуговування, що надає компаніям значні конкурентні переваги в умовах сучасного ринку. Цей функціонал є відповіддю на нагальну потребу промисловості перейти від реактивного реагування до проактивного управління станом обладнання, забезпечуючи його стабільну, безпечну та економічно вигідну експлуатацію.

2. Недоліки

Сучасне програмне забезпечення для аналізу вібрації ефективно проводить моніторинг обладнання та сигналізує про досягнення лімітів, але його реактивний підхід не дозволяє передбачати час виникнення проблеми. Ця відсутність прогностичного функціоналу призводить до значних недоліків, негативно впливаючи на операційну ефективність, безпеку та економіку підприємства. Основні недоліки через відсутність алгоритму передбачення:

- Реактивне, а не проактивне обслуговування. Без прогнозування обслуговування залишається реактивним, оскільки рішення приймаються лише після досягнення вібрацією неприпустимого рівня, унеможливаючи завчасне планування ремонтів та запобігання незапланованим зупинкам обладнання.
- Непередбачені простої та виробничі втрати. Раптові відмови обладнання через непередбачене зростання вібрації спричиняють непередбачувані простої, що веде до значних фінансових втрат (недоотриманий прибуток, штрафи, додаткові витрати на екстрений ремонт) та порушення виробничих графіків.
- Вищі витрати на обслуговування та ремонт. Екстрені ремонти дорожчі через термінові закупівлі та залучення персоналу. Ігнорування ранніх ознак деградації може призвести до каскадних поломок, а відсутність розуміння залишкового терміну служби — до неефективних заміन компонентів.

- Зниження безпеки та підвищення ризиків. Неконтрольоване зростання вібрації є індикатором серйозних несправностей, що без прогнозування може призвести до аварій, руйнування обладнання, травм персоналу або екологічних катастроф, оскільки оператори не мають можливості вжити запобіжних заходів.
- Неефективне управління запасами запчастин. Без точного прогнозу часу відмови обладнання, задіяного в технологічному процесі підприємства, або заморожують капітал у великих запасах запчастин, або стикаються з їх дефіцитом під час непередбачених поломок. Алгоритм передбачення дозволив би оптимізувати рівень запасів.
- Обмежені можливості для оптимізації та вдосконалення. Системи, що лише сигналізують про ліміти, не надають глибокого розуміння динаміки зносу, ускладнюючи аналіз першопричин та впровадження системних покращень. Прогнозування дозволило б виявляти патерни деградації та переходити до предиктивного та прескриптивного обслуговування.

3. Мета

Дослідити типи алгоритмів які можуть бути використані для прогнозування часу досягнення заданої верхньої межі значення, визначити їхні переваги і недоліки та реалізувати той алгоритм який найбільше підходить для визначення часу досягнення заданого значення.

4. Алгоритми для передбачення майбутніх значень

4.1. Огляд

Передбачення майбутніх значень, або прогнозування, є фундаментальною задачею в аналізі даних, що дозволяє приймати обґрунтовані рішення в різноманітних сферах: фінанси, виробництво, охорона здоров'я, логістика та метеорологія. Ця задача зводиться до використання історичних даних для виявлення закономірностей і трендів, які можуть бути екстрапольовані в майбутнє. Ефективне прогнозування є ключовим для стратегічного планування, оптимізації ресурсів та мінімізації ризиків.

Існує широкий спектр алгоритмів прогнозування, які класифікуються за типом даних (часові ряди, перехресні дані), за підходом (статистичні, машинного навчання, глибокого навчання) та за складністю моделі [2,3]. Кожен підхід має свої унікальні переваги та недоліки, що робить вибір оптимального алгоритму критично важливим. Нижче представлено детальний огляд основних категорій та конкретних алгоритмів, їхні принципи роботи, переваги, недоліки та посилання на релевантні джерела.

4.1.1. Статистичні методи

Ці методи є основою для прогнозування часових рядів і добре підходять для даних з чіткими трендами, сезонністю або циклічністю [4]. Вони базуються на математичних моделях та статистичних властивостях даних, часто вимагаючи певних припущень щодо розподілу даних або їхньої стаціонарності. Статистичні алгоритми:

- Ковзне середнє
 - Переваги: простота, зрозумілість, ефективне згладжування шуму, низькі обчислювальні вимоги.
 - Недоліки: істотне відставання від тренду, не враховує сезонність, погана реакція на різкі зміни.
- Експоненціальне згладжування
 - Переваги: добре адаптується до змін, ефективно враховує тренд і сезонність, легша інтерпретація.
 - Недоліки: потребує налаштування параметрів (α, β, γ), чутливість до викидів, обмежена гнучкість для складних патернів.
- Модель авторегресії інтегрованого ковзного середнього
 - Переваги: потужна та гнучка модель, здатна моделювати складні часові залежності (тренди, сезонність), добре підходить для нестационарних рядів.
 - Недоліки: Потребує стаціонарності, складність підбору параметрів, недостатня ефективність для нелінійних даних.
- Пророк
 - Переваги: легкість використання, автоматична обробка даних, гнучкість для сезонності та свят, масштабованість.
 - Недоліки: може бути менш точним для коротких рядів або рядів без чітких сезонних/трендових компонентів, менша прозорість.

4.1.2. Методи машинного навчання

Ці алгоритми обробляють складніші нелінійні взаємозв'язки та ефективно використовують додаткові (екзогенні) ознаки, перетворюючи прогнозування часових рядів на задачу керованого навчання [5]. Алгоритми на основі машинного навчання:

- Лінійна регресія
 - Переваги: простота, швидкість, легка інтерпретація, хороша базова модель.

- Недоліки: припускає лінійну залежність, чутлива до викидів, обмежена для складних часових рядів без попередньої "інженерії ознак".
- **Дерева рішень та ансамблі дерев**
 - Переваги: здатність до моделювання нелінійних залежностей, ефективне використання додаткових ознак, висока точність (особливо бустинг), обробка великих даних, стійкість до викидів (деякі реалізації).
 - Недоліки: потреба в "інженерії ознак", менша інтерпретованість, ризик перенавчання, часто не мають вбудованої концепції часу.
- **Векторні машини опори для регресії**
 - Переваги: добре працює з високимірними даними, ефективна для невеликих вибірок, гнучкість у моделюванні нелінійних зв'язків.
 - Недоліки: чутлива до вибору ядра та параметрів, може бути повільною на великих обсягах даних, менш інтерпретована.

4.1.3. Методи глибокого навчання

Глибоке навчання використовує нейронні мережі з багатьма шарами для виявлення складних абстракцій та ієрархічних патернів. Ці методи особливо ефективні для складних часових рядів з довготривалими залежностями та великими обсягами даних [6-9]. Алгоритми на основі глибокого навчання:

- **Рекурентні нейронні мережі**
 - Переваги: моделювання довготривалих залежностей, висока ефективність для послідовних даних, автоматичне видалення ознак.
 - Недоліки: вимагають великих обсягів даних для навчання, обчислювально затратні, менш інтерпретовані, довгий час навчання.
- **Згорткові нейронні мережі для часових рядів**
 - Переваги: добре виявляють ієрархічні патерни, паралелізація обчислень, менше параметрів.
 - Недоліки: не завжди ідеально підходять для довготривалих залежностей без додаткових шарів, потреба в перетворенні даних.
- **Трансформери**
 - Переваги: потужні, добре паралелізуються, висока точність.
 - Недоліки: обчислювально затратні, вимагають значних обсягів даних, менш інтерпретовані.

4.1.4. Комбіновані та гібридні/ансамблеві методи

Часто найкращі результати досягаються шляхом комбінування різних методів, що дозволяє використовувати сильні сторони кожного підходу та компенсувати їхні недоліки. Комбіновані алгоритми:

- **Гібридні моделі**
 - Переваги: поєднують сильні сторони різних методів, підвищують точність і надійність, гнучкість у створенні індивідуальних рішень.
 - Недоліки: збільшена складність розробки та підтримки, більша потреба в експертизі, вищі обчислювальні витрати.
- **Ансамблеві методи**
 - Переваги: зменшення ризику перенавчання, підвищення надійності та точності, стійкість до помилок.
 - Недоліки: можуть бути обчислювально затратними, менш інтерпретовані, складність налаштування.

Для подальших експериментальних досліджень буде використано статистичний метод з ковзним середнім (далі КС). Вибір методу КС замість більш складних моделей, таких як ARIMA чи LSTM, тому що він найлегший в реалізації. Хоча КС має нижчі показники точності, ніж більш складні моделі, таких як ARIMA чи LSTM, його обирають через низку критичних переваг. По-перше, КС надзвичайно простий для розуміння та інтерпретації, що робить його ідеальним для візуального аналізу та створення прозорих, легко пояснюваних базових прогнозів. По-друге, він вимагає значно менших обчислювальних ресурсів, що дозволяє використовувати його на платформах з обмеженою потужністю. Це є важливою перевагою над LSTM, яка вимагає великих обсягів даних і високопродуктивних обчислень (часто за допомогою GPU) для ефективного навчання. До того ж, у деяких дослідженнях було виявлено, що на певних великих наборах даних ARIMA може бути точнішою за LSTM, що ставить під сумнів абсолютну перевагу складніших моделей [10]. Тому, якщо ціль — не досягти максимальної точності, а отримати швидко, надійне та зрозуміле уявлення про основний тренд, КС є найбільш практичним, прагматичним вибором і буде слугувати фундаментом для подальшого розвитку програмного забезпечення для прогнозування значень вібрації. В якості програмного забезпечення для моніторингу вібрації буде використано VES004 [11]. VES004 у поєднанні з акселерометрами і діагностичною електронікою серії VSE можна використовувати для моніторингу вібрації та технічного обслуговування машин і установок [12]. Одним з його недоліків є власне відсутність можливості передбачення значення вібрації через певний час і відсутність

можливості надсилання історії моніторингу на пошту. Доступна тільки опція експорту записаних даних на локальний комп'ютер, якої в даному експерименті буде достатньо.

4.2. Реалізація алгоритму

VES004 дозволяє робити запис моніторингу і експортувати його в трьох форматах, а саме у XML, CSV, XLSX. Для подальшої роботи з вхідними даними було використано CSV формат тому що сам формат зберігання даних займає найменше місця порівняно з іншими двома. Вихідні дані які генерує VES004 наведено у таблиці 1.

Таблиця 1. Поля експортованого файлу

DeviceID	Device Name	VESID	Type	Object Type	Name	Timestamp	Flags	Unit	Warning	Damage	Value	Speed	Reference Value
----------	-------------	-------	------	-------------	------	-----------	-------	------	---------	--------	-------	-------	-----------------

Для роботи алгоритм використовує наступні поля:

- Name - ім'я об'єкту, оскільки в одному файлі їх може бути декілька якщо їх обрано для моніторингу у VES004.
- Timestamp - час в мілісекундах від 00:00:00 1 січня 1970 року.
- Warning - значення "попередження" яке задане в VES004 воно слугує проміжним між нормальним станом і станом пошкодження.
- Damage - значення "пошкодження" яке задане в VES004.
- Value - значення вібрації об'єкта в реальному часі.

Для експерименту було обрано метод ковзаючого середнього. Для коректної роботи алгоритму перш за все потрібно експортувати записані і збережені моніторингові дані з VES004 у спеціально створену користувачем папку користувачем. Усі значення усіх полів файлу за замовчуванням мають тип "рядок", але бібліотека для роботи з CSV файлами дає можливість обрати тип у який необхідно перетворити значення поля. В алгоритмі значення Warning, Damage, Value мають дійсний тип, а Timestamp цілочисельний. Далі програма починає обробляти кожен файл у хронологічній послідовності, а саме: від старіших до новіших. Алгоритм обробляє дані файлу рядок за рядком і зберігає дані кожного об'єкта в окрему структуру, як для своєї подальшої роботи так і для довідкової інформації. Життєво важливими значеннями для коректної роботи є саме поля "Name", "Value" і "Timestamp" тому що в одному файлі може бути декілька об'єктів, які обрані для моніторингу і важливо зберігати значення які стосуються об'єкта "А" окремо від об'єкта "Б". В результаті обробки файла отримаємо структуру представлену на рисунку 1.

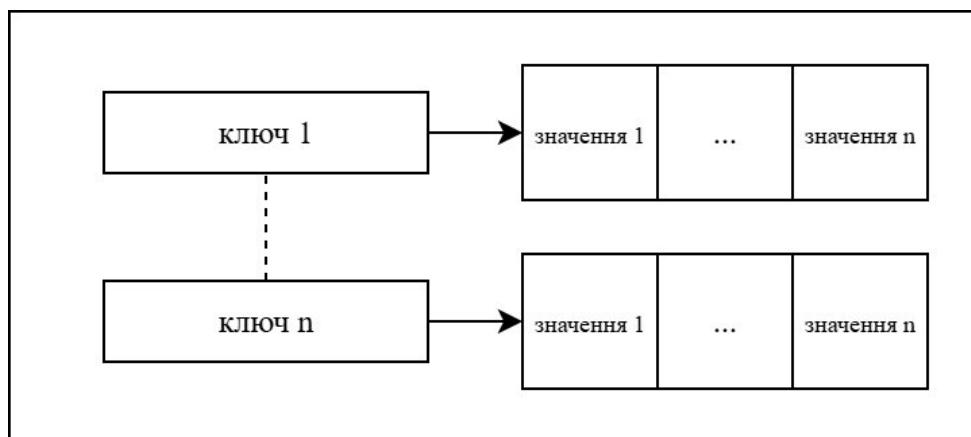


Рис. 1. структура для зберігання об'єктів і їхніх значень під час обробки одного файлу.

Представлена структура являє собою контейнер, де в ролі ключів слугує ім'я об'єкта. Вони мають унікальні значення, кожен ключ зберігає масив даних, елементи якого - це є реальне значення вібрації в певний момент часу. В кінці обробки кожного файла обчислюється середнє значення об'єкта, тривалість запису і заповнюється аналогічна структура (Рис. 1), вона ініціалізована на рівень вище, перед обходом всіх файлів. Структура зберігає дані про всі середні значення з усіх оброблених файлів (Рис. 2).

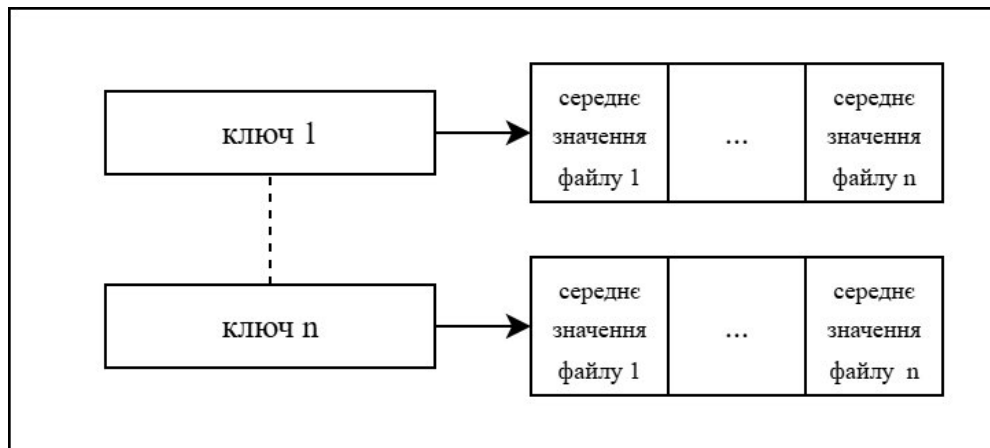


Рис. 2. структура для зберігання об'єктів і їхніх середніх значень у кожному файлі.

Після завершення обробки усіх файлів обчислюється середня швидкість зміни середнього значення між файлами для одного об'єкта (Рис. 3). Далі обчислюється різниця між останнім середнім значенням для обраного об'єкта і заданим пороговим значенням, а саме “попередження” і “пошкодження”. Знайдену різницю ділять на швидкість зміни середнього значення і таким чином знаходиться прогнозований час в хвилинах до досягнення об'єктом відповідних заданих граничних значень. У випадку коли середнє значення вібрації в усіх файлах уже перевищило задані межі, алгоритм одразу сигналізує це. На рисунку 4 зображена блок-схема всього алгоритму.

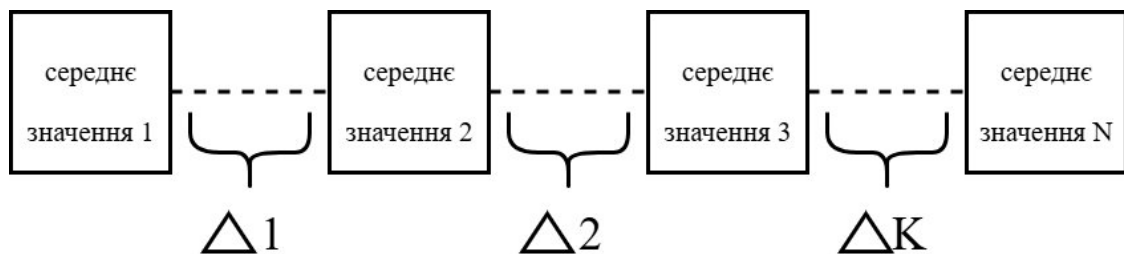


Рис. 3. Визначення зміни середнього значення одного між файлами.

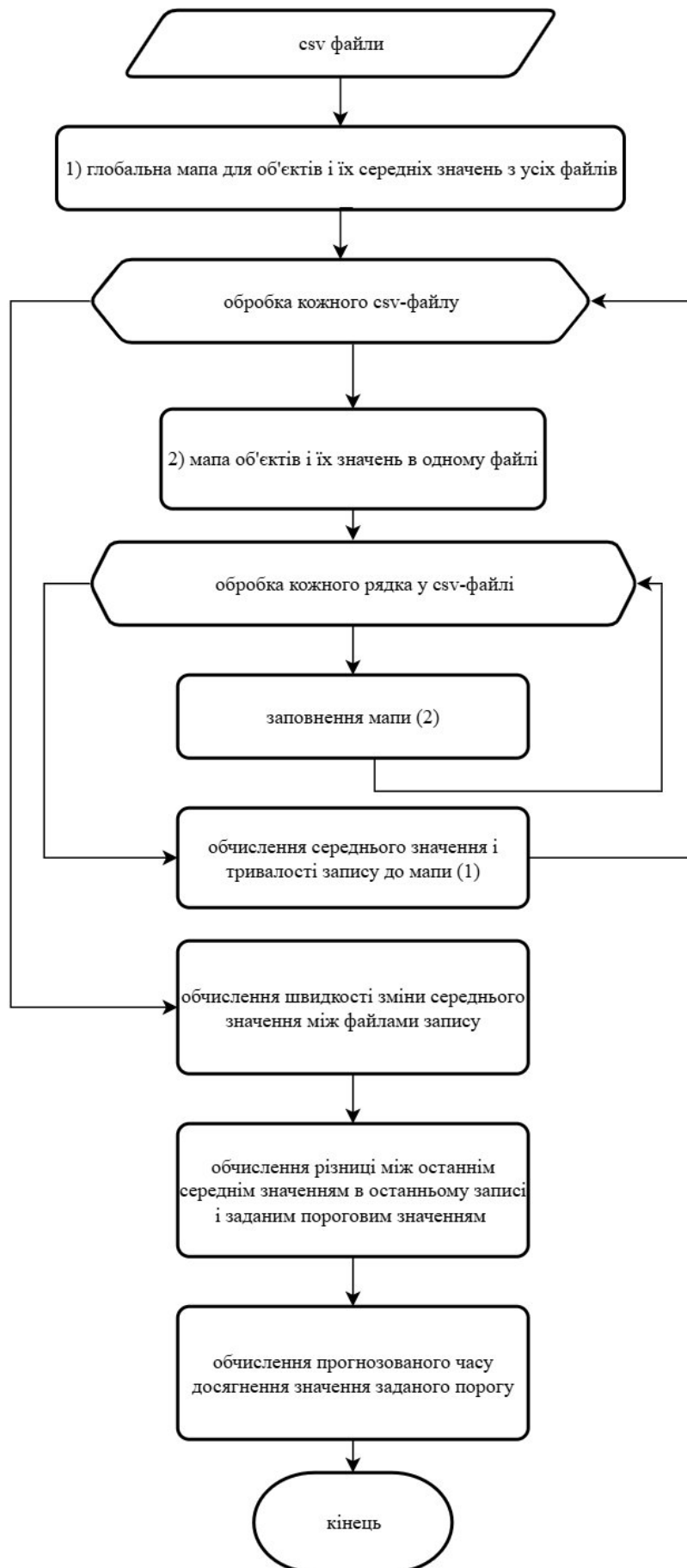


Рис. 4. блок-схема алгоритму.

4.3. Експериментальна перевірка алгоритму

Для перевірки працездатності алгоритму в реальних умовах було проведено експеримент. Суть експерименту полягала в деградації підшипника. У новий підшипник додавались домішки у вигляді піску до тіл кочення, і для того щоб прискорити деградацію демонтовувався ущільнювач, додавався пісок, монтувався ущільнювач назад і таким чином імітували роботу підшипника в агресивному середовищі. Щоб зібрати необхідні дані було проведено низку записів роботи підшипника наступним чином:

1. Додавання домішок.
2. Запис протягом 30-ти хвилин активної роботи підшипника.
3. Збереження запису.
4. Експорт запису у спеціально створену папку.

4.4. Результати експерименту

Після проведення серії записів було досягнуто заданої межі пошкодження підшипника. На рисунку 5 і 6 показано стан підшипника до і після завершення експерименту.



Рис. 5. Стан до експерименту.

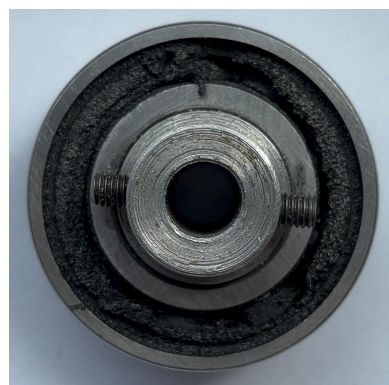


Рис. 6. Стан після експерименту.

У на рисунку 7 показано зміну середнього значення вібрації впродовж серії записів. Можна зробити висновок що значення вібрації підвищується і після 15-го запису середнє значення постійно знаходиться вище заданої межі, а саме 0,1 mg.

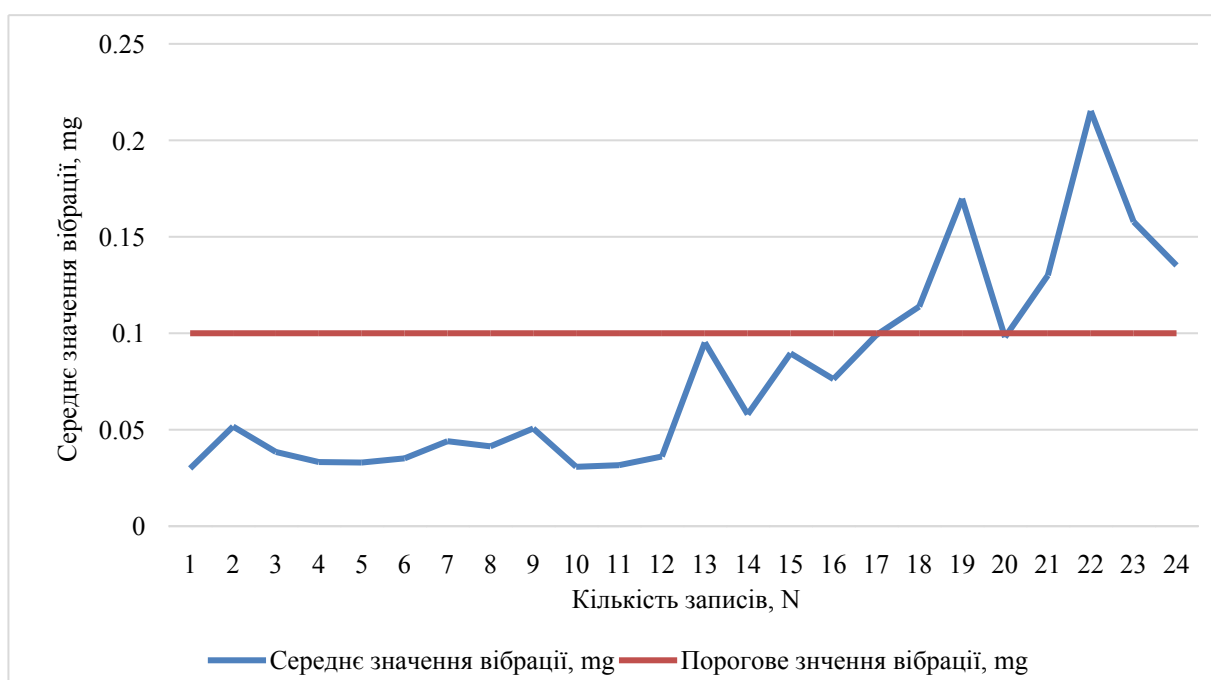


Рис. 7. зміна середнього значення вібрації впродовж серії записів.

На рисунку 8 показано залежність між кількістю проведених записів і прогнозованою кількістю хвилин до заданої межі. Спостерігаємо різке одиничне збільшення значення хвилин. Таке збільшення сигналізує про те що в певний момент запису середнє значення вібрації об'єкта було в межах норми. Під час проведення експерименту трапилось декілька випадків коли після введення домішок замість збільшення рівня вібрації спостерігалось спочатку збільшення з подальшим зниженням вібрації. Це трапилось завдяки тому що і матеріал домішок, а саме пісок є дрібнофракційний і між ущільнювачем підшипника і тілами кочення є певний простір призначений для змащування. Відповідно пісок в процесі роботи відклався на стінках ущільнювача, а не на шляху тіл кочення. Проте з збільшенням частки домішок в середині підшипника значення вібрації впевнено збільшується оскільки місця всередині все менше і пісок так чи інакше буде потрапляти на шлях тіл кочення. Варто зазначити, що якщо було проведено лише один запис, то алгоритм не покаже прогнозований час. Оскільки, потрібно хоча б два записи для обчислення зміни середнього значення між ними. На основі отриманого результату робити прогнозування. Загалом чим більше даних, тим точніше прогнозування.

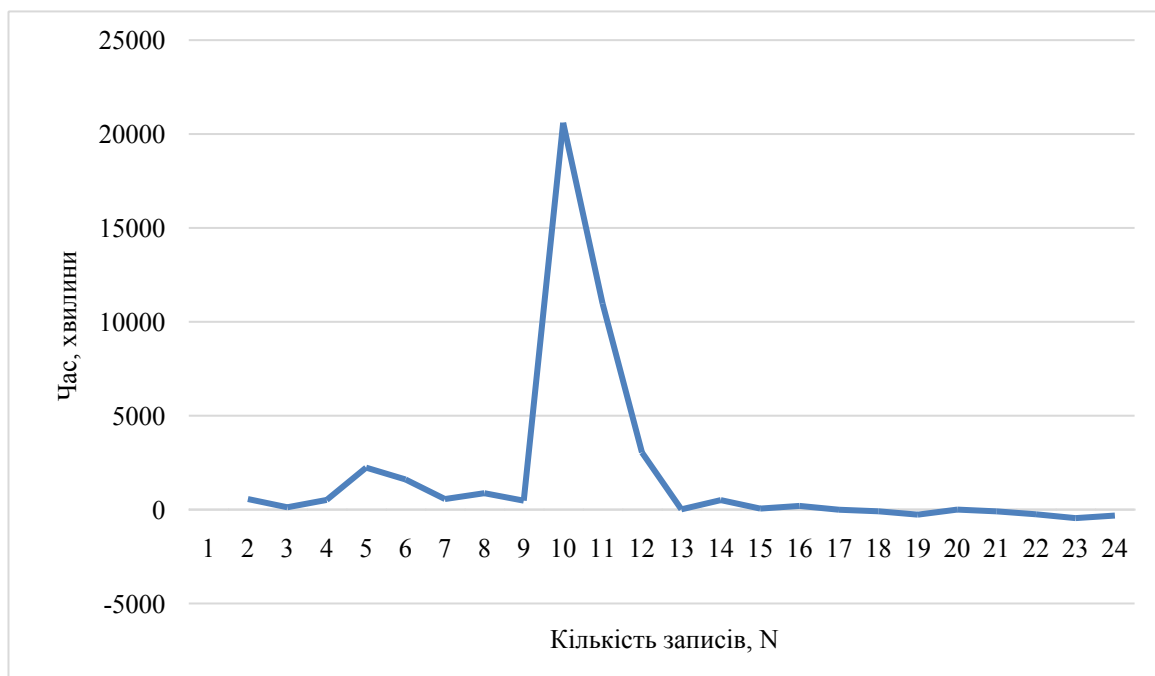


Рис. 8. прогнозована кількість хвилин відповідно до проведених записів.

4.5. Недоліки алгоритму

Головним недоліком цього алгоритму, як і обраного методу прогнозування, є згладжування усіх значень. Тобто, до уваги не беруться різні стрибки значень, навіть якщо вони генеруються з певною періодичністю. Відповідно ці значення можуть бути ознакою некоректної роботи об'єкта і ми просто цього не зауважимо, оскільки вони будуть згладжені в середніх значеннях записів. Один із варіантів, як враховувати цей недолік - зберігати різкі відхилення значень в додаткову структуру для подальшого аналізу оператором. Також недоліком є те, що потрібно вручну експортувати дані у відповідний формат.

У подальшому для покращення алгоритму можна розглянути застосування нейронних мереж і їх інтеграцію. Конкретно наша реалізація [13] вимагає при кожному запуску програми вводити кінцеву папку, в якій зберігаються експортовані файли. Можливо кращим варіантом буде або створення сервісу (у операційних системах Windows), який би у фоновому режимі періодично перевіряв, чи відбулись зміни в папці, а саме: додавались, чи видалялись файли. Ця зміна слугувала б сигналом для повторної обробки файлів і оновлення значення передбаченого часу.

Для більш широкого застосування нашої програми доцільно було б у майбутньому підтримувати інші формати (XLSX, XML тощо). Додати можливість конфігурації для користувача, а саме: вибір полів, які важливі для аналізу, або для відображення додаткової інформації. Також варто дослідити можливість роботи з сенсорами напряму, без використання спеціалізованих програм, якщо є можливість під'єднати смарт-сенсори до ПК безпосередньо і за допомогою визначеного протоколу обробляти дані. Це дало б можливість широкого застосування нашої програми, а не тільки в парі з VES004.

5. Висновки

Таким чином, розроблений алгоритм, навіть у своїй базовій формі з ковзним середнім, є стратегічним кроком до реалізації повноцінного предиктивного обслуговування в Промисловості 4.0. Хоча алгоритм розроблявся та досліджувався для використання у вібродіагностиці, після запропонованих покращень, сфера використання може бути значно розширена. Оскільки метод ковзного середнього базується на історичних даних, то може бути використаний у практично будь якій галузі, де є залежність досліджуваного значення від часу і важлива його зміна.

Це робить його ідеальним для початкового впровадження в малих та середніх підприємствах, дослідницьких лабораторіях або на платформах з обмеженою потужністю, де швидке отримання зрозумілих прогнозів є пріоритетом.

Подяка

Дякуємо генеральному представнику фірми ifm electronic у східній Європі пані Камілі Машковій.

Взаємні претензії авторів

Автори заявляють, що фінансових чи інших потенційних конфліктів щодо цієї роботи немає.

- [1] Russell D. Meller, David S. Kim, "The impact of preventive maintenance on system cost and buffer size", European Journal of Operational Research, Volume 95, Issue 3, 1996. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00313-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00313-4).
- [2] Syeda Sitara Wishal Fatima, Afshin Rahimi, "A Review of Time-Series Forecasting Algorithms for Industrial Manufacturing Systems", Machines, Volume 12, Issue 6, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/machines12060380>.
- [3] Nataliia Kashpruk, Cezary Piskor-Ignatowicz, Jerzy Baranowski, "Time Series Prediction in Industry 4.0: A Comprehensive Review and Prospects for Future Advancements", Applied Sciences, Volume 13, Issue 22, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/app132212374>.
- [4] Liu S., "Practical Time-Series Forecasting: Understanding Exponential Smoothing and ARIMA Models.", 2025, [Online]. Available: <https://medium.com/kingfisher-technology/practical-time-series-forecasting-understanding-exponential-smoothing-and-arima-models-becac75403b0>.
- [5] Issar Arab, Rodrigo Benitez, "Benchmarking Time Series Forecasting Models: From Statistical Techniques to Foundation Models in Real-World Applications", 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2502.03395>.
- [6] Rahul Arulkumaran, Dignesh Kumar Khatri, Viharika Bhimanapati, Lagan Goel, Om Goel, "Predictive Analytics in Industrial Processes Using LSTM Networks", Universal Research Reports, Volume 10, Issue 4, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.36676/urrr.v10.i4.1361>.
- [7] Balduino César Mateus, Mateus Mendes, José Torres Farinha, António Marques Cardoso, "Anticipating Future Behavior of an Industrial Press Using LSTM Networks.", Applied Sciences, Volume 11, Issue 13, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/app11136101>.
- [8] F. Fazel Mojtahedi, N. Yousefpour, S. H. Chow, M. Cassidy, "Deep Learning for Time Series Forecasting: Review and Applications in Geotechnics and Geosciences.", Archives of Computational Methods in Engineering, Volume 32, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11831-025-10244-5>.
- [9] José Manuel Oliveira, Patrícia Ramos, "Evaluating the Effectiveness of Time Series Transformers for Demand Forecasting in Retail", Mathematics, Volume 12, Issue 17, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/math12172728>.
- [10] Deddy Gunawan Taslim, I Made Murwantara, "Comparative analysis of ARIMA and LSTM for predicting fluctuating time series data", Bulletin of Electrical Engineering and Informatics, Volume 13, Issue 3, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.11591/eei.v13i3.6034>.
- [11] VES004 - Parameter setting software for vibration diagnostic electronics – ifm. [Online]. Available: <https://www.ifm.com/gb/en/product/VES004>.
- [12] Oleksandr Ryshkovskiy, Markiiian Lukashiv, "Instrumental platforms for vibration analysis in predictive maintenance", ISTCMTM, Volume 85, Issue 2, 2024. [Online]. Available: <https://doi.org/10.23939/istcmtm2024.02.021>.
- [13] Алгоритм для передбачення часу досягнення об'єктом заданого ліміту значення вібрації. [Online]. Available: <https://github.com/Marki2698/predictionAlgo>

Інформація про авторів

Лукашів Маркіян Богданович
аспірант

Кафедра «Інформаційно-вимірювальні технології»
Національний університет «Львівська політехніка»

вул. С. Бандери, 12, м. Львів, Україна, 79013
E-mail: STIG3269@gmail.com
Контактний тел.: +38 067 73 93 035
Кількість статей у загальнодержавних базах даних – 1
Кількість статей у міжнародних базах даних – 0
Номер ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-7024-9444>

Markiiian Lukashiv
Postgraduate student
Department of Information Measurement Technologies
Lviv Polytechnic National University
Bandera str., 12, Lviv, Ukraine, 79013
E-mail: STIG3269@gmail.com
Contact tel.: +38 067 73 93 035
The number of articles in national databases – 1
The number of articles in international databases – 0
Number ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-7024-9444>

Ришковський Олександр Павлович
Кандидат технічних наук, старший науковий співробітник
Кафедра «Інформаційно-вимірювальні технології»
Національний університет «Львівська політехніка»
вул. С. Бандери, 12, м. Львів, Україна, 79013
E-mail: rysch@gmx.at
Контактний тел.: +38 098 58 64 541
Кількість статей у загальнодержавних базах даних – 4
Кількість статей у міжнародних базах даних – 0
Номер ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6390-278X>

Oleksandr Ryshkovskyi
Candidate of Sciences, Senior Research Officer, Ass. Professor
Department of Information Measurement Technologies
Lviv Polytechnic National University
Bandera str., 12, Lviv, Ukraine, 79013
E-mail: rysch@gmx.at
Contact tel.: +38 098 58 64 541
The number of articles in national databases – 4
The number of articles in international databases – 0
Number ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6390-278X>