

## ДОДАТОК

Графічний матеріал кваліфікаційної роботи

# Метод прогнозного обслуговування промислового обладнання з використанням машинного навчання

Студент групи СМзм-20-1  
Гладуш Д.Б.

Керівник  
доц. Ляшенко О.С.

## Мета та задачі

Метою кваліфікаційної роботи є дослідити методи машинного навчання для прогнозного обслуговування промислового обладнання.

### Задачі:

- Визначити актуальність використання використання інтелектуальних підходів для прогнозного обслуговування промислового обладнання;
- Розглянути сучасні методи машинного навчання;
- Провести моделювання обраних методів та провести порівняльний аналіз.

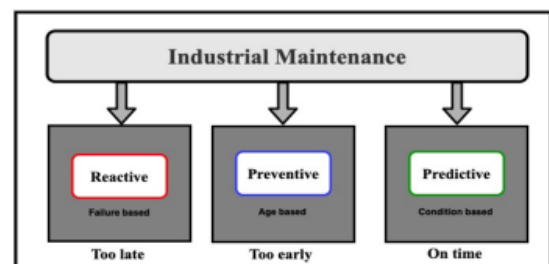
## Актуальність

- Дослідження полягало в тому, щоб дослідити різні види промислового обслуговування та їх проблеми. Крім того в роботі пропонуються алгоритми машинного навчання для прогнозування несправностей промислового обладнання. Застосування методів які запропоновані в роботі може покращити роботу команди технічного обслуговування. Ці підходи дозволяють команді, проводити планування щодо технічного обслуговування напередодні виникнення проблем, щоб уникнути будь-яких поломок на підприємстві або виробничій лінії.
- Дана робота є актуальною у зв'язку з тим що машинне обладнання відіграє дуже важливу роль у нашому повсякденному житті. Сучасні машини не тільки скорочують час, але й підвищують продуктивність. Використання інтелектуальних підходів дозволяє проводити прогнозування надійності вузлів, які використовуються різних машинах.

## Види промислового обслуговування

Зазвичай технічне обслуговування в промисловості відбувається, коли обладнання досягає певного віку або перестає працювати. Добре проводити планове технічне обслуговування, але воно не надає жодної інформації про стан обладнання в майбутньому. Для оптимізації надійності виробничих ліній та обладнання можна виконувати різні види технічного обслуговування залежно від ресурсу. Найпоширеніші види промислового обслуговування наведені на рисунку.

1. Реактивне обслуговування
2. Профілактичне обслуговування
3. Прогнозне обслуговування



## Методи які використовувалися в дослідженні:

- **Дерево рішень**

Метод застосування дерева рішень і ймовірнісного підходу дозволяє розглядати різноманітні сценарії розвитку подій, викликані впливом різних факторів ризику. Дерево рішень має низький зсув і високу дисперсію.

- **Випадковий ліс**

Random forest — ансамблевий метод машинного навчання для класифікації, регресії та інших завдань, який працює за допомогою побудови численних дерев прийняття рішень під час тренування моделі й продукує моду для класів (класифікації) або усереднений прогноз (регресія) побудованих дерев.

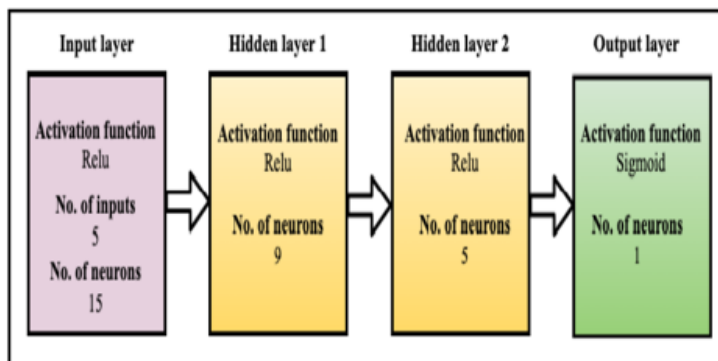
- **AdaBoost**

AdaBoost (скорочення від Adaptive Boosting) – метод машинного навчання, цей алгоритм може використовуватись у поєднанні з декількома алгоритмами класифікації для покращення їх ефективності. Алгоритм посилює класифікатори, поєднуючи їх у «ансамбль».

- **DNN**

Глибинне навчання — це галузь машинного навчання, що ґрунтується на наборі алгоритмів, які намагаються моделювати високорівневі абстракції в даних, застосовуючи глибинний граф із декількома обробними шарами, що побудовано з кількох лінійних або нелінійних перетворень. Глибинне навчання є частиною ширшого сімейства методів машинного навчання, що ґрунтуються на навчанні ознак даних.

## Архитектура DNN для коробки передач



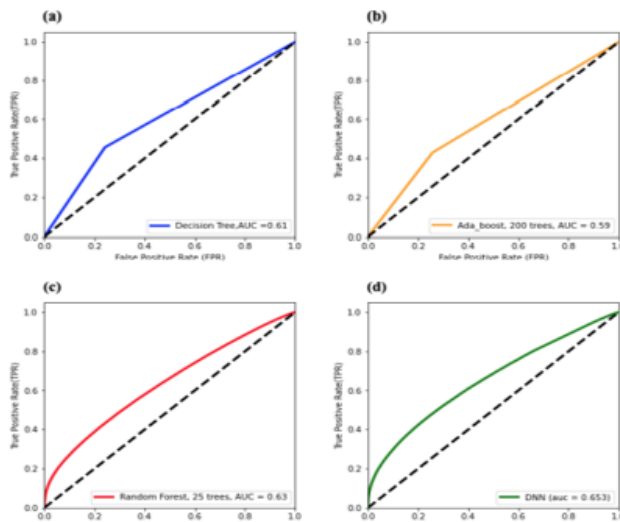
Метою використання конвеєра DNN є підвищення ефективності моделі для заданих наборів даних.

На вході використовується функція активації Relu, а на вихідному — приховані шари та сигмовидна оболонка, як показано на рисунку. У кожному шарі використовувалися різні нейрони. Ця комбінація нейронів дала нам бажані результати.

## Зведена статистика продуктивності моделей на необроблених даних.

Модель	Відсотки %	Точність	Відкликання	F1-оцінка	Частота помилок (%)	MSE
Дерево рішень	60.06	0.6559	0.456	0.5380	39.94	0.229
Випадковий ліс	59.13	0.6005	0.557	0.5779	40.87	0.241
AdaBoost	58.51	0.6272	0.421	0.5096	41.49	0.416
DNN	60.57	0.6574	0.444	0.5336	39.43	0.386

## Крива ROC і відповідний показник AUC

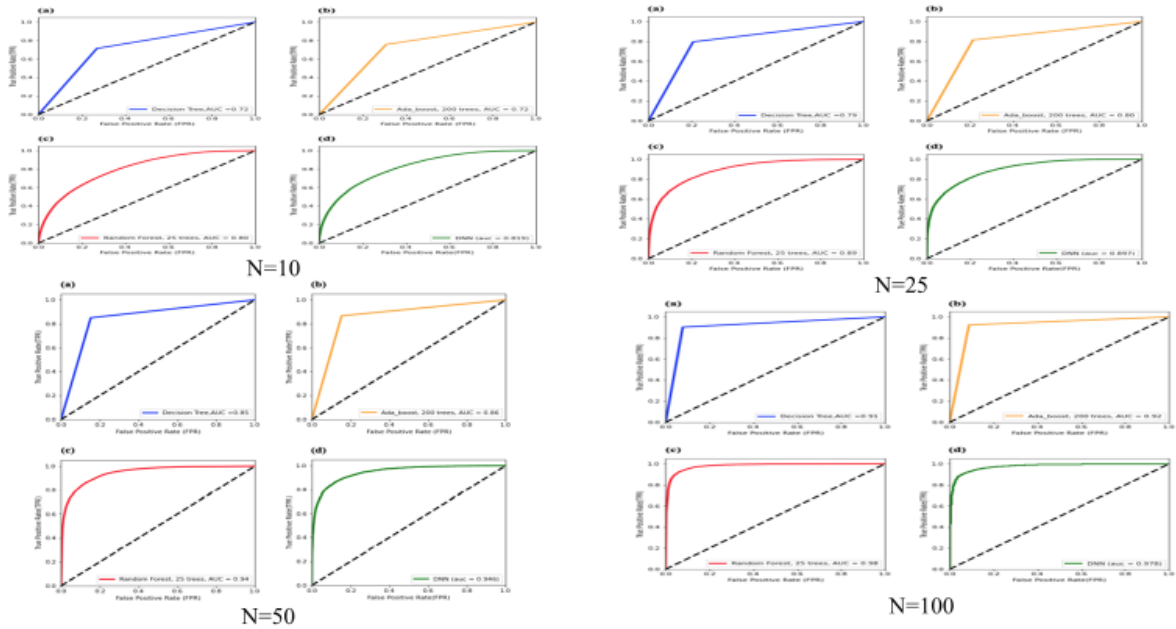


Крива ROC і відповідний показник AUC моделі ML і DNN на необроблених даних (a) дерево рішень (b) AdaBoost (c) випадковий ліс (d) DNN.

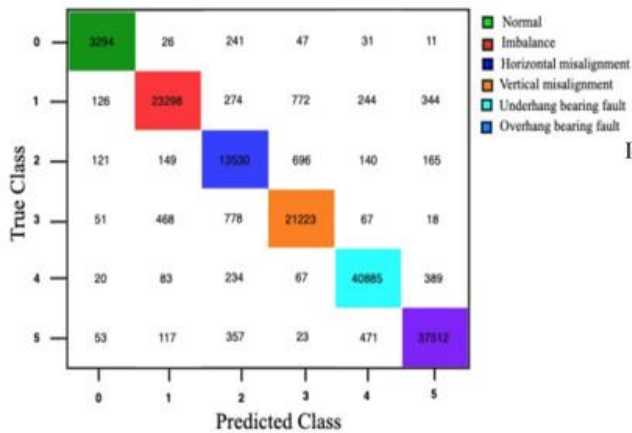
## Зведена статистика продуктивності моделей на нормалізованих даних з N=50

Модель	Відсотки %	Точність	Відкликання	F1-оцінка	Частота помилок (%)	MSE
Дерево рішень	84.93	0.8482	0.8508	0.8495	15.07	0.112
Випадковий ліс	86.67	0.8680	0.8648	0.8664	13.33	0.093
AdaBoost	85.64	0.8495	0.8663	0.8578	14.35	0.144
DNN	86.54	0.8908	0.8485	0.8692	13.46	0.131

Крива ROC і відповідний показник AUC на різних розмірах вибірки

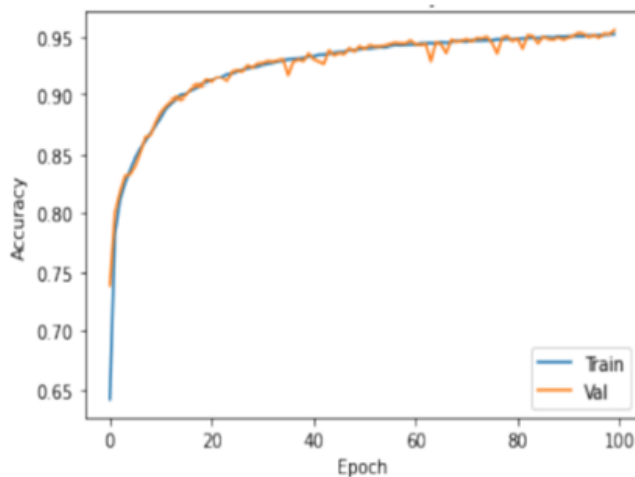


## Оцінка продуктивності моделі DNN у наборі даних MFP



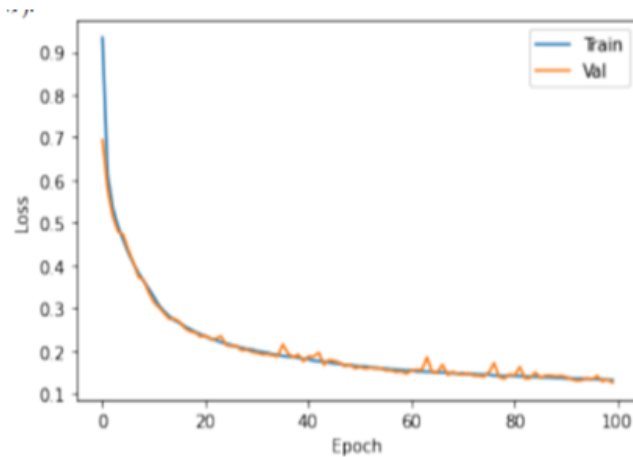
У матриці: Клас Прогнозування (вісь x) і Клас Істинності (вісь y), що представляють кілька класів: нормальний з '0', дисбаланс з '1', горизонтальне зміщення з '2', вертикальне зміщення з '3', підшипник має несправність «4» непрацюючий підшипника «5».

## Точність моделі DNN на наборі даних MFP



Точність моделі DNN у наборі даних MFP. набір навчальних даних «Train» показаний синім кольором, а дані перевірки – оранжевим як «Val».

## Похибка роботи моделі DNN



Результати роботи моделі DNN з набором даних MFP. Набір навчальних даних «Train» показаний синім кольором, а дані перевірки – оранжевим як «Val».

## Висновки

- У цьому дослідженні продуктивність машинного навчання (ML) і глибокої нейронної мережі (DNN) порівнювалися та оцінювалися на наборах даних про несправності коробки передач і механізмів. У ML ми використовували різні алгоритми, такі як дерево рішень, випадковий ліс (RF) і AdaBoost для побудови моделі. Загалом, продуктивність випадкового лісу дуже хороша в порівнянні з деревом рішень і AdaBoost.
- Модель DNN також добре працює на наборах даних, але найбільшими проблемами, які виникли при побудові цих моделей, був вибір гіперпараметрів, кількох прихованих шарів, функцій активації та функцій втрат для отримання бажаних результатів.
- Перевірено ефективність класифікації ML та DNN. Наші результати показують, що моделі RF і DNN мають кращу здатність прогнозування несправностей для визначення різних типів несправностей механізмів і коробок передач у порівнянні з деревом рішень і AdaBoost.
- У майбутньому нам також потрібно буде досліджувати статистичні та рекурентні нейромережі.