

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Прикладних інформаційних технологій та електроінженерії  
(повна назва факультету)

Комп'ютерно-інтегрованих технологій  
(повна назва кафедри)

# КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на

тему:

**Розробка та дослідження моделі класифікації режимів**

**навантаження в технологічних процесах на основі методів машинного**

**навчання**

Виконали: студенти 4 курсу, групи КТс-41

спеціальності 174 – «Автоматизація, комп'ютерно-

інтегровані технології та робототехніка»

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

**Голич Ю.А.**

(підпис)

**Новічков О.А.**

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

**Микитишин А.Г.**

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

**Чихіра І.В.**

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

**Голотенко О.С.**

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

**Коноваленко І.В.**

(прізвище та ініціали)

Тернопіль  
2026

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій  
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Голотенко О.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« 14 » квітня 2026 р.

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня бакалавр  
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 174 – «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»  
(шифр і назва спеціальності)

студенту Голичу Юрію Андрійовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка та дослідження моделі класифікації режимів навантаження в технологічних процесах на основі методів машинного навчання

Керівник роботи Микитишин Андрій Григорович, к.т.н., доцент  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 14 » квітня 2026 року № 4/9-183

2. Термін подання студентом завершеної роботи 21.06.2026 р.

3. Вихідні дані до роботи набір даних Motor Vibration Classification IMU Dataset, що містить показники акселерометра, гіроскопа та температурного сенсора електродвигуна за різних режимів навантаження, методи машинного навчання для задач класифікації, а також програмні засоби Python та Visual Studio Code для реалізації й дослідження моделі.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина.

2. Проектна частина.

3. Спеціальна частина.

4. Безпека життєдіяльності, основи охорони праці.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність теми та мета роботи. 2. Структура системи моніторингу режимів навантаження електродвигуна на основі IMU-сенсорів. 3. Будова та принцип роботи інерціального вимірювального модуля MPU6050. 4. Аналіз набору даних. 5. Етапи попередньої обробки та підготовки даних для навчання моделей. 6-7. Алгоритм функціонування системи класифікації режимів навантаження. 8-9. Архітектура моделей МН. 10. Візуалізація набору даних: BoxPlot-діаграми та аналіз ознак. 11-13. Результати класифікації та порівняння показників якості моделей класифікації (Accuracy, Precision, Recall, F1-score). 14. Висновки.

## 6. Консультанти розділів роботи

| Розділ                                                   | Прізвище, ініціали та посада консультанта                            | Підпис, дата      |                     |
|----------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------|-------------------|---------------------|
|                                                          |                                                                      | завдання<br>видав | завдання<br>прийняв |
| <i>Безпека життєдіяльності,<br/>основи охорони праці</i> | <i>кандидат технічних наук, доцент<br/>кафедри МТ Сенчишин В. С.</i> |                   |                     |
|                                                          |                                                                      |                   |                     |
|                                                          |                                                                      |                   |                     |
|                                                          |                                                                      |                   |                     |
|                                                          |                                                                      |                   |                     |
|                                                          |                                                                      |                   |                     |
|                                                          |                                                                      |                   |                     |

7. Дата видачі завдання 14 квітня 2026 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № з/п | Назва етапів роботи                                                                         | Термін виконання етапів роботи | Примітка        |
|-------|---------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------|-----------------|
| 1.    | <i>Особливості режимів навантаження в технологічних процесах</i>                            | <i>01.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 2.    | <i>Сенсорні системи збору даних та вібраційний моніторинг електромеханічного обладнання</i> | <i>03.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 3.    | <i>Аналіз та характеристика набору даних</i>                                                | <i>04.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 5.    | <i>Формування інформаційної моделі класифікації режимів навантаження</i>                    | <i>06.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 6.    | <i>Попередня обробка та підготовка даних до МН</i>                                          | <i>07.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 7.    | <i>Спеціальна частина</i>                                                                   | <i>08.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 8.    | <i>Безпека життєдіяльності, основи охорони праці</i>                                        | <i>12.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 9.    | <i>Оформлення графічної частини</i>                                                         | <i>18.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 10.   | <i>Захист кваліфікаційної роботи</i>                                                        | <i>26.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
|       |                                                                                             |                                |                 |
|       |                                                                                             |                                |                 |
|       |                                                                                             |                                |                 |
|       |                                                                                             |                                |                 |
|       |                                                                                             |                                |                 |
|       |                                                                                             |                                |                 |
|       |                                                                                             |                                |                 |

Студент

(підпис)

**Голич Ю.А.**

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

**Микитишин А.Г.**

(прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерно-інтегрованих технологій  
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Голотенко О.С.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« 14 » квітня 2026 р.

**З А В Д А Н Н Я**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня бакалавр  
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 174 – «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»  
(шифр і назва спеціальності)

студенту Новічкову Олексію Андрійовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Розробка та дослідження моделі класифікації режимів навантаження в технологічних процесах на основі методів машинного навчання

Керівник роботи Микитишин Андрій Григорович, к.т.н., доцент  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 14 » квітня 2026 року № 4/9-183

2. Термін подання студентом завершеної роботи 21.06.2026 р.

3. Вихідні дані до роботи набір даних Motor Vibration Classification IMU Dataset, що містить показники акселерометра, гіроскопа та температурного сенсора електродвигуна за різних режимів навантаження, методи машинного навчання для задач класифікації, а також програмні засоби Python та Visual Studio Code для реалізації й дослідження моделі.

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина.

2. Проектна частина.

3. Спеціальна частина.

4. Безпека життєдіяльності, основи охорони праці.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність теми та мета роботи. 2. Структура системи моніторингу режимів навантаження електродвигуна на основі IMU-сенсорів. 3. Будова та принцип роботи інерціального вимірювального модуля MPU6050. 4. Аналіз набору даних. 5. Етапи попередньої обробки та підготовки даних для навчання моделей. 6-7. Алгоритм функціонування системи класифікації режимів навантаження. 8-9. Архітектура моделей МН. 10. Візуалізація набору даних: VoxPlot-діаграми та аналіз ознак. 11-13. Результати класифікації та порівняння показників якості моделей класифікації (Accuracy, Precision, Recall, F1-score). 14. Висновки.

## 6. Консультанти розділів роботи

| Розділ                                               | Прізвище, ініціали та посада консультанта                        | Підпис, дата   |                  |
|------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------|----------------|------------------|
|                                                      |                                                                  | завдання видав | завдання прийняв |
| <i>Безпека життєдіяльності, основи охорони праці</i> | <i>кандидат технічних наук, доцент кафедри МТ Сенчишин В. С.</i> |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |
|                                                      |                                                                  |                |                  |

7. Дата видачі завдання 14 квітня 2026 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № з/п | Назва етапів роботи                                                             | Термін виконання етапів роботи | Примітка        |
|-------|---------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------|-----------------|
| 1.    | <i>Автоматизовані системи моніторингу та контролю технологічного обладнання</i> | <i>01.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 2.    | <i>Методи МН для класифікації режимів роботи технологічних систем</i>           | <i>02.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 3.    | <i>Аналіз існуючих рішень та постановка задачі дослідження</i>                  | <i>04.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 5.    | <i>Проектування ПЗ класифікації режимів навантаження</i>                        | <i>05.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 6.    | <i>Розробка алгоритму функціонування системи</i>                                | <i>07.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 7.    | <i>Спеціальна частина</i>                                                       | <i>08.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 8.    | <i>Безпека життєдіяльності, основи охорони праці</i>                            | <i>14.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 9.    | <i>Оформлення графічної частини</i>                                             | <i>18.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
| 10.   | <i>Захист кваліфікаційної роботи</i>                                            | <i>26.06.2026</i>              | <i>Виконано</i> |
|       |                                                                                 |                                |                 |
|       |                                                                                 |                                |                 |
|       |                                                                                 |                                |                 |
|       |                                                                                 |                                |                 |
|       |                                                                                 |                                |                 |
|       |                                                                                 |                                |                 |
|       |                                                                                 |                                |                 |

Студент

(підпис)

**Новічков О.А.**

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

**Микитишин А.Г.**

(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота присвячена розробці та дослідженню моделі МН для класифікації режимів навантаження в технологічних процесах. Актуальність дослідження зумовлена потребою підвищення результативності систем автоматизованого контролю та моніторингу технологічного обладнання, своєчасного визначення змін у режимах його роботи та забезпечення підтримки прийняття рішень у комп'ютерно-інтегрованих системах керування.

У роботі досліджено можливості застосування методів МН для аналізу даних, котрі отримані від сенсорних систем моніторингу технологічного обладнання. Для побудови моделей використано набір даних, що містить показники інерціальних сенсорів, зокрема дані акселерометра, гіроскопа та температурного датчика. Аналіз таких параметрів дозволяє оцінювати особливості функціонування обладнання та автоматично визначати режими його роботи.

Метою роботи є розробка та дослідження моделі МН для класифікації режимів навантаження в технологічних процесах на основі сенсорних даних. Для досягнення поставленої мети в роботі проведено аналіз предметної області, досліджено структуру та характеристики даних, проведено їх попередню обробку, розроблено ПЗ для навчання та тестування моделей МН, а також здійснено оцінювання ефективності отриманих результатів.

У процесі дослідження застосовано методи інтелектуального аналізу даних, статистичної обробки інформації, МН та класифікації. Для розв'язання поставленої задачі досліджено можливості застосування методу опорних векторів та НМ для класифікації режимів навантаження за даними сенсорного моніторингу. Якість моделей оцінювалася за допомогою матриці помилок та основних метрик класифікації.

Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості використання розробленої моделі в автоматизованих системах моніторингу та

контролю технологічних процесів для оперативного визначення режимів навантаження обладнання та підвищення ефективності його експлуатації.

**Ключові слова:** МН, класифікація, режими навантаження, технологічний процес, сенсорні дані, акселерометр, гіроскоп, вібраційний моніторинг, автоматизована система, інтелектуальний аналіз даних.

## ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

**МН** – машинне навчання;

**ШІ** – штучний інтелект;

**НМ** – нейронна мережа;

**SVM** – метод опорних векторів;

**MLP** – багатошаровий перцептрон;

**CSV** – текстовий формат зберігання табличних даних з розділенням значень комами;

**ІоТ** – промисловий Інтернет речей;

**ПЗ** – програмне забезпечення;

**Accuracy** – частка правильно класифікованих об'єктів серед усіх об'єктів вибірки;

**Precision** – показник точності класифікації, що характеризує частку правильно визначених об'єктів певного класу;

**Recall** – показник повноти класифікації, що характеризує здатність моделі знаходити об'єкти певного класу;

**F1-score** – гармонійне середнє між показниками Precision та Recall;



## ЗМІСТ

|                                                                                               |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| ВСТУП .....                                                                                   | 8  |
| РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА .....                                                            | 11 |
| 1.1 Особливості режимів навантаження в технологічних процесах .....                           | 11 |
| 1.2 Автоматизовані системи моніторингу та контролю технологічного обладнання .....            | 14 |
| 1.3 Сенсорні системи збору даних та вібраційний моніторинг електромеханічного обладнання..... | 18 |
| 1.4 Методи МН для класифікації режимів роботи технологічних систем .....                      | 23 |
| 1.5 Аналіз існуючих рішень та постановка задачі дослідження.....                              | 28 |
| РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА .....                                                              | 30 |
| 2.1 Аналіз та характеристика набору даних .....                                               | 30 |
| 2.2 Формування інформаційної моделі класифікації режимів навантаження .....                   | 34 |
| 2.3 Попередня обробка та підготовка даних до МН .....                                         | 36 |
| 2.4 Проектування ПЗ класифікації режимів навантаження .....                                   | 38 |
| 2.5 Розробка алгоритму функціонування системи.....                                            | 41 |
| РОЗДІЛ 3. СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА.....                                                             | 45 |
| 3.1 Реалізація ПЗ системи класифікації режимів навантаження .....                             | 45 |
| 3.2. Дослідження та візуалізація набору даних .....                                           | 49 |
| 3.3. Оцінювання ефективності моделей класифікації.....                                        | 53 |
| 3.4. Оцінювання ефективності моделей класифікації.....                                        | 57 |
| РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ                                       | 60 |
| 4.1 Аналіз шкідливих факторів при роботі з ПК.....                                            | 60 |
| 4.2 Організація безпечного робочого місця користувача ПК .....                                | 62 |
| 4.3 Заходи щодо збереження працездатності користувача ПК.....                                 | 64 |
| ВИСНОВКИ.....                                                                                 | 68 |
| ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ .....                                                                        | 70 |

## ВСТУП

Сучасний розвиток автоматизованих технологічних систем характеризується широким впровадженням цифрових технологій, сенсорних мереж, промислового Інтернету речей та інтелектуальних систем аналізу даних. У таких умовах особливого значення набувають засоби автоматизованого моніторингу параметрів функціонування обладнання, які забезпечують отримання інформації про його поточний стан та режими роботи в режимі реального часу. Важливим завданням автоматизації є своєчасне визначення режимів навантаження технологічного обладнання, оскільки від правильності їх розпізнавання залежать ефективність виробничого процесу, енергоспоживання, надійність роботи технічних систем та якість керування технологічними процесами.

В автоматизованих системах керування значна кількість даних надходить від різноманітних сенсорів, що реєструють вібраційні, температурні, кінематичні та інші параметри функціонування обладнання. Обсяг таких даних постійно зростає, що ускладнює їх обробку традиційними методами аналізу. Тому особливої актуальності набувають методи МН, які автоматично виявляють приховані закономірності в даних, формують математичні моделі та здійснюють класифікацію режимів роботи технічних систем без необхідності створення складних аналітичних залежностей.

Класифікація режимів навантаження є однією з найбільш поширених задач інтелектуального аналізу даних у сфері автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій. Її розв'язання дозволяє визначати поточний режим функціонування обладнання на основі вимірюваних параметрів, забезпечувати оперативне реагування на зміни технологічного процесу та створювати передумови для подальшого впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Загалом, перспективним є використання для цих цілей даних

інерціальних сенсорів, які забезпечують отримання інформації про вібраційні характеристики, просторові переміщення та динамічні параметри обладнання.

Як інформаційну основу дослідження використано набір даних сенсорного моніторингу електродвигуна, що містить показники інерціального вимірювального модуля, зокрема дані тривісного акселерометра, тривісного гіроскопа та температурного сенсора. Зазначені параметри характеризують вібраційний, кінематичний та тепловий стан електропривода, який є одним із ключових елементів автоматизованих технологічних систем. Аналіз таких даних дозволяє отримувати інформацію про особливості навантаження обладнання та використовувати її для автоматизованого розпізнавання режимів функціонування технологічного процесу на основі методів МН.

Серед сучасних методів МН значну увагу привертають метод опорних векторів та НМ. Метод опорних векторів характеризується високою ефективністю при розв'язанні задач класифікації, здатністю працювати з багатовимірними даними та забезпечувати високу точність навіть за відносно невеликих обсягів навчальних вибірок. НМ, у свою чергу, дозволяють моделювати складні нелінійні залежності між параметрами технологічного процесу та належністю об'єктів до певних класів, що робить їх ефективним інструментом для аналізу сенсорних даних.

Актуальність теми роботи полягає у необхідності підвищення ефективності автоматизованого моніторингу технологічних процесів шляхом використання сучасних методів МН для класифікації режимів навантаження на основі даних сенсорних систем. Розробка таких моделей сприятиме підвищенню рівня автоматизації виробництва, покращенню контролю технологічного обладнання та впровадженню інтелектуальних підходів до обробки інформації в комп'ютерно-інтегрованих системах.

Метою роботи є розробка та дослідження моделі МН для класифікації режимів навантаження в технологічних процесах на основі даних сенсорного моніторингу електродвигуна.

**Об'єктом дослідження** є процеси моніторингу та класифікації режимів навантаження технологічного обладнання в автоматизованих системах.

**Предметом дослідження** є методи та моделі МН для класифікації режимів навантаження на основі даних сенсорного моніторингу електродвигуна.

**Методи дослідження.** У роботі використано методи МН, статистичного аналізу даних, класифікації, попередньої обробки даних, метод опорних векторів, НМ, а також програмні засоби для розробки та тестування моделей МН.

Отримані результати можуть бути використані для автоматизованого визначення режимів навантаження технологічного обладнання в системах моніторингу та керування виробничими процесами. Результати роботи можуть бути використані у сфері автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій.

Кваліфікаційна робота містить вступ, чотири розділи, висновки та список використаних джерел. У першому розділі виконано аналіз предметної області та сучасних методів МН для класифікації режимів навантаження. У другому розділі досліджено структуру набору даних, виконано їх підготовку та розроблено архітектуру ПЗ. У третьому розділі реалізовано та досліджено моделі МН на основі методу опорних векторів і НМ. Четвертий розділ присвячено питанням безпеки життєдіяльності та охорони праці під час роботи з комп'ютерною технікою.

## РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

### 1.1 Особливості режимів навантаження в технологічних процесах

Технологічні процеси характеризуються широким використанням автоматизованого обладнання, робота якого безпосередньо залежить від умов експлуатації та величини прикладених навантажень. Ефективність функціонування технологічних систем значною мірою визначається режимами роботи їх основних елементів, зокрема електроприводів, двигунів, транспортних механізмів, насосних установок та іншого електромеханічного обладнання [1-2]. У зв'язку з цим важливим завданням є своєчасне визначення та контроль режимів навантаження, що дозволяє забезпечити стабільність технологічного процесу, підвищити продуктивність обладнання та знизити ризик виникнення аварійних ситуацій.

Під режимом навантаження розуміють сукупність параметрів функціонування обладнання, які характеризують умови його роботи протягом певного проміжку часу. До таких параметрів можуть належати механічне навантаження на вал електродвигуна, швидкість обертання, вібраційні характеристики, температура, споживана потужність, величина струму та інші показники. Залежно від значень цих параметрів обладнання може працювати в різних режимах, які відрізняються рівнем навантаження та характером виконуваних технологічних операцій.

Таблиця 1.1 – Характеристика режимів навантаження технологічного обладнання

| Режим навантаження  | Характеристика режиму                                                     | Типові параметри                            |
|---------------------|---------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------|
| Низьке навантаження | Обладнання працює з мінімальним завантаженням або в режимі холостого ходу | Невелике споживання енергії, низький рівень |

|                               |                                                                   |                                                                                                    |
|-------------------------------|-------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------|
|                               |                                                                   | вібрації, незначне нагрівання                                                                      |
| <b>Середнє навантаження</b>   | Обладнання функціонує в штатному режимі експлуатації              | Номінальна швидкість обертання, стабільні вібраційні та температурні характеристики                |
| <b>Підвищене навантаження</b> | Обладнання працює з навантаженням, близьким до граничного         | Зростання струму, температури та рівня вібрацій                                                    |
| <b>Високе навантаження</b>    | Робота обладнання в умовах максимального допустимого навантаження | Максимальні значення контрольованих параметрів, підвищене тепловиділення та динамічні навантаження |

Дані режими характеризуються різними значеннями технологічних параметрів та можуть бути ідентифіковані за результатами аналізу сенсорних даних. У сучасних системах моніторингу для визначення режиму навантаження використовуються показники вібрації, температури, швидкості обертання, струму та інші параметри, які відображають поточний стан обладнання. Автоматизована класифікація таких режимів є важливим етапом забезпечення ефективного керування технологічними процесами.

У виробничих умовах режими навантаження рідко залишаються постійними. Під час функціонування технологічних систем відбуваються зміни швидкості роботи механізмів, зміни навантаження на приводи, запуск і зупинка обладнання, а також вплив зовнішніх факторів. У результаті цього параметри роботи обладнання змінюються в часі, що ускладнює процес їх аналізу та вимагає застосування сучасних методів обробки даних.

Особливе значення контроль режимів навантаження має для електроприводів, які є основою більшості автоматизованих технологічних систем. Електродвигуни використовуються в системах транспортування матеріалів, роботизованих комплексах, верстатах з числовим програмним

керуванням, насосних і вентиляційних установках, а також в інших об'єктах промислової автоматизації. Від режиму роботи електропривода залежить енергоефективність системи, якість виконання технологічних операцій та надійність функціонування обладнання.

Для визначення режимів навантаження в сучасних системах автоматизації широко використовуються сенсорні технології. На обладнанні встановлюються датчики прискорення, гіроскопи, температурні сенсори, датчики струму та інші вимірювальні пристрої, які забезпечують безперервний моніторинг параметрів роботи. Отримані дані передаються до комп'ютеризованих систем керування, де здійснюється їх подальший аналіз та обробка (рис.1).

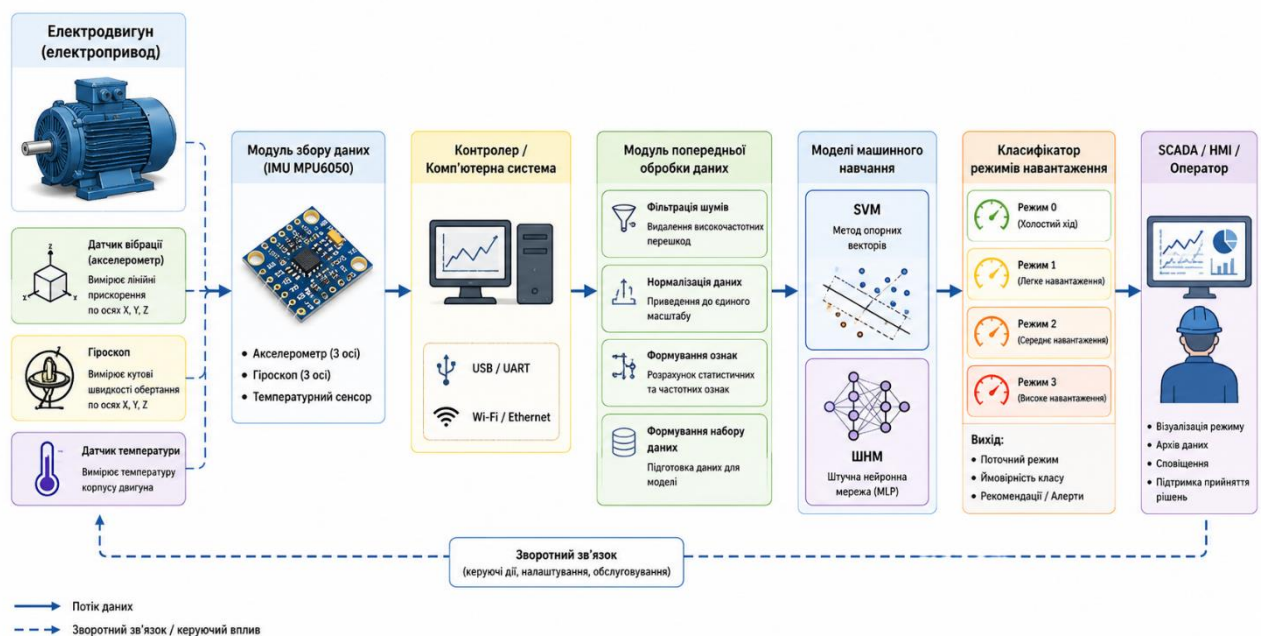


Рисунок 1.1 – Структурна схема автоматизованої системи класифікації режимів навантаження електродвигуна

На рисунку 1.1 наведено структурну схему автоматизованої системи класифікації режимів навантаження електродвигуна. Дані від акселерометра, гіроскопа та температурного сенсора надходять до модуля збору інформації та передаються на комп'ютерну систему для подальшої обробки. Після фільтрації, нормалізації та формування ознак інформація подається на вхід моделей МН, реалізованих на основі методу опорних векторів та НМ. Результатом роботи

системи є визначення поточного режиму навантаження електродвигуна, що може використовуватися в автоматизованих системах моніторингу та підтримки прийняття рішень.

Інформативними джерелами про режим роботи електромеханічного обладнання є вібраційні характеристики. Зміна навантаження на електродвигун призводить до зміни параметрів вібрації, які можуть бути зафіксовані акселерометрами та іншими інерціальними сенсорами. Крім того, на режим роботи обладнання впливають температурні процеси та особливості руху механічних вузлів, що також можуть бути враховані під час аналізу даних.

Зростання обсягів інформації, що надходить від сенсорних систем, створює передумови для застосування сучасних методів аналізу даних. Зокрема, традиційні підходи до контролю режимів роботи обладнання часто базуються на використанні фіксованих порогових значень параметрів, що не завжди дозволяє врахувати складний характер взаємозв'язків між показниками. Тому, поширення набувають методи МН, які здатні виявляти закономірності в даних, а також здійснювати класифікацію режимів навантаження з високою точністю [3].

Таким чином, режими навантаження є важливою характеристикою функціонування технологічного обладнання та одним із ключових факторів забезпечення ефективної роботи автоматизованих систем. Використання даних сенсорного моніторингу та сучасних методів МН відкриває нові можливості для автоматизованого визначення режимів роботи обладнання, підвищення рівня цифровізації виробництва та вдосконалення систем підтримки прийняття рішень у сфері автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій [4-5].

## **1.2 Автоматизовані системи моніторингу та контролю технологічного обладнання**

Сучасні промислові підприємства функціонують в умовах широкого впровадження автоматизованих систем керування технологічними процесами,



що зумовлює необхідність постійного контролю параметрів роботи технологічного обладнання. Зокрема, функціонування виробничих систем неможливе без своєчасного отримання інформації про стан обладнання, режими його роботи та відхилення від встановлених технологічних параметрів. Для розв'язання цих завдань використовуються автоматизовані системи моніторингу та контролю, які забезпечують безперервне спостереження за роботою технічних об'єктів, збір і обробку даних, а також підтримку прийняття рішень оператором або системою керування.

Автоматизована система моніторингу є комплексом технічних, програмних та інформаційних компонентів, що забезпечують збір, обробку, зберігання та аналіз даних про стан технологічного обладнання. Основною метою таких систем є забезпечення оперативного контролю параметрів технологічного процесу та своєчасне виявлення змін у роботі обладнання.

Типова структура автоматизованої системи моніторингу включає сенсорний рівень, рівень збору та передавання даних, рівень обробки інформації та рівень візуалізації результатів. На нижньому рівні функціонують датчики та вимірювальні пристрої, які реєструють значення контрольованих параметрів. Отримані сигнали надходять до контролерів або спеціалізованих модулів збору даних, де здійснюється їх первинна обробка та передавання до центральної системи керування (рис.1.2).

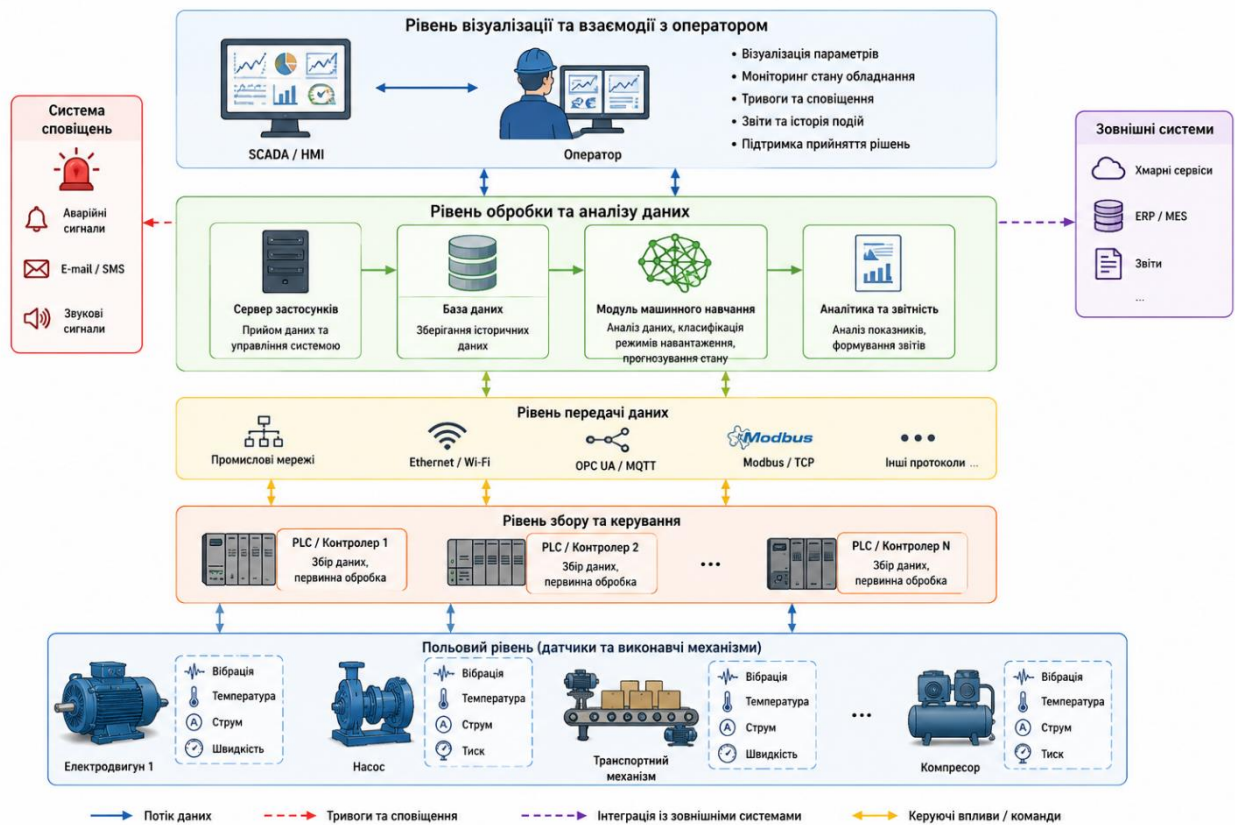


Рисунок 1.2 – Узагальнена структура автоматизованої системи моніторингу технологічного обладнання

На рисунку 1.2 наведено узагальнену структуру автоматизованої системи моніторингу технологічного обладнання. Нижній рівень представлений датчиками та виконавчими механізмами, які здійснюють вимірювання технологічних параметрів, зокрема вібрації, температури, струму, швидкості та тиску. Отримані дані надходять до програмованих логічних контролерів, де виконується їх первинна обробка та передавання каналами промислового зв'язку. На рівні обробки та аналізу здійснюється накопичення даних, їх зберігання, аналітична обробка та застосування алгоритмів МН. Результати моніторингу відображаються засобами SCADA/HMI та використовуються оператором для контролю й керування технологічним процесом.

Важливим елементом автоматизованих систем є програмні комплекси диспетчерського контролю та збору даних (SCADA-системи), які забезпечують візуалізацію параметрів технологічного процесу, архівування інформації,

формування звітів та підтримку прийняття рішень. Використання SCADA-систем дозволяє оператору в режимі реального часу контролювати роботу обладнання, отримувати повідомлення про відхилення параметрів від нормативних значень, здійснювати безперервний контроль параметрів технологічного процесу та своєчасно реагувати на зміни умов функціонування обладнання.

У промислових умовах об'єктами моніторингу найчастіше виступають електродвигуни, електроприводи, насоси, компресори, транспортні механізми, роботизовані комплекси та інше електромеханічне обладнання. Для контролю їх функціонування використовуються датчики температури, вібрації, струму, напруги, швидкості обертання, тиску та інші вимірювальні пристрої. Аналіз цих параметрів дозволяє оцінювати режими роботи обладнання та забезпечувати керування технологічним процесом [6].

Особливу роль у сучасних системах моніторингу відіграють технології промислового Інтернету речей (IIoT), які забезпечують інтеграцію великої кількості сенсорних пристроїв у єдину інформаційну мережу. Використання IIoT дозволяє організувати централізований збір даних від різних об'єктів виробництва, здійснювати віддалений моніторинг обладнання та забезпечувати обмін інформацією між різними рівнями автоматизованої системи керування.

Однією з актуальних тенденцій розвитку автоматизованих систем моніторингу є впровадження технологій ШІ та МН. Традиційні системи моніторингу переважно базуються на порівнянні виміряних параметрів із заданими пороговими значеннями, тоді як, інтелектуальні технології дозволяють автоматично опрацьовувати великі обсяги інформації, знаходити приховані залежності в даних та ідентифікувати режими роботи обладнання. Це сприяє підвищенню точності прийняття рішень і ефективності функціонування автоматизованих систем керування.

У межах даної роботи автоматизована система моніторингу розглядається як інформаційне середовище, у якому здійснюється збір даних від сенсорів

електродвигуна, їх подальша обробка та класифікація режимів навантаження за допомогою методів МН. Обраний підхід дозволяє поєднати сучасні засоби автоматизації з інтелектуальними методами аналізу даних та забезпечити підвищення ефективності контролю технологічних процесів.

Таким чином, автоматизовані системи моніторингу та контролю є невід'ємною складовою сучасного виробництва та забезпечують отримання інформації про функціонування технологічного обладнання. Їх подальший розвиток пов'язаний із використанням сенсорних технологій, промислового Інтернету речей та методів МН, що відкриває можливості для автоматизованого аналізу режимів навантаження та підвищення ефективності керування технологічними процесами.

### **1.3 Сенсорні системи збору даних та вібраційний моніторинг електромеханічного обладнання**

Ефективність функціонування сучасних автоматизованих технологічних систем значною мірою залежить від можливості оперативного отримання інформації про стан обладнання та параметри його роботи. Для вирішення цього завдання використовуються сенсорні системи збору даних, які забезпечують безперервний контроль технологічних параметрів та формують інформаційну основу для подальшого аналізу й прийняття рішень.

Одним із найбільш поширених об'єктів моніторингу в автоматизованих системах є електродвигун, який входить до складу більшості електроприводів промислового обладнання. Під час роботи електродвигуна змінюються його механічні, динамічні та теплові характеристики, що безпосередньо пов'язано з режимом навантаження. Реєстрація таких змін дозволяє оцінювати умови функціонування обладнання та визначати особливості перебігу технологічного процесу.

Особливе значення для аналізу роботи електромеханічного обладнання має вібраційний моніторинг. Вібраційні сигнали містять інформацію про стан

механічних вузлів, режим роботи електропривода та рівень прикладеного навантаження. Зміна швидкості обертання, механічного навантаження або умов експлуатації призводить до зміни параметрів вібрації, що робить їх важливим джерелом інформації для автоматизованих систем контролю.

Для реєстрації вібраційних характеристик широко використовуються акселерометри (рис.1.3). Акселерометр є вимірювальним пристроєм, призначеним для визначення лінійних прискорень об'єкта вздовж координатних осей. Сучасні тривісні акселерометри дозволяють одночасно реєструвати прискорення вздовж осей X, Y та Z, що забезпечує отримання інформації про просторовий характер коливань та вібрацій електромеханічного обладнання.

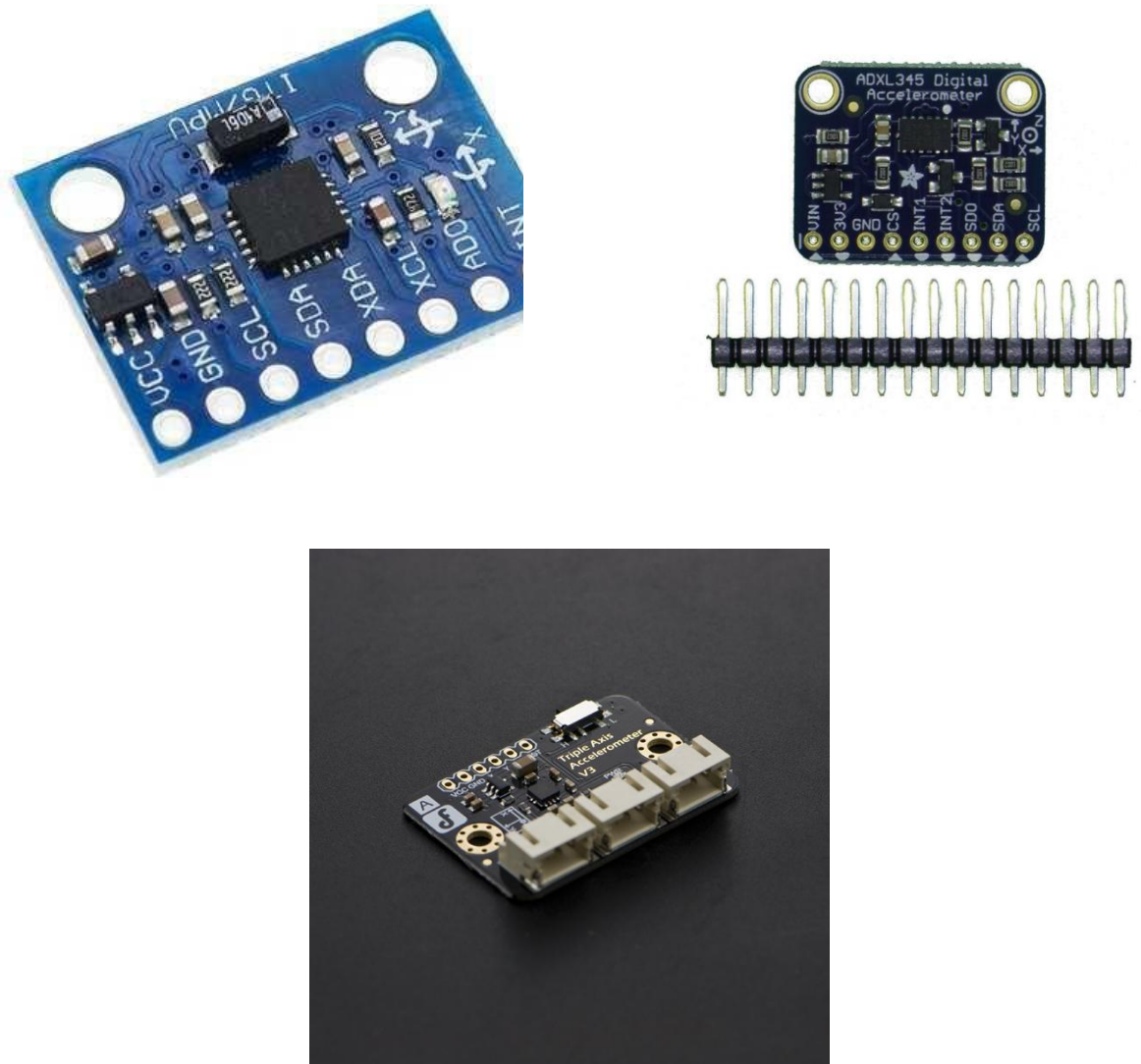


Рисунок 1.3 – Вигляд акселерометра

Показники акселерометра широко використовуються під час аналізу вібраційних процесів, оскільки дозволяють оцінити інтенсивність коливань та виявити зміни, пов'язані зі зміною режиму навантаження електродвигуна.

Для доповнення інформації про динамічний стан обладнання використовуються гіроскопи (рис.1.4). На відміну від акселерометрів, які вимірюють лінійні прискорення, гіроскопи визначають кутові швидкості обертання відносно координатних осей. Отримані дані дозволяють оцінювати особливості обертального руху механізмів та досліджувати динамічні процеси, що відбуваються під час роботи електропривода.



Рисунок 1.4 – Зовнішній вигляд гіроскопа

Поєднання даних акселерометра та гіроскопа забезпечує більш повне представлення про поточний стан обладнання, що підвищує точність аналізу та дозволяє ефективніше розпізнавати режими його функціонування.

Важливим параметром, який додатково характеризує умови роботи електромеханічного обладнання, є температура. Температурні показники відображають тепловий стан електродвигуна та залежать від режиму навантаження, тривалості роботи й умов експлуатації (рис.1.5). Підвищення

навантаження зазвичай супроводжується збільшенням тепловиділення, що призводить до зміни температурного режиму.

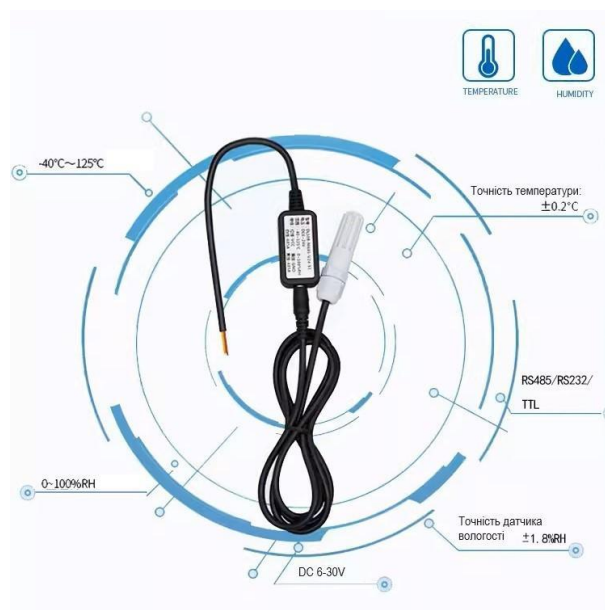
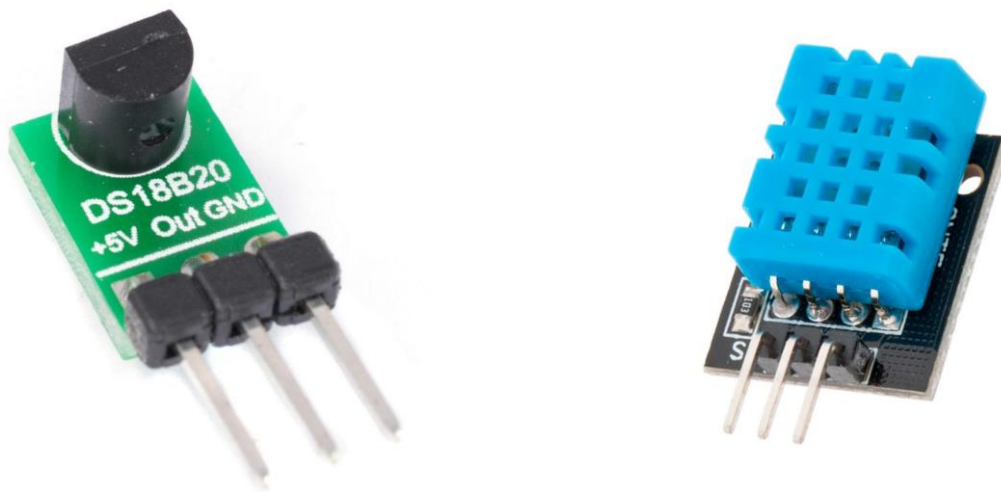


Рисунок 1.5 – Зовнішній вигляд температурного сенсора

Контроль температури дозволяє доповнити інформацію про функціонування обладнання та підвищити достовірність оцінювання його режимів роботи.

У сучасних системах автоматизації акселерометри та гіроскопи часто інтегруються в єдиний інерціальний вимірювальний модуль. Такі модулі



забезпечують одночасне вимірювання лінійних прискорень і кутових швидкостей, що дає можливість комплексно оцінювати вібраційний та динамічний стан електродвигуна. Поєднання даних інерціальних і температурних сенсорів формує інформаційну основу для побудови систем моніторингу та аналізу режимів функціонування обладнання (рис.1.6).

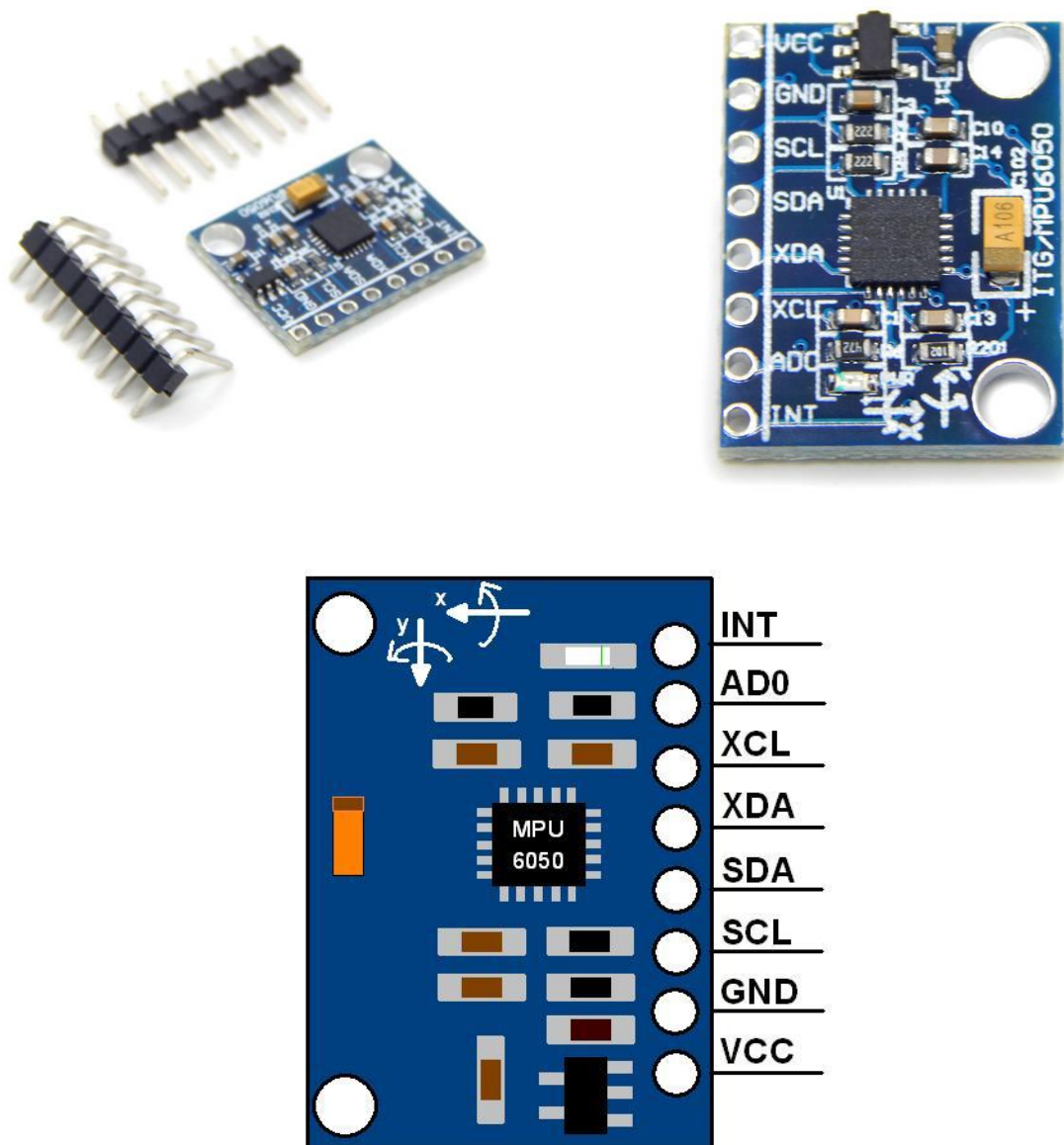


Рисунок 1.6 – Зовнішній вигляд інерціального вимірювального модуля MPU6050



На рисунку 1.6 наведено інерціальний вимірювальний модуль MPU6050, який поєднує в одному пристрої тривісний акселерометр і тривісний гіроскоп. Модуль забезпечує вимірювання лінійних прискорень та кутових швидкостей уздовж трьох координатних осей, що дозволяє здійснювати комплексний аналіз просторового руху та вібраційних характеристик об'єкта. Поєднання невеликих габаритів, низького споживання енергії та достатньо високої точності вимірювань зумовило широке використання модуля MPU6050 у робототехнічних комплексах, автоматизованих системах керування, безпілотних пристроях та засобах моніторингу технічного стану обладнання.

Тому, застосування акселерометрів, гіроскопів та температурних сенсорів забезпечує отримання інформації про вібраційний, динамічний і тепловий стан електромеханічного обладнання. Отримані дані використовують як інформативні ознаки для побудови моделей МН, призначених для автоматизованої класифікації режимів навантаження в технологічних процесах.

#### **1.4 Методи МН для класифікації режимів роботи технологічних систем**

Розвиток цифрових технологій та широке впровадження сенсорних систем у промисловості призвели до суттєвого збільшення обсягів даних, які формуються під час функціонування технологічного обладнання. Традиційні методи аналізу не завжди дозволяють ефективно обробляти такі масиви інформації та виявляти приховані закономірності між параметрами роботи обладнання і режимами його функціонування. Тому значного поширення набули методи МН, які забезпечують автоматизовану обробку даних та побудову моделей для розв'язання задач класифікації, прогнозування й підтримки прийняття рішень.

Поширеною задачею МН є класифікація, що полягає у віднесенні об'єкта до одного з наперед визначених класів на основі його характеристик. У сфері автоматизації класифікація використовується для визначення режимів роботи обладнання, виявлення аномальних станів, контролю технологічних процесів та

аналізу виробничих даних. У межах даної роботи задача класифікації полягає у визначенні режиму навантаження електродвигуна на основі параметрів, отриманих від сенсорної системи моніторингу.

Побудова моделі МН передбачає виконання низки послідовних етапів, серед яких збір даних, їх попередня обробка, формування ознак, навчання моделі та отримання результатів класифікації (рис.1.7). Ефективність побудованої моделі залежить від якості вихідних даних, правильності їх підготовки та вибору алгоритму навчання.

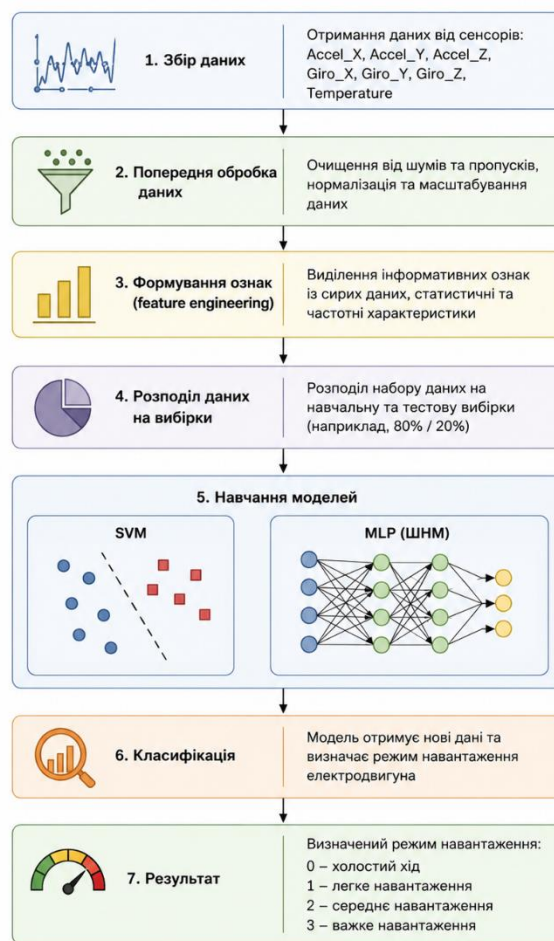


Рисунок 1.7 – Етапи побудови моделі МН для класифікації режимів навантаження

Для розв'язання задачі класифікації режимів навантаження в даній роботі обрано метод опорних векторів та НМ. Дані методи належать до найбільш

поширених алгоритмів МН та широко використовуються для аналізу багатовимірних даних у системах автоматизації.

#### 1.4.1 Метод опорних векторів

Метод опорних векторів (SVM) є одним із найефективніших алгоритмів класифікації, який базується на побудові оптимальної роздільної гіперплощини між об'єктами різних класів. Основною метою алгоритму є максимізація відстані між роздільною поверхнею та найближчими до неї об'єктами навчальної вибірки, які називаються опорними векторами [2].

У випадку лінійно роздільних даних алгоритм формує гіперплощину, що забезпечує найкраще розділення класів (рис.1.8). Для складніших задач можуть використовуватися спеціальні функції ядра, які дозволяють відображати дані у простір більшої розмірності та виконувати нелінійну класифікацію. Найбільш поширеними є лінійне, поліноміальне та радіально-базисне ядра.

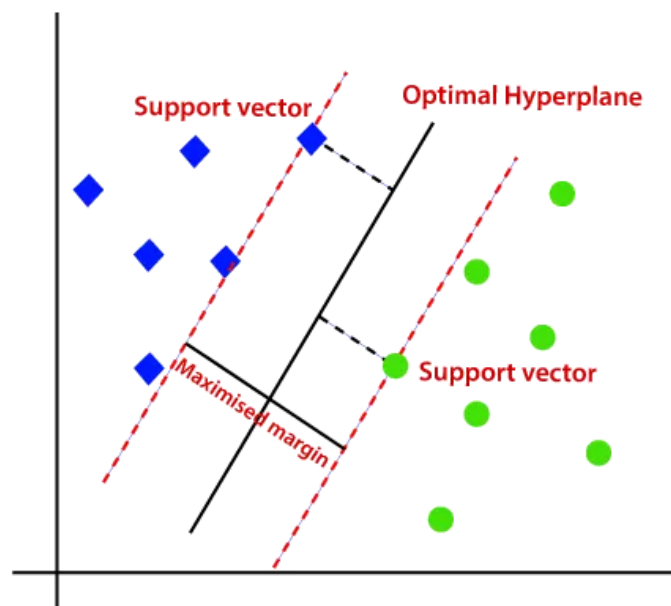


Рисунок 1.8 – Принцип роботи методу опорних векторів

До основних переваг SVM належать висока точність класифікації, стійкість до перенавчання та ефективна робота з багатовимірними наборами даних. Крім того, алгоритм здатний демонструвати якісні результати навіть за відносно невеликих обсягів навчальної вибірки. Використання ядерних функцій

дозволяє розв'язувати задачі нелінійної класифікації, що суттєво розширює сферу його застосування в системах аналізу даних.

#### 1.4.2 Нейронні мережі

НМ є перспективним напрямом сучасного МН [3]. Принцип їх функціонування ґрунтується на моделюванні роботи біологічної нервової системи. НМ складається із взаємопов'язаних елементів – нейронів, які організовані у вхідний, один або декілька прихованих та вихідний шари.

Під час навчання мережі здійснюється налаштування вагових коефіцієнтів між нейронами з метою мінімізації похибки класифікації (рис.1.9). Завдяки багатошаровій структурі НМ здатні виявляти складні нелінійні залежності між вхідними та вихідними параметрами, що робить їх ефективним інструментом для аналізу даних сенсорного моніторингу.

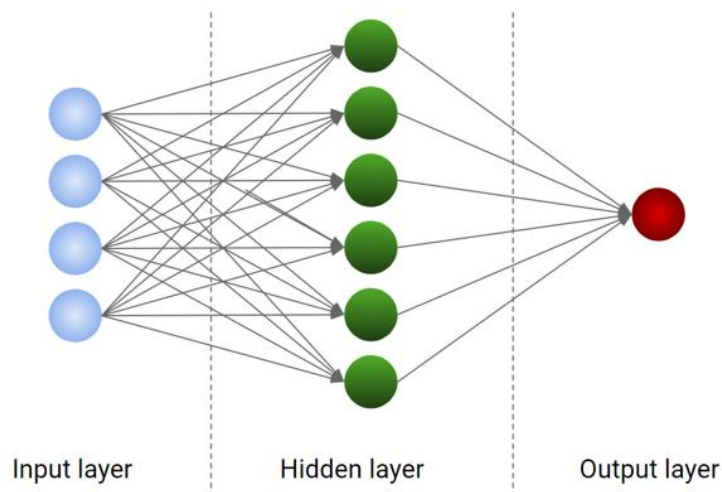


Рисунок 1.9 – Структура багатошарового перцептрона

Однією з найбільш поширених архітектур НМ для задач класифікації є багатошаровий перцептрон (MLP). Така мережа забезпечує обробку великої кількості вхідних параметрів та здатна формувати складні моделі для розпізнавання класів. Перевагами НМ є висока гнучкість, можливість роботи з великими обсягами даних та здатність виявляти приховані закономірності. Водночас їх ефективність залежить від структури мережі, параметрів навчання та якості підготовки даних.

На рисунку 1.10 показано вплив швидкості навчання (learning rate) на процес оптимізації параметрів НМ. За надто малого значення швидкості навчання процес збіжності відбувається повільно та потребує великої кількості ітерацій. Оптимальне значення забезпечує швидке досягнення мінімуму функції втрат. Надмірно велика швидкість навчання може призводити до нестійкості процесу оптимізації та неможливості досягнення глобального або локального мінімуму.

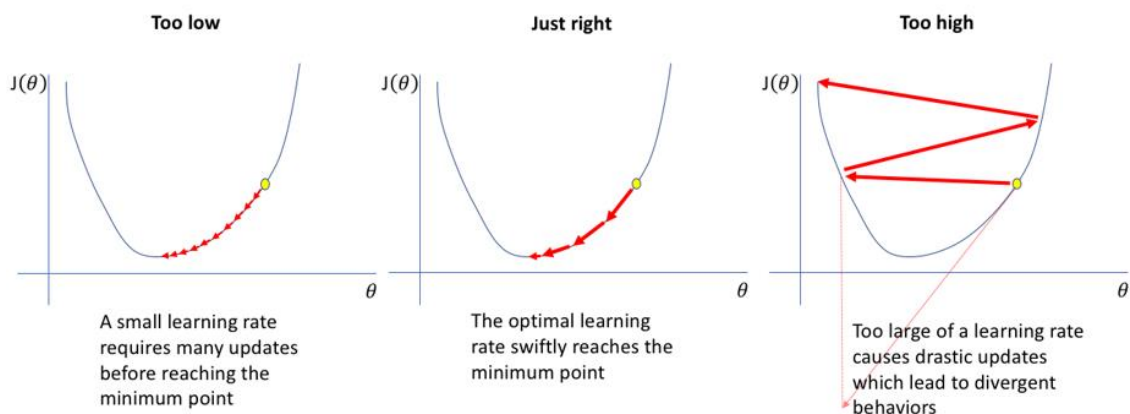


Рисунок 1.10 – Вплив швидкості навчання на процес мінімізації функції втрат

Перевагами НМ є здатність моделювати складні нелінійні залежності між параметрами, висока адаптивність до різних типів даних та можливість автоматичного виявлення прихованих закономірностей. НМ ефективно працюють із великими обсягами інформації та можуть забезпечувати високу якість класифікації за умови правильної побудови архітектури та налаштування параметрів навчання [7].

Таким чином, метод опорних векторів та НМ належать до найбільш поширених алгоритмів МН для розв'язання задач класифікації. Метод опорних векторів характеризується високою точністю та стійкістю до перенавчання, тоді як НМ забезпечують можливість моделювання складних нелінійних залежностей між параметрами об'єкта дослідження. Саме тому зазначені методи були обрані для дослідження задачі класифікації режимів навантаження електродвигуна на основі даних сенсорного моніторингу.

## 1.5 Аналіз існуючих рішень та постановка задачі дослідження

Сучасний розвиток автоматизованих технологічних систем супроводжується активним впровадженням інтелектуальних методів обробки даних для моніторингу стану обладнання та аналізу режимів його функціонування. Зростання обсягів інформації, що надходить від сенсорних систем, створює передумови для застосування методів МН з метою автоматизованого виявлення закономірностей у даних та підтримки прийняття рішень.

У наукових дослідженнях останніх років значна увага приділяється використанню алгоритмів МН для аналізу даних вібраційного моніторингу електромеханічного обладнання. Отримані від акселерометрів, гіроскопів та інших сенсорів дані використовуються для розпізнавання режимів роботи електродвигунів, оцінювання технічного стану механізмів, виявлення відхилень від нормального режиму функціонування та прогнозування можливих несправностей.

Для розв'язання подібних задач застосовуються різні алгоритми МН, серед яких дерева рішень, метод  $k$ -найближчих сусідів, наївний байєсівський класифікатор, ансамблеві методи, метод опорних векторів та НМ. Аналіз сучасних досліджень показує, що метод опорних векторів і НМ належать до найбільш ефективних підходів для роботи з багатовимірними сенсорними даними, оскільки забезпечують високу точність класифікації та здатність виявляти складні взаємозв'язки між параметрами об'єкта дослідження.

Незважаючи на велику кількість наукових робіт у сфері інтелектуального моніторингу обладнання, питання автоматизованої класифікації режимів навантаження електродвигунів залишається актуальним. Це зумовлено різноманітністю умов експлуатації, впливом зовнішніх факторів на вимірювані параметри та необхідністю забезпечення високої достовірності розпізнавання режимів роботи в умовах реальних технологічних процесів.

Проведений аналіз наукових джерел свідчить про перспективність використання даних вібраційного моніторингу для визначення режимів навантаження електромеханічного обладнання [1]. Особливий інтерес становлять підходи, що базуються на застосуванні методів МН для обробки даних, отриманих від інерціальних сенсорів та температурних датчиків.

У даній роботі для дослідження використовується набір даних Motor Vibration Classification IMU Dataset [8], який містить результати вимірювань, отримані від інерціального вимірювального модуля MPU6050 та температурного сенсора під час роботи електродвигуна в різних режимах навантаження. Набір даних включає параметри лінійних прискорень, кутових швидкостей та температури, що дозволяє комплексно характеризувати динамічний і тепловий стан об'єкта дослідження.

Таким чином, аналіз існуючих підходів підтверджує доцільність застосування методів МН для автоматизованої класифікації режимів навантаження електродвигуна. Подальше дослідження спрямоване на підготовку даних, побудову моделей на основі методу опорних векторів та НМ, а також оцінювання ефективності їх використання для розпізнавання режимів функціонування електромеханічного обладнання.

## РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТНА ЧАСТИНА

### 2.1 Аналіз та характеристика набору даних

Для проведення дослідження використано набір даних Motor Vibration Classification IMU Dataset [8], який містить результати вимірювань параметрів роботи електродвигуна за різних режимів функціонування. Набір даних призначений для розв'язання задач багатокласової класифікації та може використовуватися під час створення інтелектуальних систем моніторингу й автоматизованого розпізнавання режимів роботи електромеханічного обладнання.

Вихідні дані були отримані за допомогою інерціального вимірювального модуля MPU6050, який поєднує тривісний акселерометр та тривісний гіроскоп. Використання такого модуля дозволяє одночасно реєструвати лінійні прискорення та кутові швидкості обертання вздовж трьох координатних осей. Крім того, у наборі даних присутні результати вимірювання температури, що дає змогу враховувати тепловий стан електродвигуна під час аналізу режимів його функціонування.

Загалом, набір даних містить 4808 записів, які розподілені між чотирма класами, що відповідають різним режимам функціонування електродвигуна. Структуру класів досліджуваного набору даних наведено на рисунку 2.1.

| File       | Class   | Samples | Description                 |
|------------|---------|---------|-----------------------------|
| nivel0.csv | Level 0 | 1,196   | Motor OFF (fan not running) |
| nivel1.csv | Level 1 | 1,206   | Speed 1 (low speed)         |
| nivel2.csv | Level 2 | 1,203   | Speed 2 (medium speed)      |
| nivel3.csv | Level 3 | 1,203   | Speed 3 (high speed)        |

Рисунок 2.1 – Структура класів досліджуваного набору даних



Як видно з рисунка 2.1, набір даних містить чотири класи, які відповідають різним режимам роботи електродвигуна. Клас Level 0 характеризує вимкнений стан двигуна, тоді як класи Level 1, Level 2 та Level 3 відповідають низькому, середньому та високому рівням навантаження відповідно.

Таким чином, класи набору даних відображають послідовне збільшення інтенсивності функціонування електродвигуна від неробочого стану до режиму високого навантаження. Аналіз розподілу записів між класами показує, що кількість зразків у кожному з них є практично однаковою. Така збалансованість вибірки сприяє коректному навчанню моделей МН та зменшує ймовірність виникнення зміщення результатів класифікації в бік окремих класів (рис.2.2).

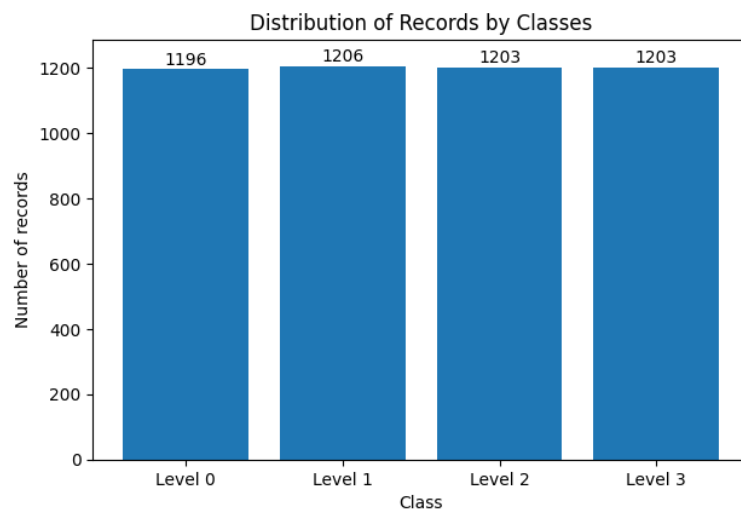


Рисунок 2.2 – Розподіл записів за класами набору даних

Кожен запис набору даних містить результати вимірювань, отримані від інерціального вимірювального модуля та температурного сенсора. До складу ознак входять показники тривісного акселерометра, тривісного гіроскопа та температура.

**Параметри Accel\_X, Accel\_Y та Accel\_Z** характеризують лінійні прискорення вздовж координатних осей X, Y та Z відповідно. Дані показники використовуються для аналізу вібраційного стану електродвигуна та відображають інтенсивність механічних коливань, що виникають під час його роботи. Зміна режиму навантаження супроводжується зміною вібраційних

характеристик, тому дані акселерометра є важливим джерелом інформації для подальшої класифікації.

**Параметри Giro\_X, Giro\_Y та Giro\_Z** містять інформацію про кутові швидкості обертання відносно відповідних координатних осей. Дані гіроскопа дозволяють оцінювати динамічні процеси, пов'язані з рухом електродвигуна, а також доповнюють інформацію, отриману від акселерометра. Поєднання показників прискорення та кутових швидкостей забезпечує більш повний опис режиму функціонування обладнання.

**Параметр Temperature** характеризує температуру сенсора під час виконання вимірювань. Температурні показники дозволяють враховувати тепловий стан електродвигуна та можуть містити додаткову інформацію щодо умов його експлуатації, рівня навантаження та тривалості роботи.

Крім зазначених параметрів, кожен запис містить службовий індекс *Amostra*, який використовується для нумерації вимірювань. Оскільки цей параметр не містить інформації про режим функціонування електродвигуна, під час побудови моделей МН він не використовується як вхідна ознака.

На рисунку 2.3 наведено гістограми розподілу основних параметрів набору даних Motor Vibration Classification IMU Dataset. До складу досліджуваних ознак входять показники тривісного акселерометра (*Accel\_X*, *Accel\_Y*, *Accel\_Z*), тривісного гіроскопа (*Giro\_X*, *Giro\_Y*, *Giro\_Z*) та температурного сенсора (*Temperature*). Крім того, у наборі даних присутній службовий параметр *Amostra*, який використовується для нумерації вимірювань і не бере участі у побудові моделей МН.

Аналіз гістограм дозволяє оцінити діапазони зміни параметрів та особливості їх статистичного розподілу (рис.2.3). Отримані результати свідчать про достатню варіативність ознак, що створює передумови для ефективного навчання моделей класифікації режимів навантаження електродвигуна.

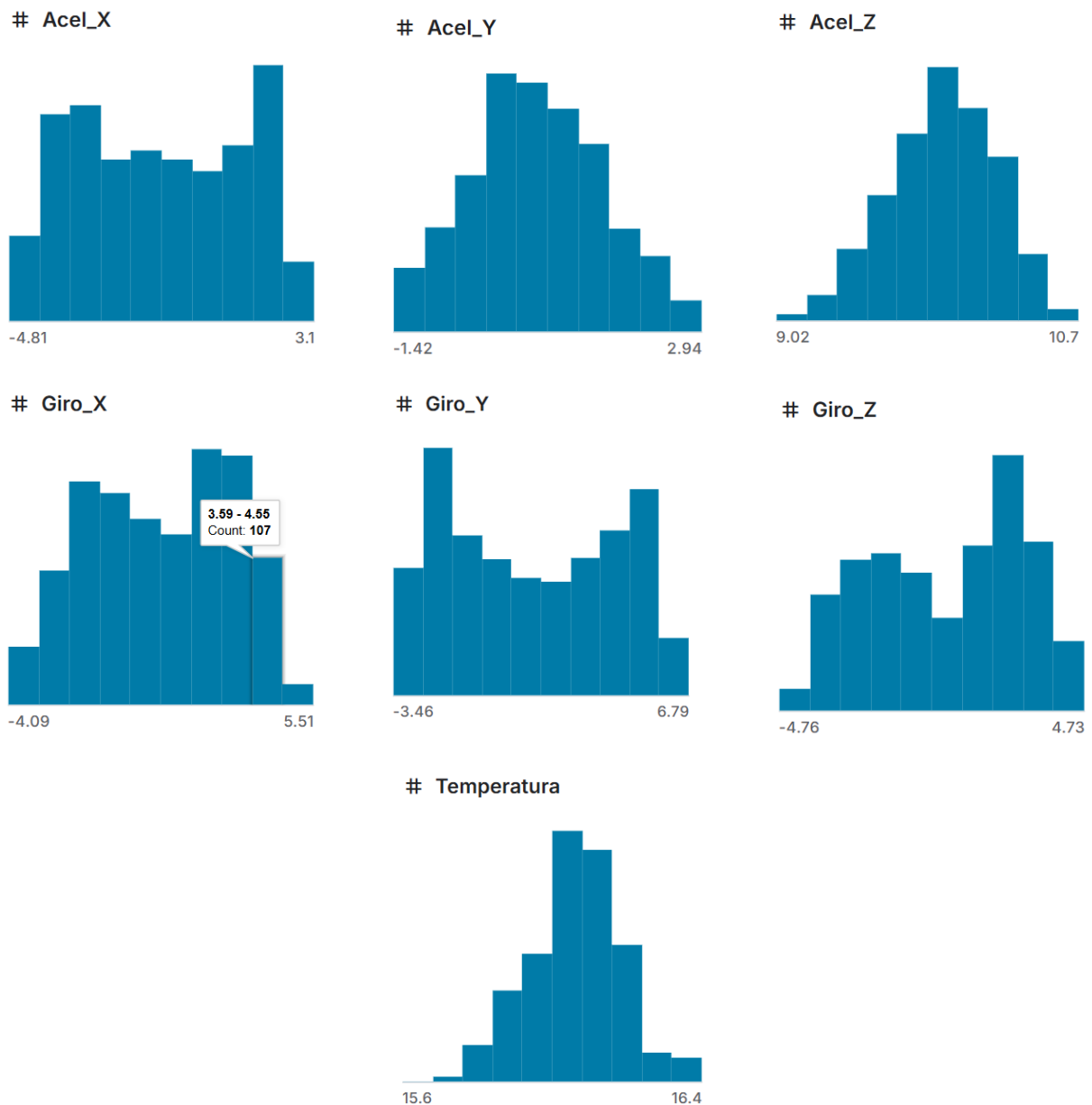


Рисунок 2.3 – Гістограми розподілу основних ознак набору даних

Первинний аналіз набору даних показав, що всі ознаки представлені числовими значеннями, що спрощує їх подальшу обробку та використання в алгоритмах МН. Відсутність текстових параметрів дозволяє безпосередньо застосовувати математичні методи аналізу та класифікації після виконання процедур підготовки даних.

Отже, набір даних Motor Vibration Classification IMU Dataset містить достатній обсяг інформативних параметрів для дослідження режимів

функціонування електродвигуна. Поєднання вібраційних, динамічних і температурних характеристик створює інформаційну основу для побудови та дослідження моделей МН, призначених для автоматизованої класифікації режимів навантаження в технологічних процесах.

## **2.2 Формування інформаційної моделі класифікації режимів навантаження**

Для побудови системи класифікації режимів навантаження необхідно сформувану інформаційну модель, яка визначає склад вхідних даних, їх взаємозв'язки та структуру вихідної інформації. Інформаційна модель забезпечує формалізоване представлення об'єкта дослідження та створює основу для подальшого застосування алгоритмів МН.

У межах даної роботи об'єктом класифікації є режим функціонування електродвигуна, який характеризується сукупністю вимірюваних параметрів вібраційного та теплового стану. Вхідною інформацією для моделі виступають результати вимірювань, отримані від інерціального вимірювального модуля MPU6050 та температурного сенсора. На базі цих даних формується вектор ознак, який використовується для навчання та подальшого функціонування моделей МН.

Інформаційна модель передбачає перетворення набору первинних вимірювань у структурований інформаційний опис поточного стану електродвигуна. Результатом роботи моделі є визначення одного з чотирьох класів, які відповідають різним режимам навантаження обладнання.

Загальну структуру інформаційної моделі можна подати у вигляді схеми (рис. 2.4).

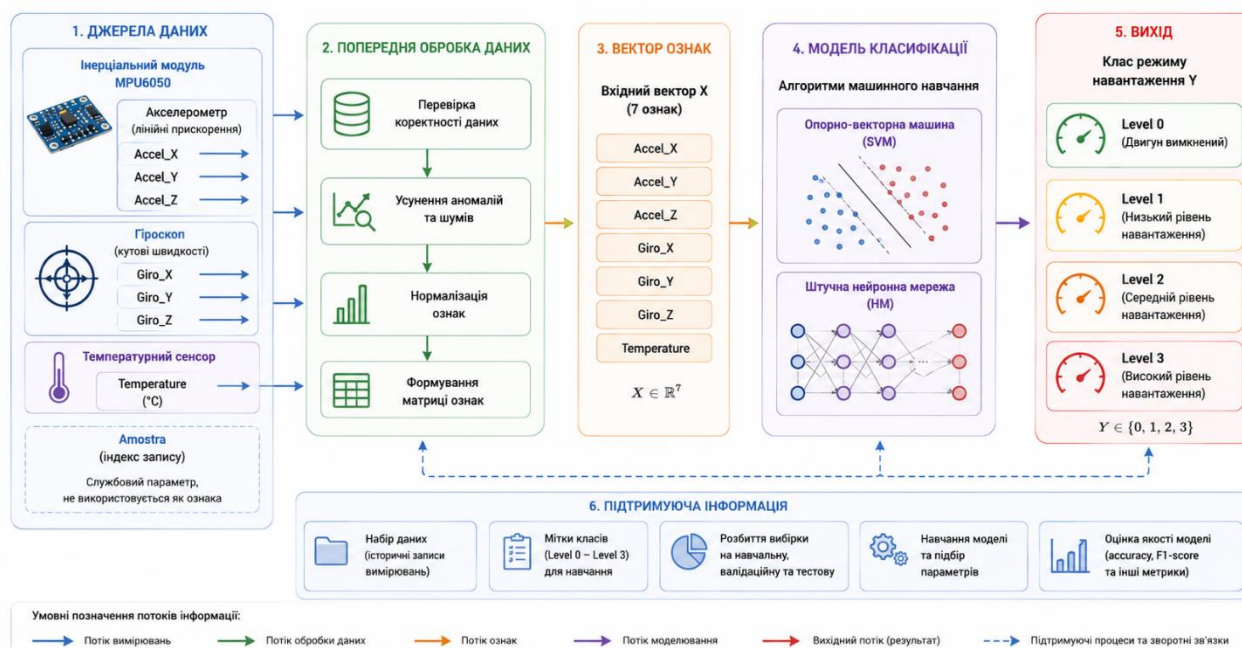


Рисунок 2.4 – Інформаційна модель класифікації режимів навантаження електродвигуна

З позиції теорії МН задача класифікації полягає у встановленні залежності між множиною вхідних параметрів та відповідним класом режиму навантаження. У процесі навчання модель аналізує наявні приклади та формує правило класифікації, яке надалі використовується для визначення режиму роботи за новими вимірюваннями.

Математично інформаційну модель можна подати у вигляді залежності:

$$Y = f(X) \quad (2.1)$$

де  $X$  — сукупність вхідних ознак, що характеризують поточний стан електродвигуна,  $Y$  — клас режиму навантаження, а  $f(X)$  — функція класифікації, сформована в результаті навчання моделі МН.

У даному дослідженні вихідна змінна набуває одного з чотирьох значень, що відповідають різним режимам функціонування електродвигуна:

$$Y \in \{0, 1, 2, 3\} \quad (2.2)$$

де значення 0 відповідає вимкненому стану двигуна, 1 — низькому рівню навантаження, 2 — середньому рівню навантаження, а 3 — високому рівню навантаження.

Таким чином, сформована інформаційна модель забезпечує формалізоване представлення даних про стан електродвигуна та створює основу для подальшої розробки і дослідження моделей МН, призначених для автоматизованої класифікації режимів навантаження у технологічних процесах.

## **2.3 Попередня обробка та підготовка даних до МН**

Якість функціонування моделей МН залежить від якості підготовки вхідних даних. Навіть за наявності сучасних алгоритмів класифікації недостатня обробка початкової інформації може призвести до зниження точності прогнозування та погіршення здатності моделі до узагальнення. Тому перед навчанням моделей МН необхідно виконати комплекс заходів, спрямованих на підготовку та впорядкування даних.

На першому етапі здійснено аналіз структури набору даних та перевірку коректності його формування. Досліджуваний набір містить результати вимірювань параметрів вібраційного та теплового стану електродвигуна, представлені значеннями тривісного акселерометра, тривісного гіроскопа та температурного сенсора. Кожному запису відповідає певний режим функціонування електродвигуна, що використовується як цільовий клас під час навчання моделей.

Наступним етапом стала перевірка даних на наявність пропущених значень та аномальних записів. Аналіз набору даних показав відсутність пропусків у значеннях ознак, що дозволило використовувати всі записи під час подальшого моделювання без виконання процедур відновлення або видалення даних. Також було здійснено перевірку діапазонів зміни параметрів з метою виявлення можливих помилок вимірювання або некоректно сформованих записів.

Оскільки ознаки представлені в різних одиницях вимірювання та мають різні діапазони зміни, для забезпечення коректної роботи алгоритмів МН виконано нормалізацію даних. Нормалізація дозволяє привести всі ознаки до єдиного масштабу та запобігти домінуванню параметрів із більшими числовими значеннями над іншими ознаками. Особливо важливою дана процедура є для методу опорних векторів та НМ, чутливих до масштабів вхідних параметрів.

Після виконання нормалізації було сформовано підсумковий набір ознак, який використовувався для навчання моделей класифікації. Вхідний вектор містив параметри акселерометра, гіроскопа та температурного сенсора, тоді як службовий параметр *Amostra* був виключений з аналізу, оскільки не несе інформації про режим функціонування електродвигуна та використовується лише для ідентифікації записів.

На завершальному етапі підготовки даних сформовану вибірку було розподілено на навчальну та тестову підмножини. Навчальна вибірка використовувалася для побудови моделей МН, тоді як тестова призначалася для незалежної оцінки їх якості. Такий підхід дозволяє отримати об'єктивну оцінку ефективності класифікаторів на даних, які не використовувалися під час навчання.

Загальну послідовність попередньої обробки та підготовки даних до МН наведено на рисунку 2.5.



Рисунок 2.5 – Етапи попередньої обробки та підготовки даних до МН

Таким чином, виконана попередня обробка забезпечила підготовку якісного набору даних для подальшого навчання моделей МН та створила необхідні умови для підвищення точності класифікації режимів навантаження електродвигуна.

## 2.4 Проєктування ПЗ класифікації режимів навантаження

Проєктування ПЗ є важливим етапом розробки системи класифікації режимів навантаження, оскільки визначає структуру майбутньої програми, послідовність обробки даних, взаємодію основних модулів та порядок отримання кінцевого результату. У межах даної роботи програмне забезпечення розробляється для автоматизованої обробки сенсорних даних електродвигуна, навчання моделей МН та визначення режиму його функціонування.

Основним призначенням ПЗ є реалізація повного циклу роботи з даними: завантаження набору даних, попередня обробка, формування навчальної та тестової вибірок, навчання моделей класифікації, оцінювання результатів і виведення прогнозованого класу режиму навантаження. Такий підхід дозволяє



забезпечити цілісність процесу моделювання та створити основу для подальшого використання розробленого рішення в автоматизованих системах моніторингу.

У ПЗ передбачено реалізацію двох моделей МН: методу опорних векторів та НМ. Використання двох підходів дає можливість порівняти якість класифікації та визначити модель, яка забезпечує кращі результати для досліджуваного набору даних. Обидві моделі працюють з однаковим вхідним набором ознак, що забезпечує коректність подальшого порівняльного аналізу.

Структура ПЗ включає декілька функціональних модулів. Перший модуль відповідає за завантаження та об'єднання даних із файлів набору даних. Другий модуль виконує перевірку коректності даних, видалення службових параметрів та підготовку ознак. Третій модуль забезпечує нормалізацію значень і розподіл вибірки на навчальну та тестову частини. Четвертий модуль призначений для навчання моделей SVM і ШНМ. П'ятий модуль здійснює оцінювання якості класифікації та формування результатів. Структура розробленого програмного забезпечення та взаємозв'язок його основних модулів наведені на рисунку 2.6.



Рисунок 2.6 – Структура програмного забезпечення системи класифікації режимів навантаження

Розробку ПЗ доцільно виконувати мовою Python, котрий має широкий набір бібліотек для роботи з даними та МН, зокрема pandas, NumPy, scikit-learn, matplotlib [9-11]. Середовище Visual Studio Code забезпечує зручну організацію проєкту, редагування програмного коду, запуск скриптів та аналіз отриманих результатів.

Під час проєктування програмної структури доцільно передбачити поділ коду на логічні частини: завантаження даних, попередня обробка, навчання моделей, оцінювання результатів та візуалізація. Така організація підвищує зручність супроводу програмного забезпечення, полегшує внесення змін та забезпечує можливість повторного використання окремих фрагментів коду.

Результатом роботи програмного забезпечення є визначення одного з чотирьох режимів навантаження електродвигуна: вимкнений стан, низький, середній або високий рівень навантаження. Крім прогнозованого класу, програмне забезпечення має забезпечувати виведення показників якості класифікації, що дає змогу оцінити ефективність побудованих моделей.

Отже, спроектоване програмне забезпечення забезпечує повний цикл роботи з даними - від їх завантаження до отримання результатів класифікації. Запропонована структура дозволяє реалізувати моделі МН для автоматизованого розпізнавання режимів навантаження електродвигуна та створює основу для подальшого експериментального дослідження у спеціальній частині роботи.

## **2.5 Розробка алгоритму функціонування системи**

Після формування інформаційної моделі, підготовки даних та розробки ПЗ необхідно визначити послідовність роботи системи класифікації режимів навантаження електродвигуна. Алгоритм функціонування системи описує порядок обробки вхідних даних та взаємодію основних програмних модулів під час визначення поточного режиму роботи обладнання.

Робота системи розпочинається з отримання вхідних даних, що характеризують поточний стан електродвигуна. До складу таких даних входять значення лінійних прискорень по трьох координатних осях, кутових швидкостей та температури, отримані від інерціального вимірювального модуля MPU6050 і температурного сенсора.

Після надходження даних формується вектор ознак, який використовується як вхідна інформація для моделі МН. Перед подачею до класифікатора значення ознак проходять необхідні етапи підготовки відповідно до параметрів, що використовувалися під час навчання моделей.

На наступному етапі підготовлений вектор ознак передається до одного з розроблених класифікаторів — методу опорних векторів або НМ. Навчена

модель аналізує вхідні дані та визначає належність поточного стану електродвигуна до одного з чотирьох класів режимів навантаження.

Результатом роботи системи є визначення режиму функціонування електродвигуна: вимкнений стан, низький, середній або високий рівень навантаження. Отриманий результат відображається користувачу та може бути використаний для подальшого моніторингу технічного стану обладнання або прийняття рішень щодо його експлуатації. Алгоритм функціонування розробленої системи наведено на рисунку 2.7.



Рисунок 2.7 – Алгоритм функціонування системи класифікації режимів навантаження

Таким чином, розроблений алгоритм забезпечує автоматизоване визначення режимів навантаження електродвигуна на основі даних, отриманих від вібраційних і температурних сенсорів, із застосуванням моделей МН. Реалізована послідовність обробки даних охоплює етапи збору, підготовки,

класифікації та формування результатів, що дозволяє забезпечити цілісність процесу аналізу стану обладнання. Запропонований підхід дає змогу швидко отримувати інформацію про поточний режим роботи електродвигуна, підвищує ефективність контролю технологічного обладнання та створює передумови для впровадження систем моніторингу, діагностування і підтримки прийняття рішень у сучасних автоматизованих технологічних процесах.

## РОЗДІЛ 3. СПЕЦІАЛЬНА ЧАСТИНА

### 3.1 Реалізація ПЗ системи класифікації режимів навантаження

У межах даної роботи ПЗ для класифікації режимів навантаження електродвигуна реалізовано мовою програмування Python [12-14]. Вибір даної мови обумовлений наявністю широкого набору бібліотек для обробки даних, МН та візуалізації результатів, а також можливістю швидкої інтеграції алгоритмів у прикладні інформаційні системи. Крім того, Python є однією з найбільш поширених мов програмування у сфері аналізу даних та ШІ, що забезпечує високу гнучкість розробки та широкі можливості для подальшого розвитку програмного забезпечення [15-18].

Програмна реалізація системи забезпечує повний цикл обробки даних, а саме, завантаження та об'єднання набору даних, попередню підготовку інформації, формування навчальної та тестової вибірок, реалізацію моделей МН, оцінювання якості класифікації та формування результатів дослідження. Для роботи з табличними даними використовувалась бібліотека Pandas, для числових обчислень – NumPy, а для реалізації алгоритмів МН – бібліотека Scikit-learn. Побудова графіків та візуалізація результатів здійснювалися за допомогою бібліотеки Matplotlib.

На етапі підготовки даних здійснюється завантаження файлів набору даних Motor Vibration Classification IMU Dataset, їх об'єднання в єдину вибірку та формування цільової змінної, що відповідає класу режиму навантаження електродвигуна (рис.3.1). Кожен із файлів містить результати вимірювань для окремого режиму роботи двигуна та відповідає одному з чотирьох класів: Level 0, Level 1, Level 2 або Level 3. Після завантаження даних усім записам присвоюється відповідна мітка класу, що використовується під час навчання моделей МН.

```

36  dataframes = []
37
38  for label, path in files.items():
39      df = pd.read_csv(path)
40      df["Class"] = label
41      dataframes.append(df)
42
43  data = pd.concat(dataframes, ignore_index=True)
44
45  print("Перші 10 записів:")
46  print(data.head(10))
47
48  print("\nІнформація про набір даних:")
49  print(data.info())
50
51  print("\nКількість записів за класами:")
52  print(data["Class"].value_counts().sort_index())

```

Рисунок 3.1 – Фрагмент програмного коду завантаження та об'єднання набору даних

Після формування загальної вибірки виконується аналіз структури даних та перевірка їх коректності. Для побудови моделей використовуються сім вхідних ознак, отриманих від інерціального вимірювального модуля MPU6050 та температурного сенсора. До складу ознак входять три компоненти прискорення (Acel\_X, Acel\_Y, Acel\_Z), три компоненти кутової швидкості (Giro\_X, Giro\_Y, Giro\_Z) та температура сенсора (Temperatura). Службовий параметр Amostra не містить інформації про стан електродвигуна та не використовується в процесі навчання моделей, тому виключається з подальшого аналізу.

Для забезпечення коректної роботи алгоритмів МН виконується нормалізація ознак методом стандартизації (рис.3.2). Необхідність даної процедури обумовлена тим, що окремі параметри мають різні діапазони зміни значень. Приведення ознак до єдиного масштабу дозволяє уникнути домінування окремих параметрів та сприяє більш ефективному навчанню моделей.



```

77     features = [
78         "Acel_X", "Acel_Y", "Acel_Z",
79         "Giro_X", "Giro_Y", "Giro_Z",
80         "Temperatura"
81     ]
82
83     X = data[features]
84     y = data["Class"]
85
86     scaler = StandardScaler()
87     X_scaled = scaler.fit_transform(X)
88
89     X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
90         X_scaled, y,
91         test_size=0.2,
92         random_state=42,
93         stratify=y
94     )

```

Рисунок 3.2 – Фрагмент програмного коду попередньої обробки та нормалізації даних

Після завершення попередньої обробки та нормалізації даних здійснюється формування навчальної та тестової вибірок. Для цього використовується функція `train_test_split()`, яка забезпечує випадковий розподіл даних у співвідношенні 80 % для навчання та 20 % для тестування моделі. Параметр `stratify=y` дозволяє зберегти однакове співвідношення класів у кожній вибірці, що забезпечує коректне оцінювання якості класифікації.

Для розв'язання задачі класифікації режимів навантаження було обрано два алгоритми МН: метод опорних векторів (SVM) та НМ типу багатошарового перцептрона (MLP).

Метод опорних векторів належить до найбільш ефективних алгоритмів класифікації та широко використовується для розв'язання задач розпізнавання образів і аналізу багатовимірних даних. Основною ідеєю методу є побудова оптимальної розділяючої поверхні між класами, яка забезпечує максимальне віддалення від найближчих об'єктів кожного класу. У даному дослідженні для

побудови моделі використовувалося радіальне базисне ядро (RBF), яке дозволяє описувати складні нелінійні залежності між ознаками та класами режимів навантаження (рис.3.3). Значення параметра  $C=10$  використовувалось для регулювання складності розділяючої поверхні, а параметр  $\gamma="scale"$  забезпечував автоматичний вибір коефіцієнта ядра залежно від характеристик набору даних.

```
201 svm_model = SVC(kernel="rbf", C=10, gamma="scale", random_state=42)
202 svm_model.fit(X_train, y_train)
203 svm_pred = svm_model.predict(X_test)
204
```

Рисунок 3.3 – Фрагмент програмного коду реалізації моделі SVM

Другим досліджуваним алгоритмом є НМ типу багатошарового перцептрона. Архітектура мережі включає вхідний шар, два приховані шари та вихідний шар класифікації. Під час навчання мережа автоматично формує внутрішні залежності між ознаками та класами, що дозволяє ефективно працювати зі складними нелінійними процесами. Розроблена НМ містить два приховані шари, розміром 64 та 32 нейрони, відповідно, функцію активації ReLU та алгоритм оптимізації Adam (рис.3.4).

```
210 nn_model = MLPClassifier(
211     hidden_layer_sizes=(64, 32),
212     activation="relu",
213     solver="adam",
214     max_iter=1000,
215     random_state=42
216 )
```

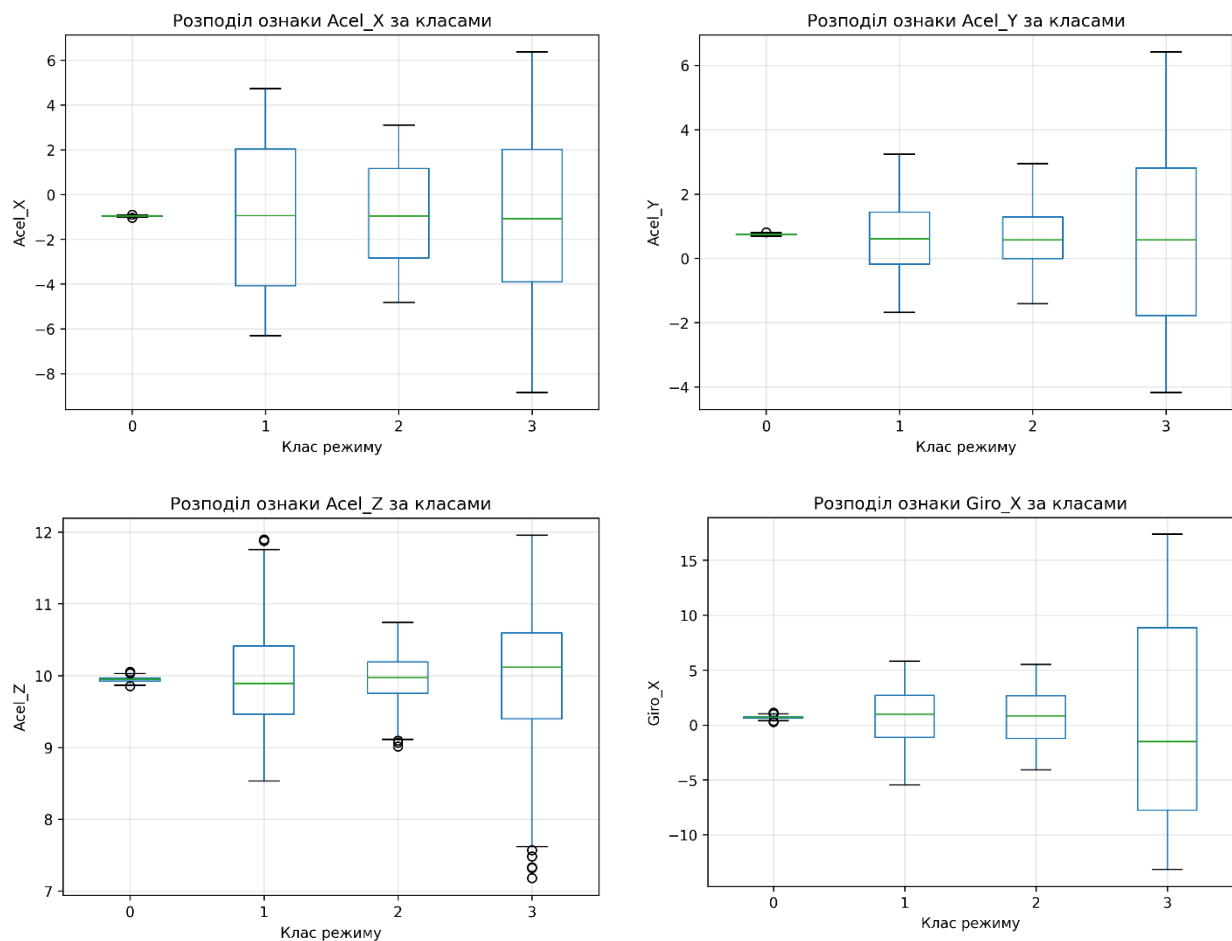
Рисунок 3.4 – Фрагмент програмного коду реалізації НМ

Таким чином, розроблено моделі МН для класифікації режимів навантаження електродвигуна, виконано підготовку даних та сформовано програмну основу для подальшого навчання і дослідження ефективності алгоритмів.

### 3.2. Дослідження та візуалізація набору даних

Після реалізації ПЗ та формування навчальної вибірки було проведено дослідження структури набору даних за допомогою методів візуального аналізу. Використання графічних засобів дозволяє оцінити особливості розподілу ознак, виявити можливі аномалії у даних, дослідити взаємозв'язки між параметрами та визначити ступінь відокремленості класів режимів навантаження [19-20].

Поширеним засобом статистичного аналізу є діаграми типу BoxPlot, які дозволяють оцінити розподіл значень ознак, їх медіану, міжквартильний розмах, а також виявити можливі викиди (рис.3.5). У межах дослідження такі діаграми були побудовані для всіх параметрів акселерометра, гіроскопа та температурного сенсора.



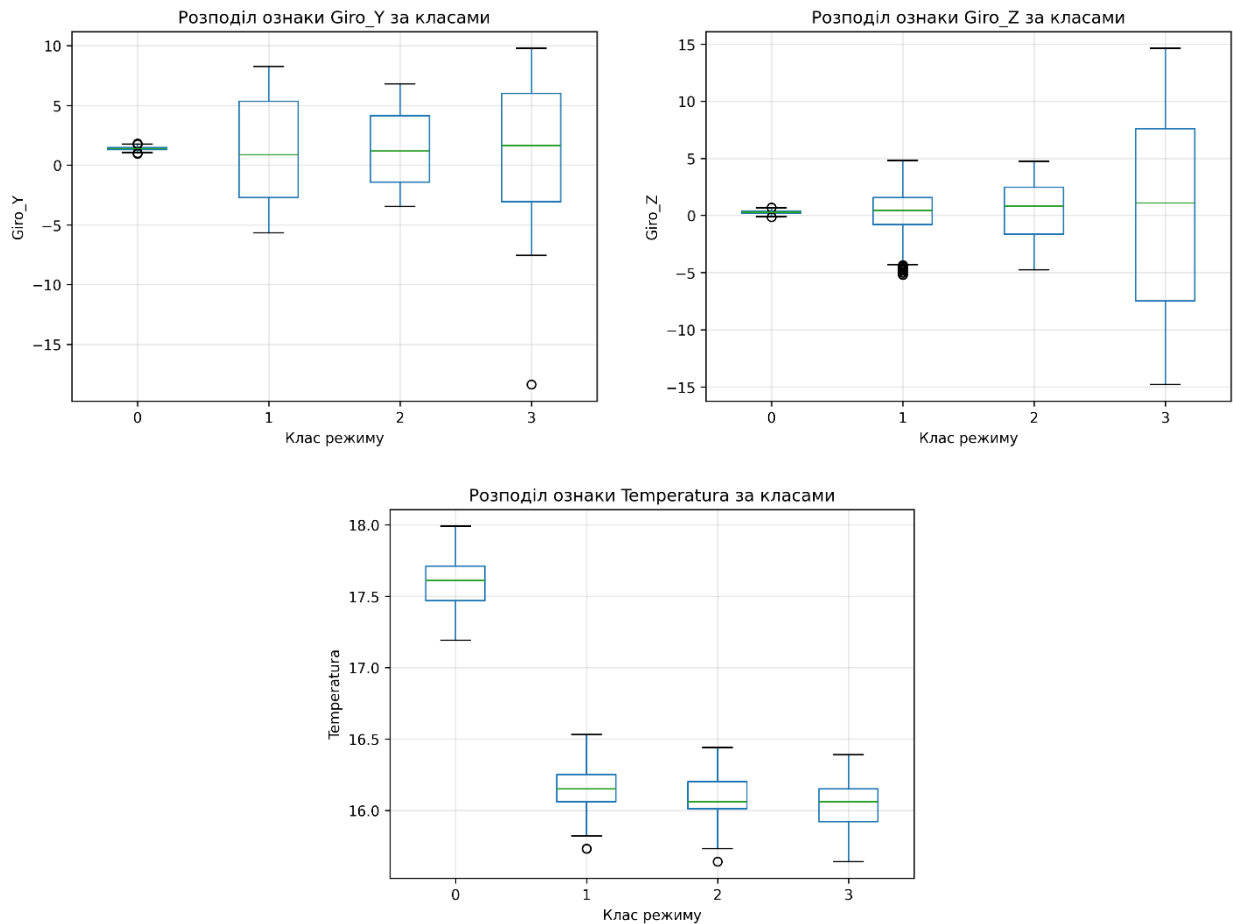


Рисунок 3.5 – BoxPlot-діаграми розподілу ознак за класами режимів навантаження

Аналіз отриманих результатів показав, що значення більшості ознак суттєво відрізняються для різних режимів роботи електродвигуна. Особливо помітні відмінності спостерігаються для параметрів акселерометра та гіроскопа, що безпосередньо пов'язані з вібраційним станом двигуна. Для окремих ознак спостерігається збільшення розкиду значень зі зростанням рівня навантаження, що свідчить про зміну характеру коливальних процесів під час роботи обладнання.

Крім аналізу розподілу окремих параметрів було досліджено взаємозв'язки між ознаками набору даних. Для цього побудовано кореляційну матрицю, яка відображає значення коефіцієнтів кореляції між усіма парами досліджуваних параметрів (рис.3.6).

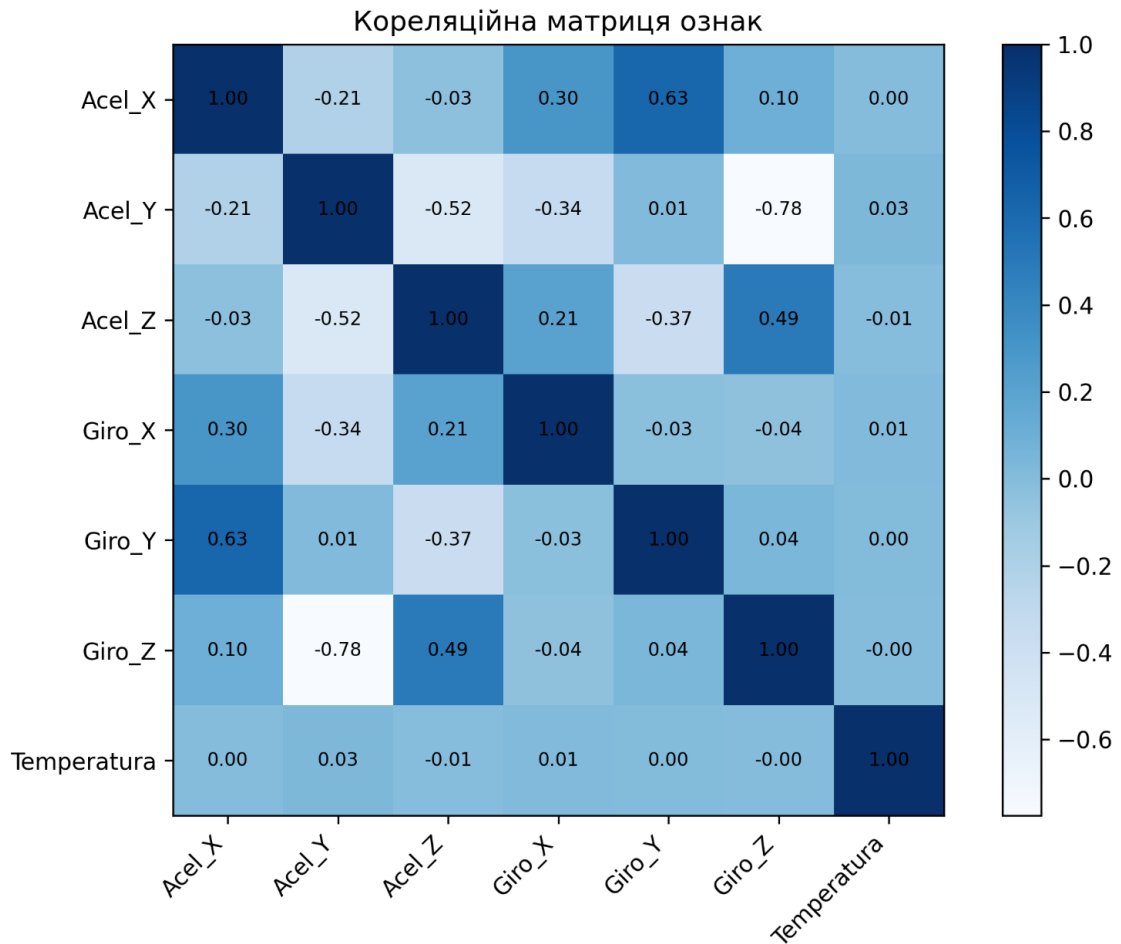


Рисунок 3.6 – Кореляційна матриця ознак набору даних

Кореляційний аналіз показав наявність як слабких, так і помірних взаємозв'язків між окремими параметрами. Найбільші коефіцієнти кореляції спостерігаються між деякими компонентами акселерометра та гіроскопа, що пояснюється спільною фізичною природою вимірюваних процесів. Водночас температурна ознака характеризується відносно слабким зв'язком з іншими параметрами, що свідчить про її додаткову інформативність під час класифікації режимів навантаження.

З метою аналізу розподілу об'єктів різних класів у просторі ознак використано метод головних компонент (PCA). Даний підхід забезпечує проєкцію багатовимірних даних на простір меншої розмірності, що дозволяє виконати візуальний аналіз структури набору даних та оцінити можливість розділення класів (рис. 3.7).

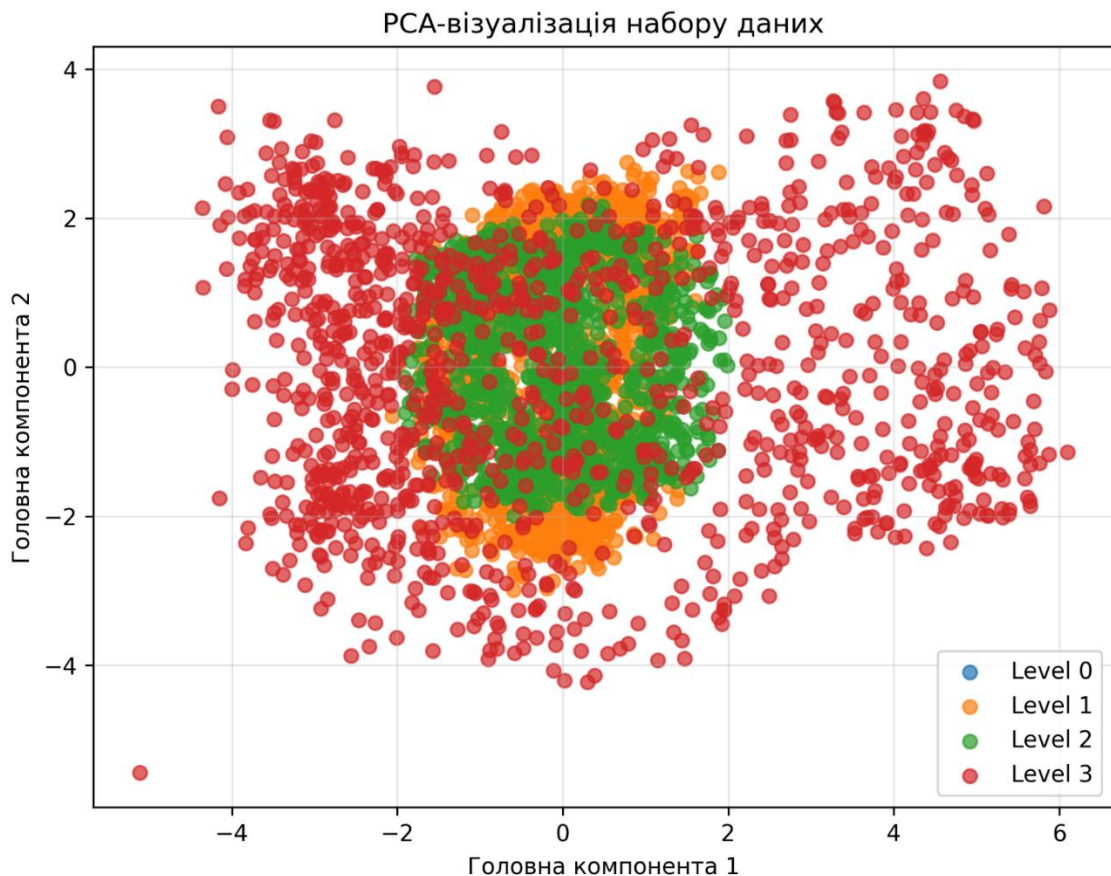


Рисунок 3.7 – PCA-візуалізація набору даних

Отримана візуалізація демонструє формування окремих областей розташування об'єктів для різних режимів навантаження. Незважаючи на часткове перекриття окремих класів, спостерігається достатній рівень їх відокремленості, що підтверджує можливість успішного застосування алгоритмів МН для задачі класифікації. Найкраще відокремлюються режими, що відповідають крайнім станам роботи двигуна, тоді як класи із близькими рівнями навантаження мають певні області перетину.

Таким чином, проведений аналіз та візуалізація набору даних дозволили оцінити статистичні характеристики ознак, дослідити взаємозв'язки між параметрами та підтвердити наявність закономірностей, придатних для подальшої побудови моделей класифікації режимів навантаження електродвигуна.

### 3.3. Оцінювання ефективності моделей класифікації

Після завершення навчання моделей МН було проведено оцінювання якості класифікації режимів навантаження електродвигуна. Для цього використовувалися загальноприйняті показники якості класифікації: Accuracy, Precision, Recall та F1-score. Зазначені метрики дозволяють комплексно оцінити здатність моделей правильно визначати режими роботи обладнання та аналізувати можливі помилки під час прогнозування.

Основою для розрахунку показників якості є матриця помилок (Confusion Matrix), яка відображає кількість правильних та помилкових прогнозів моделі. Структуру матриці помилок та формули розрахунку основних метрик наведено на рисунку 3.8.

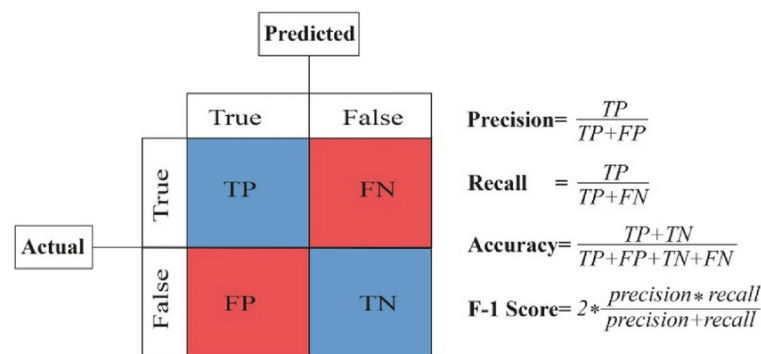


Рисунок 3.8 – Структура матриці помилок та основні показники оцінювання якості класифікації

У матриці помилок використовуються чотири основні показники: істинно-позитивні результати (True Positive, TP), істинно-негативні результати (True Negative, TN), хибно-позитивні результати (False Positive, FP) та хибно-негативні результати (False Negative, FN). На основі цих величин обчислюються показники Accuracy, Precision, Recall та F1-score, які дозволяють оцінити ефективність роботи моделей МН.

Показник Accuracy характеризує частку правильно класифікованих об'єктів серед усіх записів тестової вибірки. Precision відображає точність віднесення об'єктів до певного класу, Recall визначає повноту виявлення об'єктів

відповідного класу, а F1-score є інтегральною характеристикою, що поєднує переваги показників Precision та Recall.

Для аналізу процесу навчання НМ було досліджено зміну функції втрат у процесі оптимізації вагових коефіцієнтів (рис.3.9).

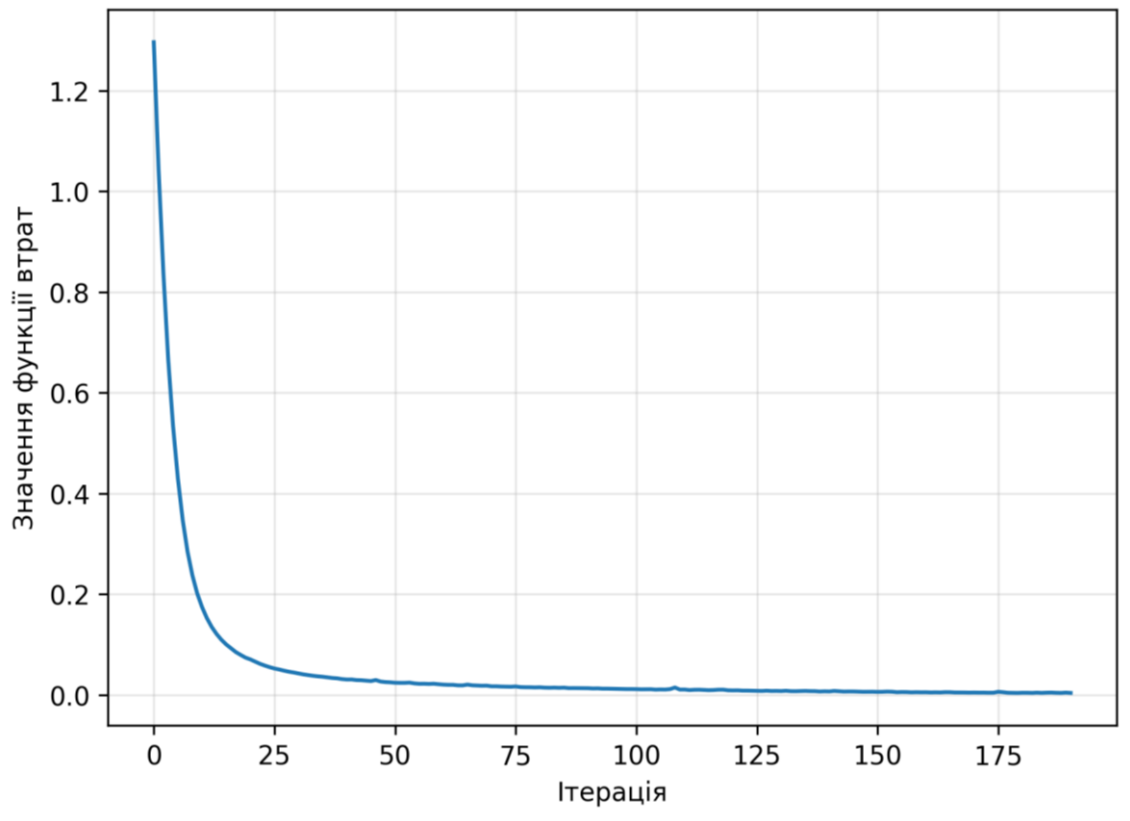


Рисунок 3.9 – Графік зміни функції втрат під час навчання НМ

Як видно з рисунка 3.9, на початкових етапах навчання значення функції втрат інтенсивно зменшується, що свідчить про швидке налаштування параметрів моделі. Надалі крива поступово стабілізується та наближається до сталого значення. Така поведінка свідчить про збіжність процесу навчання та відсутність ознак нестійкої роботи алгоритму.

Для детального аналізу результатів класифікації були побудовані матриці помилок для моделі методу опорних векторів та НМ (рис.3.10).



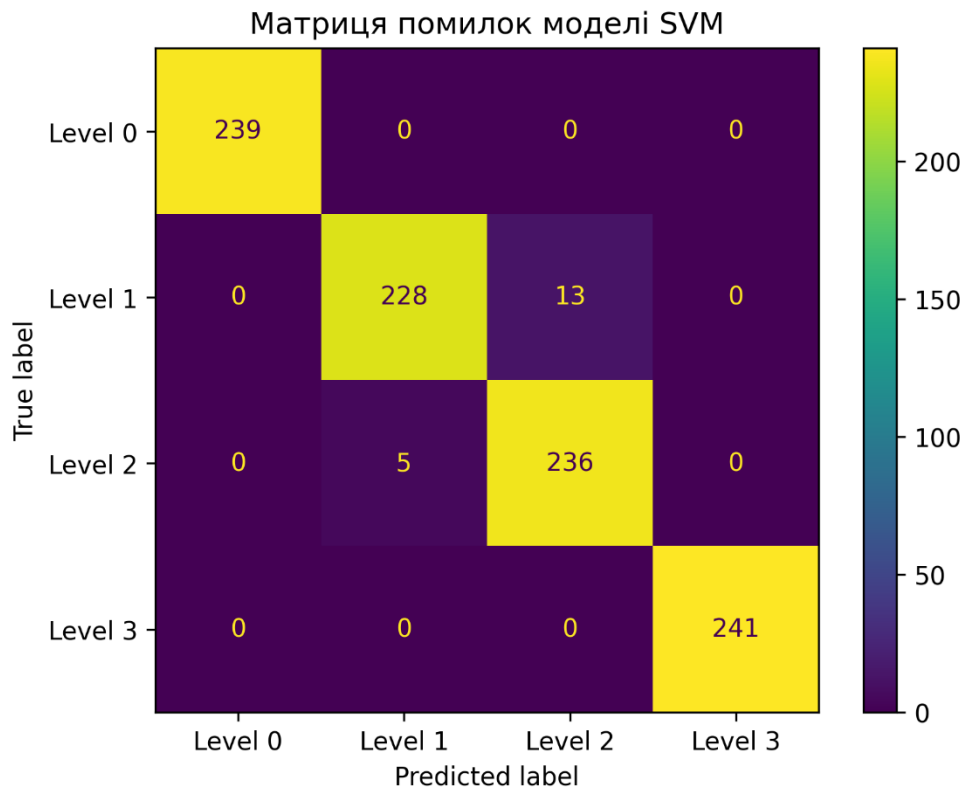


Рисунок 3.10 – Матриця помилок моделі SVM

З аналізу матриці помилок видно, що переважна більшість об'єктів була правильно віднесена до відповідних класів режимів навантаження. Основна кількість значень зосереджена на головній діагоналі матриці, що відповідає правильним прогнозам моделі. Незначна кількість помилок спостерігається між класами Level 1 та Level 2, які характеризуються близькими параметрами навантаження та вібраційних характеристик (рис.3.11).

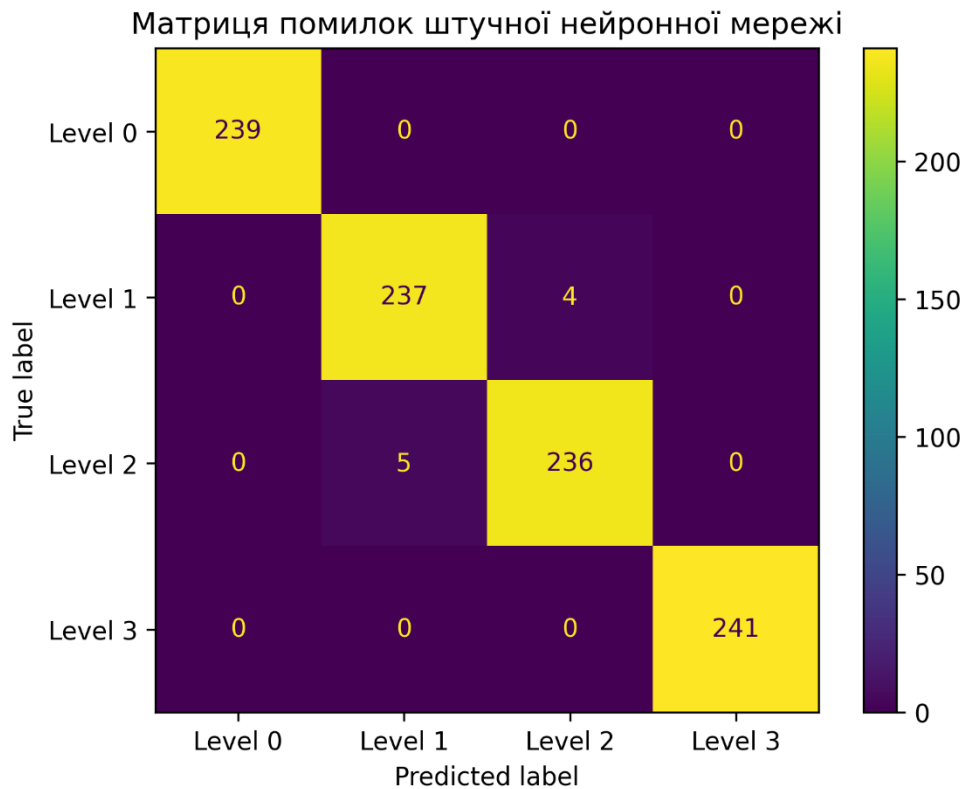


Рисунок 3.11 – Матриця помилок НМ

Аналогічно до моделі SVM, НМ продемонструвала високий рівень правильності класифікації. Основна частина об'єктів також знаходиться на головній діагоналі матриці помилок. Кількість неправильно класифікованих записів є незначною, що свідчить про високу здатність моделі до узагальнення закономірностей набору даних.

Для кількісного оцінювання ефективності досліджуваних моделей були розраховані показники Accuracy, Precision, Recall та F1-score. Отримані результати наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Показники якості моделей класифікації

| <u>Model</u> | <u>Accuracy</u> | <u>Precision</u> | <u>Recall</u> | <u>F1-score</u> |
|--------------|-----------------|------------------|---------------|-----------------|
| <i>SVM</i>   | 0,981288981     | 0,981544695      | 0,981288981   | 0,981283825     |
| <i>NN</i>    | 0,990644491     | 0,990648643      | 0,990644491   | 0,99064445      |

Отримані значення метрик свідчать про високий рівень ефективності обох моделей МН. Високі значення Accuracy, Precision, Recall та F1-score підтверджують можливість використання розроблених моделей для автоматизованої класифікації режимів навантаження електродвигуна на основі даних сенсорів.

Таким чином, проведене оцінювання показало, що як метод опорних векторів, так і НМ забезпечують високу якість класифікації режимів навантаження. Для визначення найбільш ефективного алгоритму доцільно виконати їх безпосереднє порівняння, результати якого наведено в наступному підрозділі.

### **3.4. Оцінювання ефективності моделей класифікації**

Для визначення найбільш ефективного алгоритму класифікації режимів навантаження було проведено порівняльний аналіз результатів, отриманих за допомогою методу опорних векторів та НМ. Порівняння виконувалося на основі показників Accuracy, Precision, Recall та F1-score, що були розраховані за результатами класифікації тестової вибірки.

У таблиці 3.1 наведено числові значення основних показників якості для обох досліджуваних моделей. Для наочного представлення результатів побудовано діаграму порівняння показників якості класифікації (рисунок 3.12).

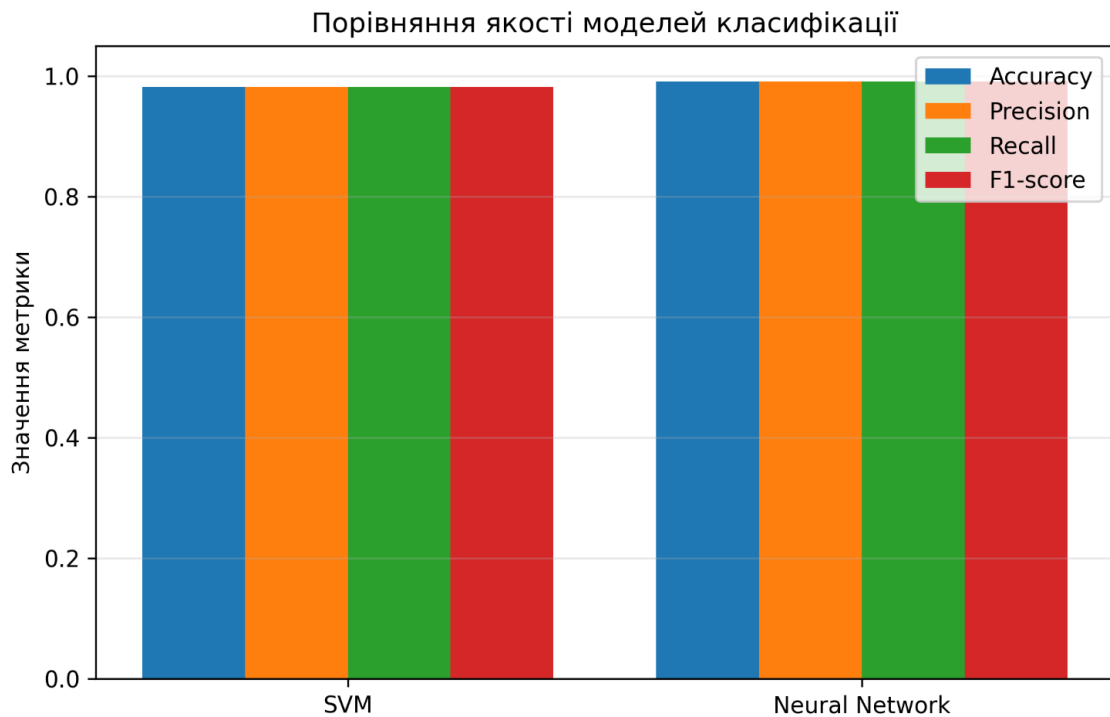


Рисунок 3.12 – Порівняння показників якості моделей класифікації

Аналіз отриманих результатів показав, що обидві моделі забезпечують високий рівень точності класифікації режимів навантаження електродвигуна. Значення всіх досліджуваних показників перевищують 98 %, що свідчить про високу інформативність використаних ознак та ефективність застосованих алгоритмів МН.

Метод опорних векторів продемонстрував значення Accurasy на рівні 98,13 %, Precision – 98,15 %, Recall – 98,13 % та F1-score – 98,13 %. Отримані результати свідчать про високу здатність моделі до розділення класів режимів навантаження навіть за наявності складних нелінійних залежностей між ознаками.

НМ показала дещо вищі результати за всіма досліджуваними показниками. Значення Accurasy склало 99,06 %, Precision – 99,06 %, Recall – 99,06 %, а F1-score – 99,06 %. Перевага НМ пояснюється її здатністю формувати складні внутрішні залежності між параметрами акселерометра, гіроскопа та температурного сенсора, що забезпечує більш точне розпізнавання режимів навантаження.

Проведений аналіз матриць помилок також підтвердив перевагу НМ. Для моделі SVM спостерігалися окремі випадки помилкової класифікації між класами середнього та низького навантаження, тоді як НМ допустила меншу кількість помилок. Водночас обидві моделі безпомилково ідентифікували класи Level 0 та Level 3, що відповідають вимкненому двигуну та режиму високого навантаження.

Отримані результати свідчать про те, що використання параметрів вібраційних сенсорів та температури дозволяє ефективно вирішувати задачу автоматичної класифікації режимів роботи електродвигуна. Обидві досліджувані моделі можуть бути використані в системах моніторингу технічного стану обладнання, однак НМ забезпечує дещо вищу точність класифікації та кращу узагальнювальну здатність.

Таким чином, за результатами проведеного дослідження найбільш ефективною моделлю для класифікації режимів навантаження електродвигуна є НМ. Саме ця модель може бути рекомендована для подальшого використання в інтелектуальних системах моніторингу та діагностики технологічного обладнання.

## **РОЗДІЛ 4. БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ**

### **4.1 Аналіз шкідливих факторів при роботі з ПК**

Під час виконання робіт, пов'язаних із розробленням та дослідженням моделі МН для класифікації режимів навантаження електродвигуна, основним технічним засобом є персональний комп'ютер. Робота передбачає тривале використання програмних засобів обробки даних, середовища програмування Visual Studio Code, а також бібліотек МН та візуалізації результатів. Незважаючи на відсутність безпосереднього контакту з виробничим обладнанням, діяльність користувача комп'ютерної техніки супроводжується впливом ряду небезпечних і шкідливих факторів, які можуть негативно впливати на здоров'я людини та її працездатність [21-22].

Одним із найбільш поширених факторів є значне навантаження на органи зору. У процесі програмування, аналізу наборів даних, налаштування моделей МН та інтерпретації отриманих результатів користувач тривалий час працює з текстовою, числовою та графічною інформацією. Постійне фокусування погляду на екрані монітора може призводити до виникнення зорової втоми, сухості очей, почервоніння слизової оболонки та тимчасового погіршення гостроти зору. Особливо негативний вплив спостерігається за умови недостатнього освітлення робочого місця або наявності відблисків на поверхні монітора.

Важливим фактором є статичне навантаження на опорно-руховий апарат. Під час роботи за комп'ютером користувач тривалий час перебуває в сидячому положенні, що створює додаткове навантаження на м'язи спини, шиї та плечового поясу. За відсутності належної організації робочого місця можуть виникати порушення постави, біль у поперековому відділі хребта, напруження м'язів шиї та верхніх кінцівок. Тривале перебування в незмінній позі також негативно впливає на кровообіг та може спричиняти швидке виникнення втоми.

Під час виконання кваліфікаційної роботи суттєве значення має психоемоційне навантаження. Розроблення моделей МН потребує постійної концентрації уваги, аналізу великого обсягу інформації, перевірки коректності програмного коду та інтерпретації результатів класифікації. Високий рівень розумової активності, необхідність прийняття рішень та пошуку причин можливих помилок у роботі програмного забезпечення можуть призводити до нервового напруження, зниження концентрації уваги та підвищеної стомлюваності.

До факторів виробничого середовища належать також параметри мікроклімату приміщення. Для забезпечення комфортних умов праці температура, вологість та швидкість руху повітря повинні відповідати встановленим санітарним нормам. Підвищена температура повітря спричиняє швидку втому та зниження працездатності, тоді як надмірно низька температура викликає дискомфорт і погіршує самопочуття працівника. Недостатня вологість повітря додатково посилює втому очей та негативно впливає на стан дихальної системи.

Важливим фактором безпечної праці є належне освітлення робочого місця. Недостатній рівень освітленості ускладнює сприйняття інформації з екрана монітора та документів, що призводить до підвищеного навантаження на зоровий аналізатор. Надмірна освітленість або неправильне розташування джерел світла можуть створювати відблиски на екрані, що також негативно впливає на комфорт роботи користувача. Для забезпечення сприятливих умов праці необхідно використовувати комбіноване природне та штучне освітлення з рівномірним розподілом світлового потоку.

Під час експлуатації комп'ютерної техніки виникає шум, джерелами якого є вентилятори системного блока, блоки живлення та інше допоміжне обладнання. Рівень шуму сучасних персональних комп'ютерів є порівняно невисоким, однак його тривалий вплив може спричиняти подразнення, зниження

концентрації уваги та швидшу втому користувача. Особливо це актуально у приміщеннях, де одночасно працює значна кількість комп'ютерної техніки.

Ще одним фактором є електромагнітне випромінювання, яке утворюється під час роботи електронного обладнання. Сучасні монітори та комп'ютери відповідають вимогам безпеки щодо рівня електромагнітних полів, однак під час організації робочого місця необхідно дотримуватись установлених нормативних відстаней між користувачем та обладнанням.

Особливістю виконання даної кваліфікаційної роботи є тривала робота з програмними засобами аналізу даних та МН. Під час навчання моделей, аналізу матриць помилок, дослідження розподілів ознак та оцінювання якості класифікації користувач значний час проводить за екраном монітора. Це збільшує сумарний вплив зорового та психоемоційного навантаження порівняно зі звичайною офісною діяльністю.

Таким чином, основними небезпечними та шкідливими факторами під час виконання робіт із розроблення та дослідження моделі класифікації режимів навантаження є підвищене навантаження на органи зору, статичне навантаження на опорно-руховий апарат, несприятливі параметри мікроклімату, недостатнє або надмірне освітлення робочого місця, шум від роботи обладнання та психоемоційне напруження. Для мінімізації їх негативного впливу необхідно забезпечити правильну організацію робочого місця, дотримуватись вимог охорони праці та раціонально поєднувати режими праці й відпочинку.

## **4.2 Організація безпечного робочого місця користувача персонального комп'ютера**

Безпечні та комфортні умови праці користувача персонального комп'ютера значною мірою залежать від правильності організації робочого місця. Раціональне розміщення обладнання, дотримання ергономічних вимог та забезпечення нормативних параметрів виробничого середовища сприяють



збереженню здоров'я працівника, підвищенню продуктивності праці та зменшенню ризику професійних захворювань.

Під час виконання кваліфікаційної роботи робоче місце обладнане персональним комп'ютером, монітором, клавіатурою та комп'ютерною мишею. Організація робочого місця повинна забезпечувати зручне положення користувача під час роботи та мінімізувати вплив шкідливих факторів, пов'язаних із тривалим використанням комп'ютерної техніки.

Робочий стіл повинен мати достатню площу для розміщення монітора, клавіатури, миші та необхідної документації. Висота робочої поверхні рекомендується в межах 680–800 мм, що дозволяє забезпечити правильне положення рук та тулуба користувача. Поверхня столу повинна бути матовою для запобігання утворенню відблисків від джерел освітлення.

Важливим елементом робочого місця є крісло користувача. Воно повинно бути стійким, регульованим за висотою та мати спинку, яка підтримує природне положення хребта. Конструкція крісла повинна забезпечувати можливість зміни робочої пози протягом дня та сприяти зниженню статичного навантаження на м'язи спини та шиї.

Особлива увага приділяється розташуванню монітора. Екран повинен знаходитися безпосередньо перед користувачем на відстані 50–70 см від очей. Верхня межа екрана рекомендується розташовувати на рівні очей або дещо нижче. Таке розміщення дозволяє зменшити напруження м'язів шиї та забезпечує комфортне сприйняття інформації.

Клавіатура повинна розташовуватися на відстані 10–30 см від краю столу, що забезпечує зручне положення кистей рук під час введення інформації. Комп'ютерна миша повинна знаходитися на одному рівні з клавіатурою та в межах легкої досяжності користувача. Під час роботи передпліччя рекомендується розташовувати горизонтально, а кут згину в ліктьових суглобах повинен становити приблизно 90°.

Для створення комфортних умов праці необхідно забезпечити нормативні параметри освітлення. Робоче місце повинно бути обладнане як природним, так і штучним освітленням. Рівень освітленості робочої поверхні під час роботи з документами та комп'ютером повинен становити не менше 300–500 лк. Джерела світла необхідно розташовувати таким чином, щоб уникати появи відблисків на екрані монітора та забезпечувати рівномірний розподіл світлового потоку в приміщенні.

Важливим чинником є забезпечення нормативних параметрів мікроклімату. Для приміщень, у яких виконуються роботи з використанням персональних комп'ютерів, температура повітря повинна підтримуватися в межах 22–24 °С у холодний період року та 23–25 °С у теплий період року. Відносна вологість повітря рекомендується на рівні 40–60 %, а швидкість руху повітря не повинна перевищувати 0,1–0,2 м/с.

Під час організації робочого місця необхідно також враховувати вимоги електробезпеки. Усе комп'ютерне обладнання повинно бути технічно справним, підключеним через справну мережу електроживлення та відповідати вимогам чинних стандартів безпеки. Кабелі живлення повинні бути надійно закріплені та не створювати перешкод для пересування користувача.

Таким чином, правильна організація робочого місця користувача персонального комп'ютера забезпечує комфортні умови праці, сприяє зниженню навантаження на органи зору та опорно-руховий апарат, а також підвищує ефективність виконання робіт, пов'язаних із розробленням та дослідженням моделей МН.

#### **4.3 Заходи щодо збереження працездатності користувача ПК**

Ефективність роботи користувача персонального комп'ютера значною мірою залежить від рівня його працездатності, яка визначається фізичним станом, функціонуванням органів зору, нервової системи та загальним самопочуттям. Під час виконання робіт, пов'язаних із програмуванням, аналізом

даних та розробленням моделей МН, працівник тривалий час перебуває в умовах підвищеного зорового та психоемоційного навантаження. Тому важливим завданням є впровадження заходів, спрямованих на підтримання високого рівня працездатності та профілактику професійної втоми.

Одним із найефективніших способів запобігання перевтомі є раціональна організація режиму праці та відпочинку. Тривала безперервна робота за комп'ютером призводить до накопичення втоми, зниження концентрації уваги та збільшення ймовірності виникнення помилок. Для підтримання належного рівня працездатності рекомендується через кожні 50–60 хвилин роботи робити короткі перерви тривалістю 5–10 хвилин. Під час таких перерв доцільно змінювати вид діяльності, виконувати фізичні вправи або здійснювати нетривалі прогулянки.

Особливу увагу необхідно приділяти профілактиці зорової втоми. У процесі роботи з програмним кодом, таблицями даних, графіками та результатами моделювання користувач постійно концентрує погляд на екрані монітора. Це може викликати сухість очей, відчуття печіння, погіршення гостроти зору та головний біль. Для зменшення негативного впливу рекомендується застосовувати правило «20–20–20»: кожні 20 хвилин роботи переводити погляд на об'єкт, розташований на відстані приблизно 20 футів (близько 6 метрів), протягом 20 секунд. Також корисним є виконання спеціальних вправ для очей, спрямованих на зміну фокусування та розслаблення очних м'язів.

Важливим заходом є профілактика захворювань опорно-рухового апарату. Тривале перебування у сидячому положенні може призводити до порушення постави, виникнення болю в шиї, плечах та попереку. Для зменшення статичного навантаження рекомендується періодично змінювати положення тіла, виконувати вправи для розминки м'язів спини та шиї, а також використовувати ергономічні меблі, які забезпечують правильне положення користувача під час роботи.

Під час виконання кваліфікаційної роботи значне навантаження припадає на нервову систему. Аналіз даних, налагодження програмного коду та дослідження результатів роботи моделей МН потребують високої концентрації уваги та інтелектуальної активності. Для зниження психоемоційного навантаження рекомендується раціонально планувати робочий час, розподіляти складні завдання на окремі етапи та уникати тривалої безперервної роботи без відпочинку.

Необхідною умовою підтримання високої працездатності є забезпечення сприятливих параметрів виробничого середовища. Робоче приміщення повинно регулярно провітрюватися, а параметри мікроклімату підтримуватися в межах нормативних значень. Достатній рівень освітлення, оптимальна температура повітря та комфортна вологість сприяють підвищенню продуктивності праці та зменшенню втомлюваності користувача.

Важливу роль у збереженні працездатності відіграє здоровий спосіб життя. Раціональне харчування, достатня тривалість сну, регулярна фізична активність та відмова від шкідливих звичок позитивно впливають на функціональний стан організму та сприяють підвищенню ефективності розумової праці. Особливо актуальним це є для фахівців, діяльність яких пов'язана з тривалим використанням комп'ютерної техніки.

Під час роботи з програмними засобами МН доцільно також використовувати сучасні функції операційної системи та програмного забезпечення, зокрема налаштування яскравості екрана, режим зниження рівня синього випромінювання та автоматичне регулювання освітленості монітора. Це дозволяє зменшити навантаження на органи зору та підвищити комфорт роботи користувача.

Таким чином, збереження працездатності користувача персонального комп'ютера забезпечується комплексом організаційних, технічних та профілактичних заходів. Дотримання раціонального режиму праці та відпочинку, правильна організація робочого місця, виконання вправ для очей і

опорно-рухового апарату, а також підтримання сприятливих умов праці дозволяють зменшити негативний вплив шкідливих факторів та підвищити ефективність роботи під час розроблення й дослідження моделей МН.

## ВИСНОВКИ

У роботі розв'язано задачу побудови та дослідження моделі МН для класифікації режимів роботи електродвигуна за результатами вимірювання вібраційних параметрів і температури. Зокрема, проведено аналіз сучасних підходів до моніторингу технічного стану електромеханічного обладнання та застосування методів МН для задач класифікації. Розглянуто особливості використання акселерометрів, гіроскопів та температурних датчиків для оцінювання режимів роботи електродвигунів. Встановлено, що застосування алгоритмів МН дозволяє автоматизувати процес аналізу вимірювальних даних та підвищити ефективність систем моніторингу обладнання.

У роботі досліджено набір даних Motor Vibration Classification IMU Dataset, який містить результати вимірювань параметрів вібрації та температури для чотирьох режимів роботи електродвигуна. Проведено аналіз структури набору даних, сформовано інформаційну модель класифікації та розроблено алгоритм функціонування системи визначення режимів навантаження.

Для розв'язання задачі розроблено ПЗ мовою Python із використанням бібліотек Pandas, NumPy, Scikit-learn та Matplotlib. Реалізовано процедури завантаження, об'єднання та попередньої обробки даних, включаючи видалення службових параметрів, нормалізацію ознак та формування навчальної і тестової вибірок.

У межах дослідження реалізовано дві моделі МН, а саме, метод опорних векторів та НМ. Проведено аналіз набору даних із використанням BoxPlot-діаграм, кореляційної матриці та методу головних компонент (PCA), що дозволило оцінити інформативність ознак та ступінь відокремленості класів режимів навантаження.

За результатами навчання та тестування моделей отримано високі показники якості класифікації. Модель SVM забезпечила Accuracy 98,13 %, Precision 98,15 %, Recall 98,13 % та F1-score 98,13 %. НМ продемонструвала

кращі результати: Accuracy 99,06 %, Precision 99,06 %, Recall 99,06 % та F1-score 99,06 %. Аналіз матриць помилок показав незначну кількість помилкових класифікацій та підтвердив високу ефективність обох моделей.

Проведений порівняльний аналіз дозволив встановити, що найбільш ефективною моделлю для класифікації режимів навантаження електродвигуна є НМ, яка забезпечує найвищі значення показників якості та кращу здатність до узагальнення даних.

У розділі охорони праці проаналізовано умови роботи користувача ПК, розглянуто принципи організації безпечного робочого місця та запропоновано заходи, спрямовані на зниження втоми й підтримання працездатності під час роботи з програмними засобами аналізу даних.

Отримані результати підтверджують ефективність застосування методів МН для автоматизованої класифікації режимів навантаження електродвигунів та можуть бути використані під час розроблення інтелектуальних систем моніторингу технічного стану обладнання в умовах сучасного виробництва.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Lee J., Bagheri B., Kao H.-A. A Cyber-Physical Systems Architecture for Industry 4.0-based Manufacturing Systems. *Manufacturing Letters*. 2015. Vol. 3. P. 18–23.
2. Didych, I., & Yasniy, O. (2025). *STRUCTURAL INTEGRITY & LIFETIME ESTIMATION BY MACHINE LEARNING METHODS*. LAP Lambert Academic Publishing.
3. Haykin, S. *Neural Networks and Learning Machines*, 3rd ed.; Prentice Hall: Hamilton, ON, Canada, 2009; p. 936.
4. Yasniy O., Maruschak P., Mykytyshyn A., Didych I., Tymoshchuk D. Artificial Intelligence as Applied to Classifying Epoxy Composites for Aircraft. *Aviation*. 2025. Vol. 29(1). P. 22–29.
5. Tymoshchuk D., Didych I., Maruschak P., Yasniy O., Mykytyshyn A., Mytnyk M. Machine Learning Approaches for Classification of Composite Materials. *Modelling*. 2025. Vol. 6(4). Article 118.
6. Carvalho T. P., Soares F. A. A. M. N., Vita R., Francisco R. P., Basto J. P., Alcalá S. G. A Systematic Literature Review of Machine Learning Methods Applied to Predictive Maintenance. *Computers & Industrial Engineering*. 2019. Vol. 137. Article 106024.
7. Aggarwal C. C. *Neural Networks and Deep Learning*. 2nd ed. Cham : Springer, 2023. 559 p.
8. Motor Vibration Classification IMU Dataset. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/brjapon/motor-vibration-classification>
9. Géron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow*. 3rd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. 851 p.
10. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. Cambridge : MIT Press, 2016. 775 p.
11. Russell S., Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. 4th ed. Hoboken : Pearson, 2021. 1168 p.



12. Alpaydin E. Introduction to Machine Learning. 5th ed. Cambridge : MIT Press, 2021. 755 p.
13. Murphy K. P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. Cambridge : MIT Press, 2012. 1104 p.
14. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An Introduction to Statistical Learning with Applications in Python. Cham : Springer, 2023. 607 p.
15. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. 2nd ed. New York : Springer, 2009. 745 p.
16. Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.
17. McKinney W. Python for Data Analysis. 3rd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. 579 p.
18. Chollet F. Deep Learning with Python. 2nd ed. Shelter Island : Manning Publications, 2021. 504 p.
19. Han J., Kamber M., Pei J. Data Mining: Concepts and Techniques. 4th ed. Burlington : Morgan Kaufmann, 2022. 752 p.
20. Kelleher J. D., Namee B. M., D'Arcy A. Fundamentals of Machine Learning for Predictive Data Analytics. 2nd ed. Cambridge : MIT Press, 2020. 853 p.
21. Навчально-методичний посібник до практичних заняття з дисципліни «Безпека життєдіяльності, основи охорони праці» для студентів освітнього ступеня „бакалавр" усіх спеціальностей та форм навчання / Укладачі: Гурик О.Я., Окіпний І.Б., Сенчишин В.С., Мариненко С.Ю., Король О.І. – Тернопіль: ТНТУ імені Івана Пулюя, 2025. 123 с.
22. Методичні рекомендації з виконання, оформлення та захисту кваліфікаційних робіт бакалаврів спеціальності «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка» освітньої програми «Комп'ютеризовані системи управління та прикладне програмування» /

ТНТУ ім. І. Пулюя; уклад. А.Г. Микитишин, В.В. Левицький, О.С.  
Голотенко – Тернопіль: ТНТУ, 2025. – 86 с.