

## АЛАЛІЗ МОЖЛИВОСТЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТЕХНІЧНОЇ ДІАГНОСТИКИ ЕЛЕКТРООБЛАДНАННЯ

Товт Ф. Ф. аспірант,

Сорокін М. С. к.т.н., доцент, e-mail: [sorokin.ekt@gmail.com](mailto:sorokin.ekt@gmail.com)

Державний біотехнологічний університет

**Актуальність досліджень.** Одним із пріоритетних завдань в промисловості є підвищення надійності і продовження терміну служби обладнання, зниження собівартості виробництва і ремонту агрегатів. Несправності електрообладнання призводять до великих матеріальних і тимчасових витрат в процесі експлуатації і ремонту. Оскільки процес технічного обслуговування і ремонту регламентовано за часом, вкрай важливо використовувати методи, що дозволяють виконати технічний огляд в найкоротші терміни зі збереженням якості операцій. [1]

**Мета досліджень:** Аналіз можливостей застосування машинного навчання для створення системи діагностики технічного стану електрообладнання.

**Основні матеріали досліджень.** Підтримання необхідного ступеня надійності обладнання під час його експлуатації забезпечується системою технічного обслуговування та ремонту. Традиційно ця система базується на періодичному планово-попереджувальному ремонті і являє собою систему технічного обслуговування, засновану на часі експлуатації.[2]

Основний спосіб підвищення експлуатаційної надійності, полягає у тому, щоб саме прогнозувати несправності пристроїв, передбачити можливість виходу обладнання з ладу, що дозволить виявити несправності для їх подальшого усунення. Як результат, мінімізується можливість прояву несправностей та відмов обладнання.

Сучасними тенденціями в електроенергетиці є розробка та впровадження методів прогнозного моніторингу та технічного обслуговування. Предиктивне технічне обслуговування (Predefctive maintenance) – методологія управління станом обладнання, яка реалізується шляхом безперервного моніторингу стану та планування профілактичного обслуговування та ремонту.

Машинне навчання (*Machine learning, ML*) – група методів в області штучного інтелекту, набір алгоритмів, які застосовують для створення машини, яка вчиться на власному досвіді. В якості навчання машина обробляє величезні масиви вхідних даних і знаходить в них закономірності. За вже звичним словом «алгоритм» ховається складна робота з його налаштування та навчання. Алгоритми адаптивно покращують свою ефективність, оскільки збільшуються дані, доступні для навчання. Тобто чим більше даних, тим точнішою буде наша модель і ефективнішим навчання.

Машинне навчання (ML) поділяється на три основні типи залежно від способу навчання моделей. Навчання з учителем, передбачає наявність набору даних, в якому для кожного прикладу є відома правильна відповідь. Завдання системи полягає в навчанні на основі цих прикладів так, щоб надавати правильну відповідь на нові, раніше не бачені приклади. Вчитель вказує, яка відповідь повинна бути, і модель навчається адаптуватися до цього. Навчання без учителя, немає правильних відповідей для прикладів даних. Замість цього, система намагається знайти приховані закономірності або структуру в наборі даних. Наприклад, система може розділити дані на групи чи кластери на основі спільних ознак. Навчання з підкріпленням, ML існує агент, який взаємодіє з певним середовищем і вчиться, діючи в цьому середовищі. Агент отримує позитивні або негативні відклики від середовища на свої дії. Задача агента полягає в тому, щоб максимізувати позитивні відклики та мінімізувати негативні. Цей тип навчання часто використовується в робототехніці і в іграх.

Кожен з цих типів машинного навчання використовується для вирішення різних видів завдань і має свої особливості. Таким чином для створення алгоритмів машинного навчання,

в системах технічної діагностики електрообладнання треба зібрати базу подій які можна використати для прогнозування виходу із ладу або створення аварійного режиму роботи обладнання.

Якість представлення даних в ML є одним із ключових параметрів ефективної роботи моделі. Залежно від того, яка у нас прикладна задача, процес представлення даних для алгоритму відрізнятиметься. Для вирішення різних задач одні методи представлення даних підходять, інші – ні і ніколи не приведуть до якісної функціонуючої моделі. Одним із найпоширеніших методів представлення даних у ML є «ознакове описання об'єкту». Тобто для виникнення кожної події є певний набір параметрів технічного стану системи. Якість роботи алгоритму сильно залежить від того, наскільки ознаки, які ми даємо йому на вхід, справді впливають на вірогідність виникнення події, яку ми отримуємо на виході.

Отож, на цьому етапі конструювання ефективної моделі ML є вибір ключових ознак. Цей етап, в якому рішення в основному залежить від людини/експерта системи, який, проаналізувавши задачу, робить висновок, що одні ознаки підходять для прогнозування того, що ми хочемо отримати на виході системи, а інші – ні.[3]

Другий тип даних представляються не у вигляді ознакового описання, а у вигляді так званих «сирих» даних. Наприклад, зображення термографії, графіки величин пульсації струмів або шумів і підшипниках електродвигунів – це ознакове описання, але ознакове описання не того, що зображено, а кожного пікселя окремо. Якщо у нас є зображення розміром 100x100 пікселів RGB, це означає, що у нас є 100x100x3 об'єктів, для кожного з яких є певна ознака – колір, величина амплітуди, частота тощо. Таке представлення даних виділяють в окрему групу і називають «сирими» даними. Методи роботи з ними – відрізняються.

**Висновки.** Збір даних для вирішення певної проблеми в машинному навчанні може вимагати значних зусиль та ресурсів. По-перше, потрібно створити ефективну систему збору даних, що включає в себе збір, категоризацію, анотування та зберігання інформації. Цей етап важливий, оскільки якість та достовірність даних мають вирішальне значення для успішного аналізу.

По-друге, обробка даних є ключовою частиною процесу. Незалежно від типу даних, важливо виявити в них важливі патерни та взаємозв'язки. Вибір відповідних алгоритмів та методів обробки даних може визначити успішність моделі машинного навчання.

Також важливо враховувати, що для навчання деяких моделей може знадобитися значна кількість прикладів. Тому важливо мати налагоджений процес збору даних для забезпечення потрібної кількості інформації.

#### ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Сорокін М. С., Гузенко В.В. Застосування системи нечіткої логіки для визначення ресурсу асинхронного двигуна [Текст] / М. С. Сорокін, В. В. Гузенко // Наук.-техн. збірник Харків. нац. ун-ту міськ. госп-ва ім. О.М. Бекетова. - Харків : ХНУМГ, 2021. Вип. 166: Комунальне госп-во міст, Т. 6 : Секція: Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка. С. 39-43.

2. Практикум з технічної діагностики [Текст] : навч. посіб. / О. В. Козаченко, С. П. Сорокін, О. М. Шкрегаль, О. В. Блезнюк, Г. С. Романюк, М. С. Сорокін, О. Д. Деркач, В. Ю. Ільченко, П. М. Кухаренко, В. Є. Кириченко, В. А. Ізюмський, С. М. Соколов, Л. Ф. Бабицький, І. В. Соколовський ; за ред. О. В. Козаченка. Х.: Факт, 2013. 456 с. : іл. - ISBN 978-966-637-741-1

3. Методи машинного навчання при проєктуванні автоматизованих систем керування [Електронний ресурс]: навч. посіб. для аспірантів спеціальності 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології» / Укладач: Т. Г. Баган; КПІ ім. Ігоря Сікорського. Електронні текстові дані (1 файл: 313 кБайт). Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. 28 с.