

ДОДАТОК А
ГРАФІЧНИЙ МАТЕРІАЛ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

Харківський національний університет радіоелектроніки
Кафедра ЕОМ

Кваліфікаційна робота

Другий (магістерський) рівень

**Модель системи керування
розподілом електричної енергії з
використанням машинного
навчання**



Автор:

Павлов О.С.,
студ. гр. СПм-22-4

Керівник:

Торба А.А.,
проф. каф. ЕОМ

Мета і задачі роботи

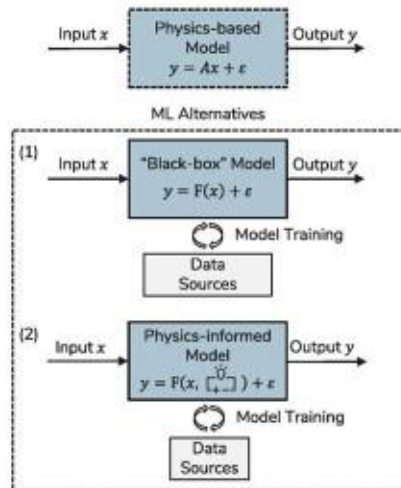
Мета кваліфікаційної роботи:

- побудова моделі системи керування розподілом електричної енергії з використанням машинного навчання.

Задачі:

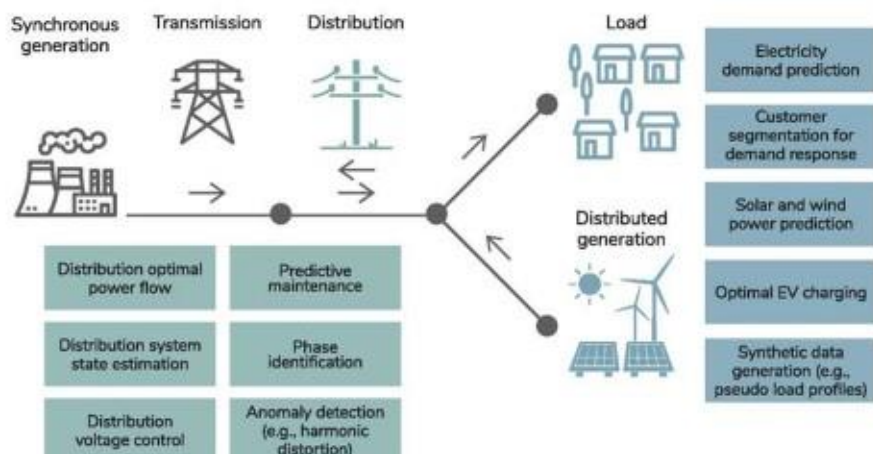
- розглянути актуальні проблеми систем енергорозподілу;
- проаналізувати сучасні застосунки ML в системах енергорозподілу;
- проаналізувати можливості ML при керуванні розподілом електричної енергії;
- розробити модель системи керування розподілом;
- провести експериментальні дослідження запропонованих рішень.

Альтернативи машинного навчання



3

Технології машинного навчання в системах розподілу електроенергії



4

Проблеми систем енергорозподілу

1. Потік потужності:
$$P_i = V_i \sum_{j \in N} V_j (G_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j) + B_{ij} \sin(\theta_i - \theta_j)), \forall_i \in N,$$

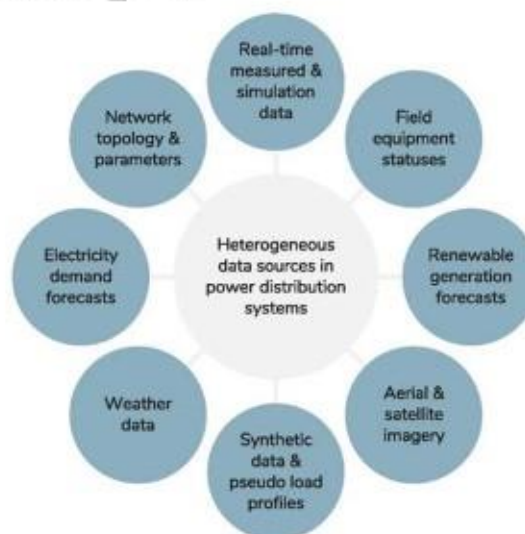
$$Q_i = V_i \sum_{j \in N} V_j (G_{ij} \sin(\theta_i - \theta_j) - B_{ij} \cos(\theta_i - \theta_j)), \forall_i \in N,$$
2. Оптимальний потік потужності:
$$\min_{x,u} c(x,u),$$

s.t.
$$g_i(x,u) = 0 \quad (i = 1, \dots, n),$$

$$h_j(x,u) \leq 0 \quad (j = 1, \dots, m),$$
3. Оцінка стану:
$$\hat{x}(z) = \arg \min_x \|z - h(x)\|^2.$$

5

Гетерогенні джерела даних у системах розподілу електроенергії



6

Оцінка ефективності моделі

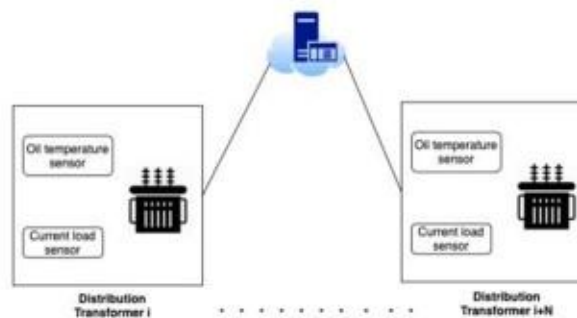
Оцінка ефективності моделі ML має відбуватися на незалежному тестовому наборі даних. Загалом, повний набір даних складається з двох (навчання/випробування) або трьох (навчання/перевірка/тестування) окремих наборів:

- навчальний набір, як правило, найбільша вибірка даних, використовується для вивчення прогнозної моделі ML;
- набір перевірки - це менша вибірка даних, яка використовується для оцінки продуктивності моделі під час навчання та точного налаштування її гіперпараметрів, щоб запобігти надмірному або недостатньому підбору даних навчання;
- тестовий набір - це незалежний набір даних, який не використовується в процесі навчання чи налаштування гіперпараметрів. Замість цього він використовується для оцінки продуктивності прогнозної моделі ML на нових, невідомих даних.

Ще один метод оцінки та вибору моделей ML - перехресна перевірка. У цьому підході дані поділяються на підвибірки, а рівень помилок оцінюється як середнє значення частот помилок, розрахованих на основі всіх підвбірок даних.

7

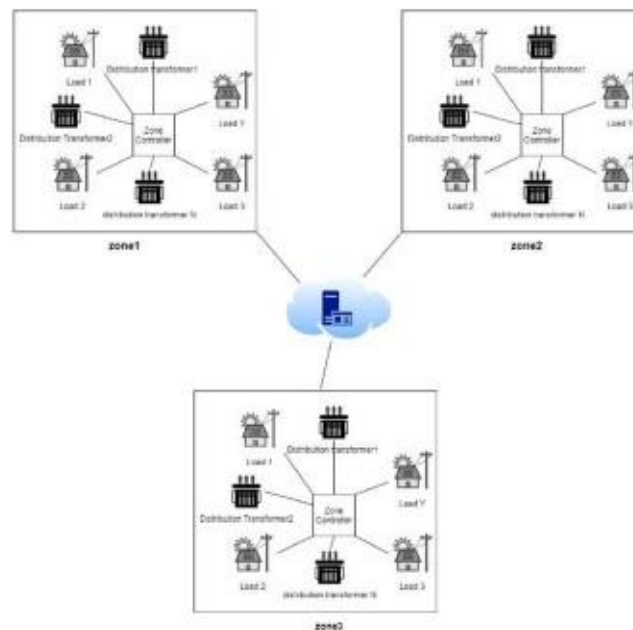
Архітектура системи з різними зонами



Розподільний / резервний трансформатор	CT1	CT2	CT3	CTn
S1	X	P12	P13	P1n
S2	P21	X	P23	P2n
S3	P31	P32	X	P3n
Sn	Pn1	Pn2	Pn3	X

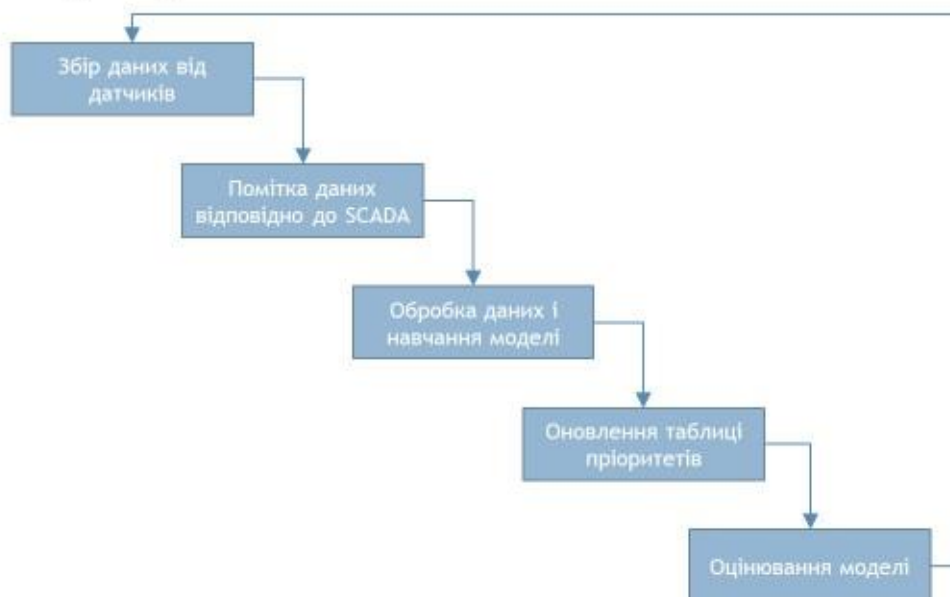
8

Оновлення, які надсилає датчик



9

Алгоритм оновлення таблиці пріоритетів



10

Побудова моделей

P_{ki} - 1-й пріоритет трансформатора, який може витримати навантаження k -го трансформатора.

C_i - вільна ємність 1-го трансформатора; тобто скільки навантаження в кВА може витримати CT_i на додаток до поточного навантаження.

T_i - температура масла CT_i .

L_i : відсоток втрат енергії під час передачі енергії по лініях між k -м трансформатором і CT_i .

Оскільки значення P_{ki} пропорційне C_i та обернено пропорційне як T_i , так і L_i , запропонована модель

$$P_{ki} = \frac{C_i^X}{T_i^Y * L_i^Z}$$

де: X , Y і Z - параметри регресійної моделі.

11

Побудова моделей

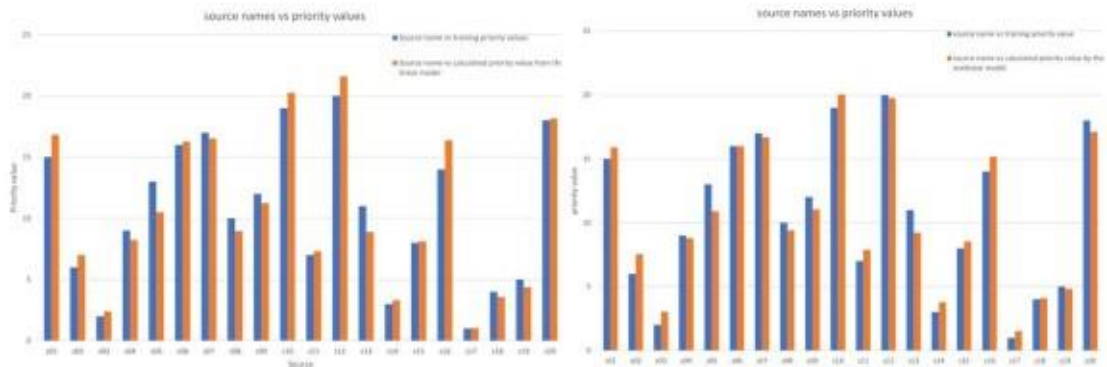
1. Множинна лінійна регресія: вивчалось співвідношення між натуральними логарифмами P_{ki} та C_i , T_i та L_i . Використовувався інструмент MATLAB fitlm:

$$\ln(P_{ki}) = X \ln(C_i) + Y \ln(T_i) + Z \ln(L_i) + W$$

2. Нелінійне моделювання: використовувалися ті самі дані та інструмент Matlab fitnlm, щоб знайти параметри X , Y і Z .
3. Нейронні мережі: система є самонавчальною (може адаптуватися до різної кількості трансформаторів). Використано бібліотеку Python Keras для побудови нейронної мережі, яка змусить систему вибрати найбільш придатний трансформатор-кандидат. Класи-оболонки, надані бібліотекою Keras, дозволяють використовувати моделі нейронних мереж у scikit-learn. Клас KerasClassifier можна використовувати як оцінювач у scikit-learn

12

Експериментальні дослідження

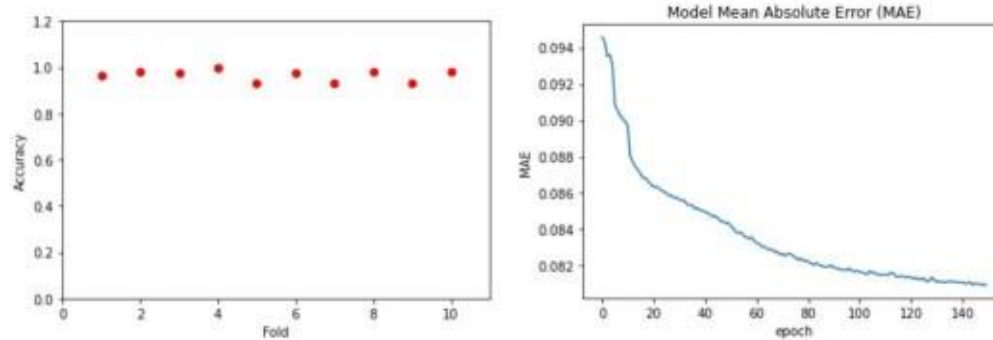


Порівняння значень пріоритету, отриманих в результаті навчання та розрахованих за допомогою лінійною моделлю

Порівняння значень пріоритету, отриманих в результаті навчання та розрахованих за допомогою нелінійною моделлю

13

Експериментальні дослідження

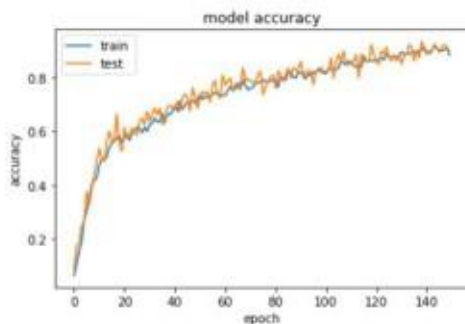


Перехресна валідація

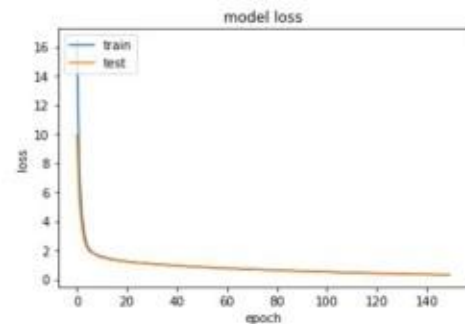
Залежність MAE від кількості епох

14

Експериментальні дослідження



Залежність точності навчання і тестування від кількості епох



Залежність втрат навчання і тестування від кількості епох

15

Висновки

- Підтримка електроенергії є критичною проблемою. Все більша залежність від електричних приладів створює багато проблем для операторів, щоб оптимально усунути будь-яку несправність за мінімальний час. Оскільки прийняття рішень вимагає достатньої кількості інформації за мінімальний час, інтеграція інформаційних технологій з існуючими електричними мережами є найбільш доцільною.
- У цій роботі запропоновані точні та ефективні моделі оцінки перерозподілу навантаження. Запропоновані в цій роботі методи базуються на моделях машинного навчання: множинна лінійна регресія, нелінійна регресія та моделі нейронної мережі класифікатора.
- Новизна цієї роботи полягає в тому, що вона впроваджує відмовостійкий підхід, який спирається на машинне навчання та систему диспетчерського контролю та збору даних (SCADA). Мета цього підходу полягає в тому, щоб допомогти електророзподільчим компаніям підтримувати електроенергію для клієнтів і скоротити тривалість несправності з багатьох годин до мінімально можливого часу.
- Вхідні дані, зібрані з датчиків, розміщених в електромережі, роблять мережу здатною перерозподіляти навантаження за достатніми стратегіями.
- Для перевірки моделі використано два потужних інструменти моделювання: MATLAB і Python. Результати показали точність близько 97% зі стандартним відхиленням 2,3%. Такі результати підтверджують дієвість запропонованої моделі щодо мінімізації тривалості збою.

16