

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ОЖЕЛЕДІ НА ПЛ

Єрмак Д. А., аспірант, e-mail: Golf9292ua@gmail.com
Савченко О. А., к.т.н., доц., e-mail: savoa@btu.kharkiv.ua
Державний біотехнологічний університет

Актуальність дослідження. Виникнення ожеледі на проводах повітряних ліній електропередавання призводить до аварій, таких як зламані опори, обриви, які серйозно загрожують надійності електромережі та її безпечній експлуатації. Тому в електроенергетиці існує задача виявлення вкритої льодом ПЛ. Даній проблематиці присвячена досить велика кількість досліджень. Проте на сьогоднішній день відсутні методи, які дозволяють зі стовідсотковою точністю виявляти обмерзання. Враховуючи високу ефективність згорткових нейронних мереж в аналізі зображень, в даному дослідженні запропоновано їх використання для виявлення обмерзання на ПЛ.

Мета досліджень. Розробка методу для класифікації зображень елементів ПЛ на основі згорткових нейронних мереж з метою виявлення їх обмерзання.

Основні матеріали досліджень. Пропонований алгоритм класифікації зображень елементів ПЛ розроблений з використанням прикладних пакетів `opencv` та `scikitlearn` мови `python`. Першим кроком запропонованого алгоритму класифікації зображень елементів ПЛ є попередня обробка зображень. На зображення, отримане безпосередньо модулем обробки зображень, можуть впливати різні фактори, що створює певний шум, або ціль на зображенні може створювати певний ступінь розмиття. Це призведе до деяких помилок у подальшому виділенні ознак зображення. Щоб максимально подолати цей ефект, необхідна попередня обробка зображення. Загальні методи попередньої обробки включають сіре зображення, покращення зображення та просторову фільтрацію зображення. Приклад обробленого зображення наведений на рис. 1.

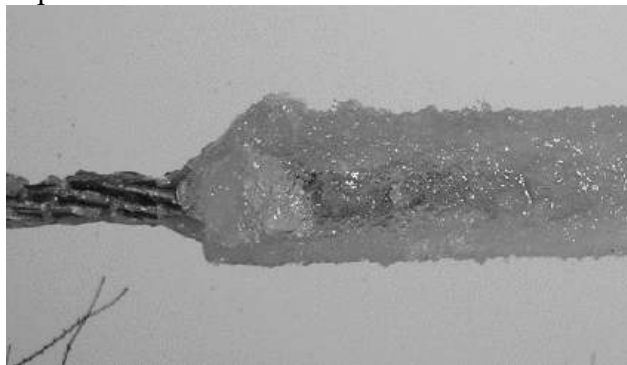


Рисунок 1 - Приклад зображення проводу ПЛ з ожеледдю після препроцесингу

Після попередньої обробки зображення приводилось до стандартного розміру і передавалось до згорткової нейронної мережі. Згорткова нейронна мережа (CNN) - це багатошарова нейронна мережа, яка по черзі складається з кількох шарів згортки та шарів об'єднання (нижній рівень вибірки). Потім один або кілька шарів повного з'єднання з'єднуються для класифікації характеристик зображення, створених попередніми шарами. Кількість вільних параметрів CNN значно зменшується за рахунок використання локального з'єднання та спільного використання вагових коефіцієнтів нейронів, що є більш ефективним, ніж у повністю з'єднаній мережі. Завдяки ролі шару об'єднання функції зображення мають кращу незмінність трансляції, масштабування та спотворення. Основну мережеву структуру згорткової нейронної мережі можна розділити на п'ять частин: вхідний рівень, згортковий рівень, рівень об'єднання, рівень повного з'єднання та вихідний рівень. Вхідний рівень згортки може безпосередньо впливати на вихідні дані. Для вхідного зображення вхідними

даними є значення пікселів зображення. Завдяки знанням теорії зображень ми знаємо, що локальні особливості природного зображення можуть бути такими ж або подібними до інших локальних регіонів, що показує, що особливості, вивчені в одному регіоні, також можуть бути застосовані до інших регіонів. Для згорткової нейронної мережі вихід шару згортки отримується шляхом згортання фільтра та вхідного графа ознак першого рівня (ядро згортки обчислюється шляхом ковзання вікон одне за одним на графіку ознак), плюс член зміщення. Далі застосовується нелінійна функція активації. Вихідним значенням шару згортки є характеристичний графік шару. Кожен фільтр створює вихідну карту характеристик, які перетворюються наступними шарами згортки. В результаті на виході ми маємо певний одновимірний набір характеристик зображення.

Характеристики зображення можна отримати за допомогою згорткової нейронної мережі, але вона не може отримати оптимальну точність класифікації. Машина опорних векторів (SVM) з фіксованою функцією ядра не може вивчати складні функції зображення. Як поширений метод керованого машинного навчання, SVM широко використовується в аналізі даних, розпізнаванні образів, регресійному аналізі тощо. Стандартний SVM є неімовірнісним двійковим лінійним класифікатором, тобто для кожного входу він передбачає, що вхід буде однією з двох категорій.

Структура гібридної моделі, що пропонується, являє собою комбінацію CNN і SVM, тобто на останньому етапі класифікації SVM використовується для заміни традиційного шару softmax. Повний рівень з'єднання CNN можна розглядати як набір функцій вихідного зображення, тому практичне значення має використання цих функцій для навчання та класифікації за допомогою класифікаторів. Після того, як оригінальну CNN навчено алгоритмом зворотного поширення, вихід CNN використовується у якості характеристичних ознак, які використовуються для навчання класифікатора SVM. Після навчання SVM здатний ідентифікувати тестові зображення елементів ПЛ.

Набір зображень елементів ПЛ, на якому проводилось навчання та тренування моделі, включав елементи вкриті та неvkриті ожеледдю (набір даних було збалансовано). Всього було зібрано 377 зображень в мережі Інтернет. Алгоритм повинен класифікувати надане зображення, вибравши один з класів - «ожеледь присутня на елементах ПЛ» або «ожеледь відсутня». Загальний набір даних був розділений на тренувальну та тестову частину. Навчання проводилось протягом 12 епох. Спочатку було натреновано лише CNN з шаром softmax (без SVM). Даний підхід забезпечив точність класифікації близько 88 %. Після цього було проведено навчання гібридної моделі, яка включала CNN та SVM. В результаті точність класифікації підвищилась до 93 %.

Висновок. Запропоновано метод класифікації зображень елементів ПЛ з метою виявлення факту їх обледеніння на основі згорткової нейронної мережі, який може ефективно класифікувати та розпізнавати наявність ожеледі. Крім того, запропонована вдосконалена гібридна модель, яка поєднує згорткову нейронну мережу та машину опорних векторів, що дозволило покращити точність класифікації.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Zhang Z, Zhang H, Yue S, Zeng W. A Review of Icing and Anti-Icing Technology for Transmission Lines. *Energies*. 2023; 16(2):601. <https://doi.org/10.3390/en16020601>
2. CIGRE WG B2.29, "Systems for prediction and monitoring of ice shedding, anti-icing and de-icing for power line conductors and ground wires", TB 438, December 2010.
3. CIGRE WG B2.44, "Coatings for Protecting Overhead Power Network Equipment in Winter Conditions", TB 631, September 2015.
4. M. Radojicic, K. Halsan, I. Gutman, A. Dernfalk, L. Carlshem, and L. Wallin, "Comparative testing of different anti-ice coatings for overhead line conductors with special focus on ice accretion, RIV and visual impact", IWAIS-2013, St. John's, NL, Canada, 8-11 September 2013, Session 1, p. 13-18.