УДК 620.9: 004.89

ПРОГРАМНИЙ КОМПЛЕКС ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖ

Товт Ф. Ф., аспірант, e-mail: ftovt307@gmail.com
Сорокін М. С, к.т.н., доц., e-mail: sorokin.ekt@gmail.com
Державний біотехнологічний університет

Актуальність дослідження. Сучасна енергетика стикається з численними викликами, такими як зростання попиту на енергію, необхідність зменшення викидів вуглецю та оптимізація використання енергетичних ресурсів. Традиційні методи прогнозування енергоспоживання, які часто базуються на статистичних підходах, не завжди здатні враховувати складні, нелінійні залежності між різними факторами, що впливають на споживання енергії. Нейронні мережі, зокрема, можуть ефективно обробляти великі обсяги даних та виявляти приховані закономірності, що робить їх перспективним інструментом для точного прогнозування енергоспоживання.

Мета дослідження. Метою даного дослідження є аналіз шляхів розробки програмного комплексу, який забезпечить точне прогнозування енергоспоживання на основі методів нейронних мереж.

Основні матеріали дослідження. Прогнозування дозволяє споживачам ефективно використовувати енергію з відновлюваних джерел, таких як сонячні панелі чи вітряні турбіни. Знання очікуваного рівня сонячної чи вітрової активності дозволяє оптимально планувати споживання енергії від цих джерел та максимізувати використання чистої енергії. Попередження про передбачувані зміни у споживанні електроенергії дозволяє оптимально регулювати параметри систем і підтримувати комфортні умови, максимально зменшуючи витрати енергії.

Враховуючи розвиток інтелектуальних лічильників електроенергії та широке впровадження технологій виробництва електроенергії, існує велика кількість даних про споживання електроенергії.

Ці дані являють собою багатовимірний часовий ряд змінних, пов'язаних із споживанням електричної енергії, які, в свою чергу, можуть бути використані для моделювання і навіть прогнозування майбутнього споживання. Одним із методів обробки таких даних є рекурентні нейронні мережі.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) - це тип штучних нейронних мереж, які призначені для роботи з послідовністю даних або часовими рядами. Одна з ключових особливостей RNN полягає в їхній здатності зберігати попередні стани та використовувати їх для обробки нових вхідних даних.

У рекурентних нейронних мережах існує внутрішній стан, який може зберігати інформацію про попередні частини вхідних послідовностей. Це дозволяє їм виявляти залежності та взаємозв'язки в даних зі змінами часу.

Головною особливістю рекурентних нейромереж є тривала короткочасна пам'ять (LSTM – long short-term memory) – це особливий тип архітектури рекурентних нейронних мереж, здатний навчатися довгостроковим залежностям.

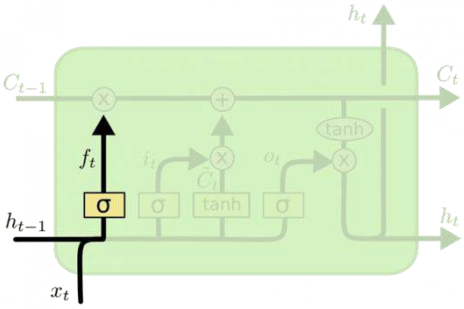
На відміну від інших алгоритмів машинного навчання, рекурентні нейронні мережі з довготривалою короткочасною пам'яттю здатні автоматично визначати функції з даних послідовностей, підтримують багатоваріантні дані та можуть виводити послідовності змінної довжини, які можна використовувати для багатокрокового прогнозування.

Рекурентна нейронна мережа представляє собою певну послідовність списків. По суті, RNN приймають вхідний вектор x і дають вихідний вектор y. Однак, на вміст цього вихідного вектора впливає не тільки вхідні дані, які ви щойно ввели, але й вся історія вхідних даних, які вводили в минулому.

В першу чергу у рекурентній мережі необхідно визначити яку інформацію необхідно видалити із стану комірки. Для цього використовується так званий сігмовидний шар який

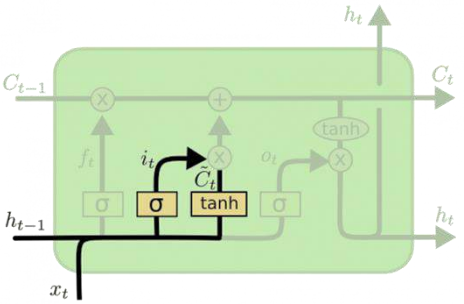
називають «фільтром шару забування» (forget gate layer). В цьому шарі визначається h_{t-1} та x_t а повертає значення від 0 до 1 для кожного із стану комірок C_{t-1}, де «1» відповідає повністю зберегти інформацію, а «0» відповідно повністю виключити. Дану функцію можна описати виразом

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f$$



Далі визначаємо яка нова інформація буде зберігатися у новому стані комірки. Це також вирішується сігмоподібним шаром який носить назву «шар вхідного фільтра», та описується виразом

$$\tilde{C}_t = tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$
$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$



В подальшому попереднє значення $\tilde{C}_{t-1}$ змінюється на нове значення $\tilde{C}_t$. Перемножив попередні значення на функцію стану f_t дозволяє нам визначити які необхідно виключити із подальшого аналізу. Додавши значення $\tilde{C}_t \cdot i_t$ отримаємо нові значення які можуть бути використані для подальшого навчання нейронної мережі. Коефіцієнт *t* вказує на скільки ми хочемо оновити кожний новий стан нашої системи.

У результаті вихідні дані будуть засновані на попередньому стані комірки, до якої будуть застосовані певні фільтри. У сигмоїдальному шарі визначається, яку інформацію ми будемо виводити зі комірки стану. Потім значення комірки стану передаються через шар *tanh*, щоб отримати виходи в діапазоні від -1 до 1 і множаться на вихідні значення сигмоїдального шару, дозволяючи виводити лише необхідну інформацію.

Висновок. Враховуючи можливість застосування інтелектуальних лічильників отримання за їх допомоги данні про енергоспоживання протягом визначеного періоду часу можна створити базу даних на основі якої можна створити алгоритм за який дозволить прогнозувати навантаження на енергомережу. В основі цього алгоритму доцільно закласти рекурентну нейронну мережу яка із часу буде інтервально оновлюватися та визначати більш точне прогнозоване споживання електроенергії.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Christopher Olah, Understanding LSTM Networks, URL https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs

2. Сорокін М. С. Товт Ф. Ф. Аналіз можливостей машинного навчання для аналізу технічної діагностики електрообладнання. матеріали Міжнар. наук.-практ. конф., ДБТУ, 9 листоп. 2023 р. - Харків, 2023. - С. 137-138

3. Сорокін М. С, Гузенко В. В., Застосування системи нечіткої логіки для визначення ресурсу асинхронного двигуна: наук.-техн. збірник Харків. ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2021. - Вип. 166, Т. 6. - С. 39-43.