

УДК 621.31

Марченко К.О.

Кафедра автоматизації електротехнічних та мехатронних комплексів

ОГЛЯД МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРИПЛИВУ ВОДИ У ВОДОСХОВИЩІ ПРИ ПЛАНУВАННІ РЕЖИМІВ РОБОТИ ГІДРОЕЛЕКТРОСТАНЦІЙ

Анотація. У цій роботі представлено новий підхід до моделювання припливу води у водосховищі при плануванні режимів роботи гідроелектростанцій на основі рекурентних нейронних мереж. Для кожної з мереж використовувався подвійний прихований шар. Основну роль у точності моделювання відіграють кількість нейронів у прихованих шарах, швидкість навчання та кількість ітерацій, оптимальні значення яких були отримані методом проб і помилок.

Ключові слова: приплив води, прогнозування, гідроелектростанція.

Abstract. This paper presents a new approach to modeling the inflow of water into reservoirs when planning the modes of operation of hydropower plants based on recurrent neural networks. A double hidden layer was used for each of the networks. The main role in the accuracy of modeling is played by the number of neurons in the hidden layers, the learning speed and the number of iterations, the optimal values of which were obtained by trial and error.

Key words: water inflow, forecasting, hydroelectric power station.

Вступ. Одним з аспектів сталого управління будь-якою галуззю, у тому числі й енергетикою, є планування її діяльності з урахуванням досягнення поставленої мети. У основі процесу планування у явному чи неявному вигляді лежать прогнози різних значимих чинників. Від якості виконання цих прогнозів істотно залежить успішність управління.

Особливо важливим є завдання прогнозування в гідроенергетиці. Оскільки її головним та єдиним енергоресурсом є потенційна енергія мас води, то їй, крім того, властиво значний вплив природних явищ. Таким чином, гідрологічні прогнози відіграють істотну роль у провадженні господарської діяльності гідроенергетики. У період експлуатації ГЕС прогнози використовуються з метою оптимізації режимів регулювання стоку річок, планування вироблення електроенергії та вжиття заходів щодо пропуску паводків через гідровузли. При керуванні річковим стоком не можна обмежуватися лише інтересами електроенергетики та економічною вигодою від додаткового вироблення електроенергії. Слід враховувати також і потреби інших споживачів гідроресурсів, які, як правило, суперечать запитам енергетики.

Таким чином, планування роботи гідроелектростанцій є дуже нетривіальним завданням навіть за наявності якісних прогнозів режимів рік і залежить від безлічі суперечливих умов.

Мета та завдання. Метою даного дослідження є огляд методів прогнозування припливу води у водосховищі при плануванні режимів роботи гідроелектростанцій в умовах нестачі гідрологічної інформації.

Матеріал та результати дослідження. Існує три горизонти планування водно-енергетичних режимів ГЕС: довгостроковий, середньостроковий та короткостроковий. У рамках довгострокового планування здійснюються сценарні розрахунки водно-енергетичних режимів ГЕС на період від одного року і більше на основі статистичних даних в умовах здійснення прогнозу припливу, з урахуванням характеристик ГЕС і правил використання водосховищ.

В рамках середньострокового планування здійснюються сценарні розрахунки водно-енергетичних режимів ГЕС на період планування від одного кварталу до декади, що враховують характеристики споруд та правила їх роботи, а також правила використання водосховищ та водогосподарських систем, при необхідності здійснюється моделювання руху водних мас у водосховищах на ділянках річок чи каналів.

В рамках короткострокового планування здійснюється розрахунок водно-енергетичних режимів ГЕС на період від однієї доби до одного тижня з розрахунковим інтервалом часу в одну годину (при необхідності в 30 хвилин), що враховує поточний стан обладнання та споруд ГЕС, рух води, що не встановився, в нижньому б'єфі і базується на показники середньострокового планування.

Для планування водно-енергетичних режимів ГЕС повинні бути отримані та використані необхідні вихідні дані:

- гідрологічна інформація;
- морфометрична інформація;
- метеорологічна інформація;
- інформація про пропускну здатність водоскидних споруд гідровузла водосховища;
- водогосподарська інформація;
- водно-енергетична інформація;
- затверджені правила використання водосховищ;
- перелік джерел, використаних для формування системи технологічних та режимних обмежень.

Точні прогнози добових притоків на дамби відіграють значну роль у плануванні та управлінні їх оптимальною та стабільною роботою. Визначаючи величину стоку потоку до дамби, можна розрахувати річний об'єм вхідної води та використати для оптимального розподілу води для різних секторів споживання, включаючи питне господарство, сільське господарство, гідроенергетику тощо. Точне прогнозування стоку річки завжди є ключовою проблемою в гідрології для пом'якшення небезпеки повеней. Ця проблема є більш значною при боротьбі з повенями або виробництвом енергії. Тому прогнозування потоку з достатньою точністю є важливим і важливим.. Складна і нелінійна структура потоку з його стохастичною природою дає можливість використовувати моделі на основі штучного інтелекту. Зокрема, ANN можуть моделювати течію з іншими гідрологічними параметрами.

ANN — це розподілена система обробки знань, в якій основні показники продуктивності подібні до людського мозку і заснована на змодельованій біологічній нейронній мережі [1]. Кожна нейронна мережа має три шари, а саме вхідний, прихований і вихідний. Вхідний рівень — це рівень для надання даних, що надаються як вхідні дані в мережу. Вихідний рівень містить значення, передбачені мережею. Прихований шар — це місце аналізу даних. Зазвичай кількість виділених нейронів шарів отримують методом проб і помилок.

Алгоритми глибокого навчання — це зразок алгоритмів машинного навчання, метою яких є виявлення кількох рівнів представлення вхідних даних. Розроблені в 1980-х роках багат шарові RNN є одними з найбільш часто використовуваних моделей глибокого навчання [2]. Ці типи мереж мають пам'ять, яка записує інформацію, яку вони бачили на даний момент, і існує багато типів. Крім того, RNN є потужними моделями для послідовних даних (часових рядів) [3], і вони використовують попередній вихід для прогнозування наступного результату. У цьому випадку самі мережі мають повторювані цикли. Ці цикли, які знаходяться в прихованих нейронах, дозволяють на деякий час зберігати попередню вхідну інформацію, щоб система могла передбачити майбутні

вихідні дані. Вихідні дані прихованого рівня повторно передаються на прихований рівень t разів. Вихід рекурсивного нейрона надсилається на наступний шар лише після завершення кількості ітерацій. У цьому випадку вихід є більш повним, а попередня інформація зберігається довше. Нарешті, помилки повертаються назад для оновлення ваг.

Прості RNN, по суті, є набором загальних нейронних мереж, скомпонованих разом, кожна з яких передає повідомлення іншій. Іншими словами, ці мережі мають пам'ять, яка зберігає знання про побачені дані, але їхня пам'ять є короткостроковою і не може підтримувати довгострокові часові ряди [4]. На малюнку 6а показано просту RNN. Проста рекурентна мережа має лише одну внутрішню пам'ять.

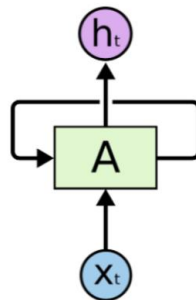


Рисунок 1 – Схема RNN

LSTM є різновидом моделі або структури для послідовних даних, розроблених [5] для просування RNN. Вони використовують спеціальну комбінацію прихованих одиниць, поелементних продуктів і сум між одиницями для реалізації воріт, які контролюють «комірки пам'яті». Ці комірки призначені для збереження інформації без змін протягом тривалого періоду [6]. Найбільшою особливістю LSTM є його здатність вивчати довгострокову залежність, що неможливо з простими RNN. Щоб передбачити наступний крок, значення ваги в мережі повинні бути оновлені, що вимагає підтримки інформації з початкових кроків.

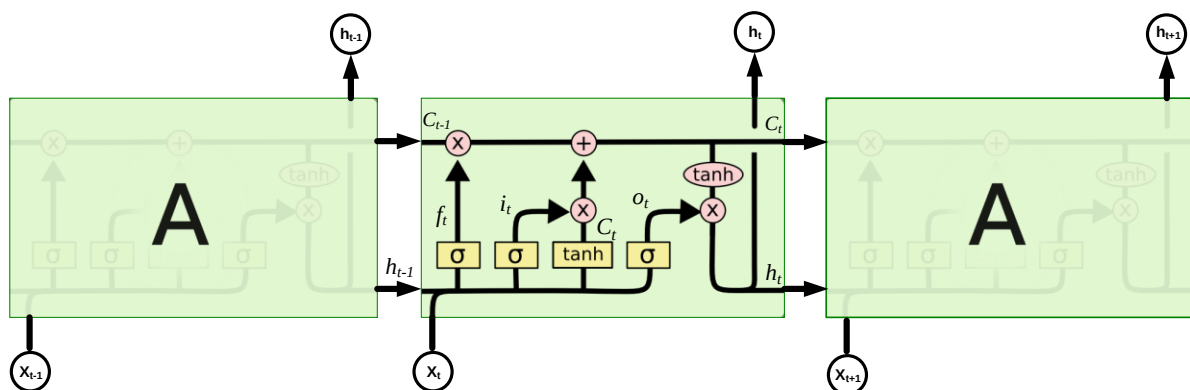


Рисунок 2 – Схема LSTM

Основні рівняння, які описують роботу LSTM мають вигляд:

Ворота забуття:

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

де f_t - вихідний вектор воріт забуття, σ - сигмовидна функція, x_t вхідний вектор у момент часу t , h_{t-1} - попередній прихований стан, W_f - ваги воріт забуття та b_f

зміщення воріт забуття.

Вхідні ворота:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C), \quad (3)$$

де i_t - є вихідним вхідним затвором, W_i ваги вхідних воріт, b_i - зміщення вхідних воріт, $\tilde{C}_t$ компонент довготривалої пам'яті, W_C ваги вхідного модуляційного вентиля та b_C зміщення вхідного модуляційного вентиля. Таким чином, оновити старий стан комірки C_{t-1} до нового стану C_t , LSTM спочатку забуває значення стану комірки, визначені шлюзом забуття. Потім нові значення-кандидати, масштабовані за допомогою виходу вхідних воріт, додаються до стану комірки. Таким чином, рівняння для цього процесу оновлення є:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t. \quad (4)$$

Вихідні ворота:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (5)$$

де o_t - вихід вихідних воріт, W_o - ваги вихідних воріт та b_o зміщення вихідних воріт.

Вихід h_t комірки що називається прихованим станом, розраховується наступним чином:

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t). \quad (6)$$

Для визначення кількості вузлів, які повинна містити мережа LSTM можливо визначити за формулою:

$$N_h = \frac{N_s}{(a \cdot (N_i + N_o))}, \quad (7)$$

де N_i - кількість вхідних нейронів, N_o - кількість вихідних нейронів, N_s - кількість вибірок в навчальних даних, а a являє собою коефіцієнт масштабування, який зазвичай становить від 2 до 10. Можливо обчислити 8 різних чисел для використання в перевірці і знайти оптимальну модель, засновану на результуючих втрати перевірки.

Щодо кількості слоїв, то як правило для кожного конкретного варіанту її найкраще визначати, порівнюючи різні моделі одну з одною. Як правило, двох шарів досить для виявлення більш складних об'єктів.

Щоб уникнути перенавчання в мережу додається шар виключення. Шар випадання випадковим чином приховує нейрони, а кількість прихованих нейронів визначається швидкістю випадання.

Висновки. У цьому дослідженні розглянуто існуючі методи прогнозування припливу до створу ГЕС, проаналізовано дані, необхідні для отримання прогнозу. Також

було розглянуто методики прогнозування із застосуванням штучних нейронних мереж.

Список використаних джерел.

1. Gao, C.; Gemmer, M.; Zeng, X.; Liu, B.; Su, B.; Wen, Y. Projected streamflow in the Huaihe River Basin (2010–2100) using artificial neural network. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.* 2010, 24, 685–697. [CrossRef]
2. Schmidhuber, J. System Modeling and Optimization. The Technical University of Munich (TUM) Habilitation Thesis. 1993. Available online: <http://people.idsia.ch/~juergen/onlinepub.html> (accessed on 20 May 2019).
3. Graves, A.; Mohamed, A.-R.; Hinton, G.; Graves, A. Speech recognition with deep recurrent neural networks. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vancouver, BC, Canada, 26–31 May 2013; pp. 6645–6649. [CrossRef]
4. Bengio, Y.; Simard, P.; Frasconi, P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult. *IEEE Trans. Neural Netw.* 1994, 5, 157–166. [CrossRef] [PubMed]
5. Hochreiter, S.; Schmidhuber, J. Long Short-Term Memory. *Neural Comput.* 1997, 9, 1735–1780. [CrossRef] [PubMed]
6. Understanding LSTM Networks. Aug. 27, 2015. URL: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (visited on 06/27/2019).

Науковий керівник к.т.н., доц. Босак А.В.