

ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В ЕНЕРГОСИСТЕМІ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Бардик Є.І., к.т.н., доц., Гаєвська Г.М., ст. викл., Запорожець Д.О., студ.
КПІ ім. Ігоря Сікорського, кафедра електричних станцій

Вступ. Прогнозування електричних навантажень є важливою областю дослідження в електроенергетиці. Воно необхідне для вирішення практично всієї низки завдань пов'язаних з поточним плануванням і оперативним управлінням режимами функціонування електроенергетичної системи (ЕЕС). На його основі розраховуються вихідні та оптимізуються і корегуються електричні режими ЕЕС, оцінюється їх надійність, економічність, якість електроенергії, розглядаються оперативні диспетчерські заявки, пов'язані з виводом електрообладнання в ремонт. Точність прогнозу навантажень впливає на економічність завантаження генеруючого обладнання, і, отже, на вартість електроенергії [1, 4].

З огляду на вище зазначене, важливо мати ефективну модель прогнозування навантаження, яка буде охоплювати максимальну кількість вхідних факторів, які безпосередньо впливають на форму добового графіка. Обрана модель повинна бути якомога більш гнучкою, щоб підлаштовуватися під усі можливі збурення та аварійні ситуації та задовольняти вимогам співвідношення простота/ефективність. В якості вхідних даних застосувати реальні навантаження ЦЕС.

Метою роботи є короткострокове прогнозування навантаження енергосистеми шляхом розробки моделі на основі штучної нейронної мережі.

Прогнозування навантаження проводиться в різних часових діапазонах, які класифікують наступним чином:

- внутрішньодобове прогнозування – оперативний прогноз в межах поточної доби;
- короткострокове(добове, недільне) прогнозування електричних навантажень – для прийняття, рішень в процесі планування режимів ЕЕС і оперативно-диспетчерського управління;
- довгострокове прогнозування проводиться у часовому діапазоні місяць-квартал-рік.

Постановка задачі. Проведений аналіз існуючих робіт на дану тему показує, що розроблено достатньо методів і моделей прогнозування електронавантажень в ЕЕС [1, 2]. З розвитком теорії штучного інтелекту найбільш перспективними є моделі, які побудована на базі експертних систем та штучних нейронних мереж, к перевагам котрих відносять те, що не потрібно будувати моделі об'єкту та не втрачається їх працездатність в умовах неповної вихідної інформації, при однакової точності прогнозуванні, великої кількості різноманітних вхідних змінних (в тому числі і лінгвістичних). При цьому забезпечується стійкість до перешкод і велика швидкодія.

Матеріали і результати досліджень. Для прогнозування навантажень традиційно використовуються регресійні моделі та моделі на основі часових

рядів [3]. Підходи для прогнозування визначаються рівнем інформаційного забезпечення задачі (повнотою і достовірністю), телеметричних вимірювань режимних параметрів. В практиці закордонних ЕЕС, де є достатня ретроспективна інформація по навантаженню у вузлах, для її прогнозування в основному застосовуються ті ж методи і алгоритми, що і для прогнозування сумарних навантажень ЕЕС з точністю, яка є достатньою при плануванні режимів. В умовах недостатності телевимірювань режимних параметрів розподіл сумарного навантаження по вузлам схеми по вузлам ЕСС виконуються з використанням коефіцієнтів пропорційності, які визначають за результатами двох контрольних вимірювань (червень, грудень).

Враховуючі сформульовані вище вимоги, була обрана нейронна мережа прямої дії, а саме: багатошаровий перцептрон (рис. 1), з сигмоподібними прихованими і лінійними вихідними нейронами.

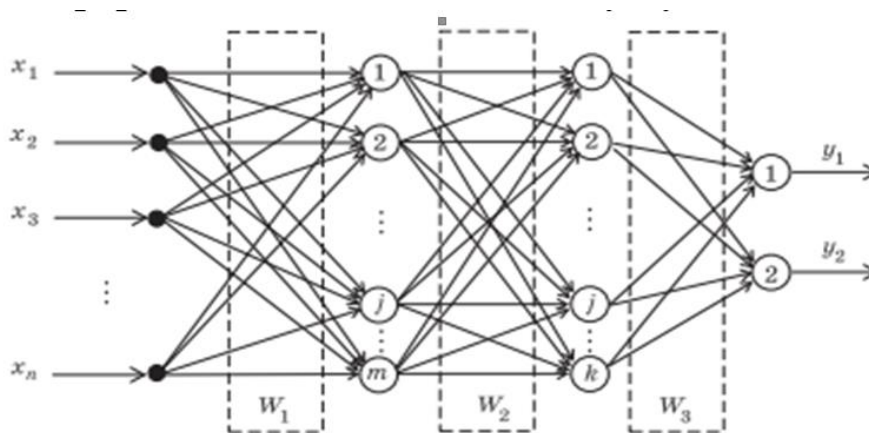


Рисунок 1 – Багатошаровий перцептрон

Структура моделі подана нижче на рис. 2.

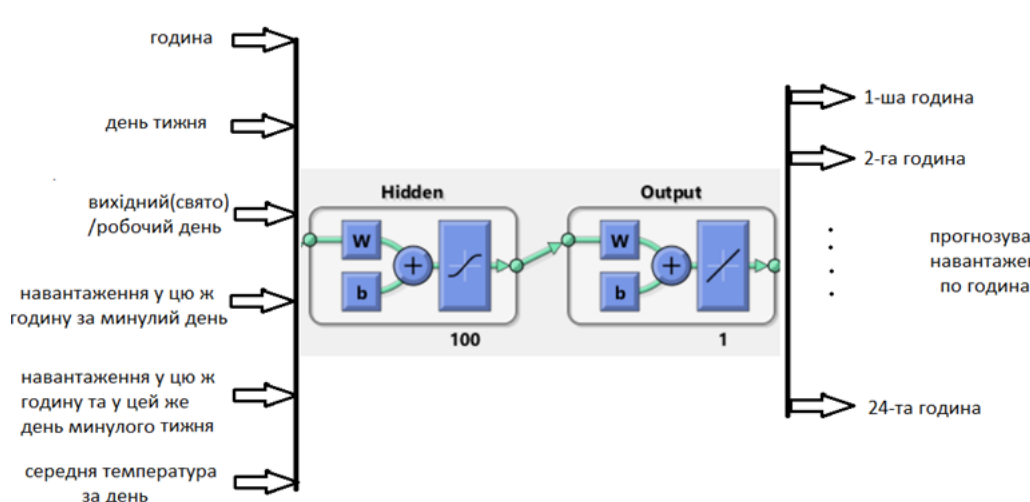


Рисунок 2 – Схематичне зображення структури

Один із найважливіших чинників ефективності моделі – навчання мережі. Розроблена модель нейронної мережі навчається за алгоритмом Левенберга-Марквардта, який призначений для оптимізації параметрів нелінійних

регресійних моделей. Передбачається, що в якості критерію оптимізації використовується середньоквадратична помилка моделі на навчальній вибірці. Алгоритм полягає в послідовному наближенні заданих початкових значень параметрів до бажаного локального оптимуму.

Для вхідних даних по навантаженню були взяті реальні дані з ЦЕС НЕК УКРЕНЕРГО. Модель ІНН була створена у програмі MATLAB за допомогою пакета Neural Network Toolbox. Вибірка вхідних даних була створена для лютого-березня 2017 року. В якості вхідних параметрів були обрані наступні фактори впливу:

- час, який розглядається.
- день тижня.
- маркер належності до вихідного дня.
- навантаження у той же час попереднього дня.
- навантаження у той же день і час попереднього тижня.
- температура навколишнього середовища .

Кількість вхідних параметрів, які враховуються в моделі, впливає на точність даних та якість прогнозу. Це підтверджується при додаванні нового параметру, а саме температури навколишнього середовища. Точність прогнозу підвищується з 1.4 до 1.14%.

Таблиця 1 – Фрагмент вибірки вхідних даних та результатів прогнозування

час	день тижня	вых/пр	S час пр д	S час пр тиждень той же день	Температура	Y	Ypred	Відносна похибка(%)
24	3	1	3063,29	3309,76	4,00	3120,97	3129,22	0,07
23	3	1	3282,19	3539,02	4,00	3231,63	3258,38	0,13
22	3	1	3636,02	3866,04	4,00	3519,89	3575,93	0,22
21	3	1	3806,43	4019,91	5,00	3718,79	3733,38	0,26
20	3	1	3933,61	4158,71	5,00	3859,38	3830,23	0,28
19	3	1	4024,98	4192,31	6,00	3935,18	3922,26	0,27
18	3	1	3975,03	4199,63	6,00	3800,56	3830,01	1,00
...
7	3	1	3257,03	3389,52	6,00	3237,70	3274,58	1,00
6	3	1	2915,08	3042,29	4,00	2859,43	2909,17	1,00
5	3	1	2825,49	2967,66	4,00	2829,72	2801,81	1,00
4	3	1	2825,95	2934,32	4,00	2761,43	2756,70	1,00
3	3	1	2815,03	2953,76	4,00	2771,42	2748,28	1,00
2	3	1	2841,78	2973,29	4,00	2846,18	2780,24	1,00
1	3	1	2965,39	3095,92	4,00	2818,86	2860,28	1,00

Результатом роботи програми є створення нейронної мережі, яка має 6 входів, 100 нейронів прихованого шару та вихідний шар. Процес навчання тривав 16 ітерацій. Після обробки вхідних даних, та процесу навчання мережа створила масив y_{Pred} , який являє собою передбачення навантаження

На рис.3 наведено графіки фактичного « Y » та прогнозного навантаження « y_{Pred} ». На основі аналізу графіку та розрахованих відхилень можна зробити висновки, що реальні та прогнозовані значення майже співпадають: відносна помилка усієї вибірки прогнозованих значень дорівнює 1.14%.

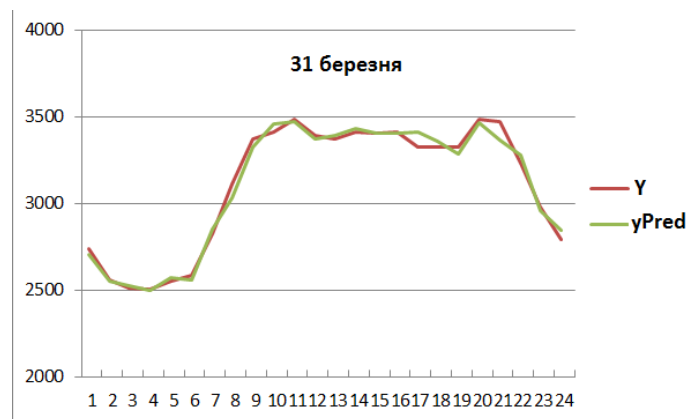


Рисунок 3 – Порівняння прогнозованого та реального навантаження ЕЕС

Висновок:

1. Обґрунтована ефективність застосування нейронних мереж для прогнозування навантажень ЕЕС.
2. Для прогнозування сумарних навантажень енергосистеми розроблена модель нейронної мережі з використанням алгоритму Левенберга-Марквардта для навчання.

Перелік посилань.

1. Бэнн Д.В., Фармер Е.Д. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки: Пер. с англ. М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.
2. Автоматизация диспетчерского управления в электроэнергетике / Под общей ред. Ю.Н.Руденко и В.А.Семенова. – М.: Издательство МЭИ, 2000.
3. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Модели прогнозирования нагрузок на основе аппарата искусственных нейронных сетей // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики. Вып. 51. Сыктывкар: Изд-во Коми НЦ УрО РАН, 2000.
4. Thai Nguyen, Yuan Liao, "Short-Term Load Forecasting Based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System," Journal of Computers, vol.6, no.11, pp.2267-2271, Nov .2011.