

РОЗДІЛ 3. ЕКСПЛУАТАЦІЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ СТАНЦІЙ ТА УПРАВЛІННЯ НИМИ

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ В СИСТЕМІ

Бардик Є.І., к.т.н., доц., Гаєвська Г.М., ст. викл., Запорожець Д.О., студент
КПІ ім. Ігоря Сікорського, кафедра відновлюваних джерел енергії

Вступ. Прогнозування електричних навантажень необхідне для вирішення практично всього спектру завдань поточного планування і оперативного керування режимами функціонування електроенергетичної системи (ЕЕС). Точність прогнозу навантажень впливає на економічність завантаження генеруючого обладнання, і, отже, на вартість електроенергії, що в контексті сучасної лібералізації ринку набуває ще більшого значення [1, 2].

Метою роботи є розробка та дослідження моделі короткострокового прогнозування навантаження ЕЕС на основі рекурентної штучної нейронної мережі (ANN).

Матеріали і результати досліджень. Одна з найбільш характерних рис короткострокового передбачення навантаження ЕЕС полягає в тому, що необхідно мати динамічний прогноз, який зміг би аналізувати останні зміни в системі, з урахуванням вже спрогнозованих даних. З таким завданням звичайна мережа прямого поширення справляється вже гірше. Тому у цій роботі була побудована динамічна (рекурентна) нейронна мережа. Динамічні мережі використовують «пам'ять» і рекурентні зворотні зв'язки для розпізнавання просторових і часових закономірностей в даних. Саме вони можуть широко використовуватися для прогнозування часових рядів, моделювання нелінійних динамічних систем і безпосередньо в управлінні. Було обрано наступну модель нейронної мережі: - нелінійна авторегресійна мережа (NARX-мережа). Наявність зворотного зв'язку дозволяє NARX-мережі приймати рішення, спираючись не лише на вхідні дані, а й з урахуванням передісторії станів динамічного об'єкта. Ця властивість робить NARX-мережу зручною моделлю для опису динамічних процесів в електроенергетичній системі [3, 4].

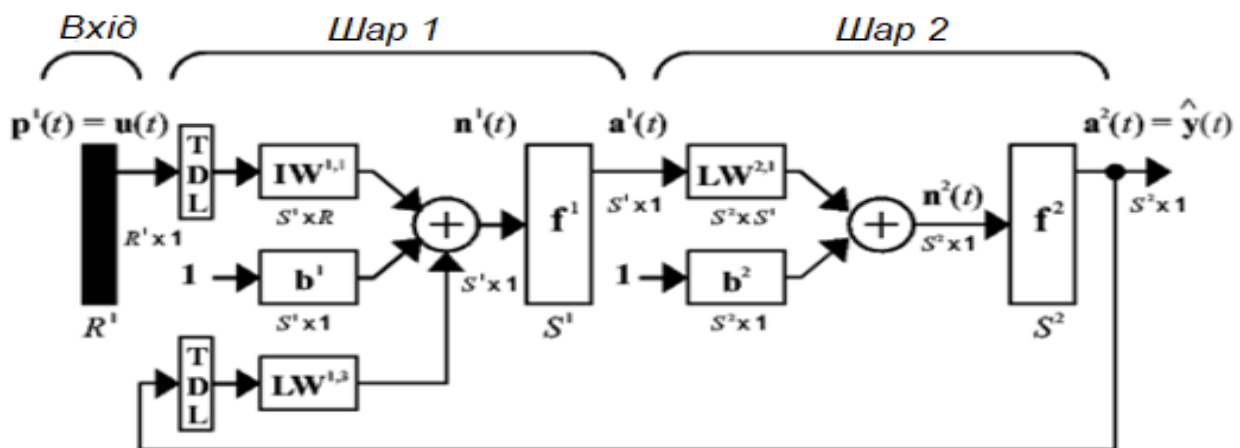


Рисунок 1 – Паралельний варіант архітектури NARX-мережі

Навчання мережі - один із найважливіших чинників ефективності моделі. Розроблена модель нейронної мережі тренується 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. В якості 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 сформована для лютого-березня 2018 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.

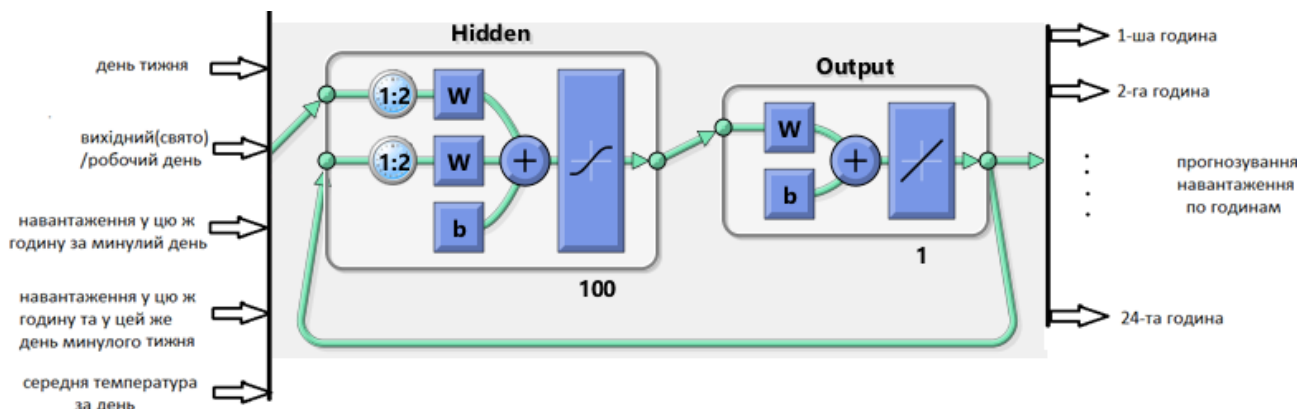


Рисунок 2 – Схематичне зображення структури ANN

Кількість вхідних параметрів, що враховуються в моделі, впливає на точність результатів та якість прогнозу. Це підтверджується при додаванні нового параметру - температури навколишнього середовища. Точність прогнозу підвищується з 1.25 до 1.11%.

Таблиця 1 – Фрагмент вибірки вхідних даних та результатів прогнозування

час	день тижня	вих/пр	S час пр д	S час пр тиждень, той же день	Температура	Y	Ypred	Відносна похибка (%)
24	3	1	3043,29	3309,76	7,00	3246,94	3265,12	0,56
23	3	1	3282,19	3539,02	8,00	3321,11	3333,39	0,37
22	3	1	3636,02	3866,04	8,00	3522,47	3514,72	0,22
...

...
3	3	1	2815,03	2953,76	5,00	3098.13	3129,67	1,02
2	3	1	2841,78	2973,29	5,00	3015,78	3045,63	0,99
1	3	1	2965,39	3095,92	5,00	2917,54	2875,52	1,44

Результатом роботи програми є створення нейронної мережі «net». Вона має 6 входів, 100 нейронів прихованого шару та вихідний шар. Процес навчання тривав 25 ітерацій. Після обробки вхідних даних, та процесу навчання мережа створила масив \hat{Y} pred. Цей масив і являє собою передбачення навантаження. На підставі отриманих даних можна зробити висновки, що реальні та прогнозовані значення майже співпадають: відносна помилка усієї вибірки прогнозованих значень дорівнює: $\text{mare}=1.11\%$. Середня квадратична помилка дорівнює: $\text{ms}=29,35\text{МВт}$. На рисунку 3 наведено приклад графіка фактичного « Y » та прогнозованого навантаження.



Рисунок 3 – Порівняння прогнозованого та реального навантаження ЕЕС

Висновки. Використання застосованої моделі дозволяє ефективно прогнозувати навантаження в системі і може бути використана в реальних умовах на практиці.

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