

ВИКОРИСТАННЯ ІНФОРМАЦІЇ ВІД АСКОЕ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗРАХУНКУ НЕДОВІДПУСКУ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ СПОЖИВАЧАМ

У даний час в Україні існує ряд нормативних документів [1, 2], що законодавчо регулюють взаємовідносини між постачальниками електричної енергії та споживачами. Зокрема, згідно з [2] у разі перерви в електропостачанні з вини постачальника він зобов'язаний виплатити штраф у дво-

кратному розмірі за недовідпущену електричну енергію, а також він несе матеріальні збитки, задані споживачеві згідно з діючим законодавством (прописується у договорі на поставку електричної енергії). Суттєвим недоліком існуючих нормативних документів є те, що вони не роз'яснюють як повинні будуватися відносини між електропостачальними організаціями та споживачами з урахуванням реальних показників надійності електропостачання.

У [3] запропонована така система взаємовідносин між постачальниками електричної енергії та споживачами, яка базується на діючих нормативних документах. Основна її суть полягає в тому, що в договорі на поставку електричної енергії необхідно вказувати величину одного з показників надійності електропостачання: параметр потоку відмов – $\omega(t)$, тривалість простою споживача – θ_{np} або параметр потоку відмов з тривалістю простою більше критичної величини – $\omega(\tau > \tau_{кр})$ та величину надбавок до тарифу за договірний рівень надійності. Проте ці показники надійності можна об'єднати одним – комплексним показником – недовідпуском електричної енергії споживачеві ΔW .

Від достовірності визначення величини недовідпуску електричної енергії залежить правильність правових відносин, закладених в договорі на поставку електричної енергії.

У даний час величина ΔW на фідерах районної трансформаторної підстанції визначається за фактом відмови в системі електропостачання та середнім навантаженням за попередній період \bar{P}_H з занесенням в журнал аварійних відключень. Згідно з рядом суб'єктивних причин вона не є репрезентативною та не може бути використаною при регулюванні відносин між постачальниками та споживачами в умовах ринкової економіки.

На підстанціях обласних енергопостачальних компаній (зокрема Чернігівобленерго) почали активно запроваджувати автоматизовані системи комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ) та системи управління технологічним процесом постачання електричної енергії (SCADA). Такі системи дозволяють безперервно вести облік електричної енергії та споживаної потужності, журнал аварійних та планових відключень і ряд інших параметрів. Інформація, отримана від такої системи, в більшості випадків не залежить від людського фактора та може бути використана при встановленні комерційних відносин між постачальниками і споживачами.

Проте для визначення величини середнього навантаження \bar{P}_H на інтервалі знеструмлення необхідно за даними, отриманими від системи АСКОЕ, зробити прогноз (рис.1).

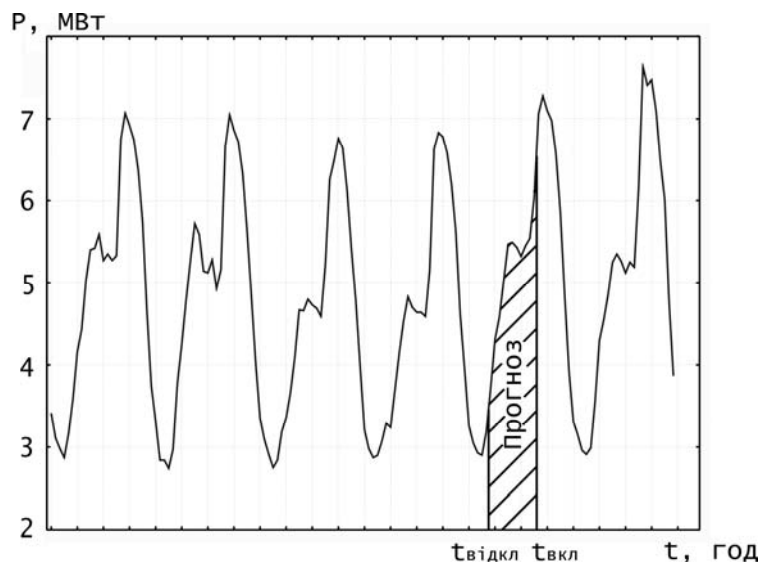


Рис. 1. Навантаження споживача на інтервалі функціонування та на прогнозованому інтервалі

За прогнозованим електроспоживанням протягом перерви в електропостачанні можна визначити недовідпуск електричної енергії споживачам та середнє навантаження \bar{P}_H :

$$\Delta W = \int_{t_{відкл}}^{t_{вкл}} P(t) \cdot dt ; \quad (1)$$

$$\bar{P}_H = \frac{\int_{t_{\text{відкл}}}^{t_{\text{екл}}} P(t) \cdot dt}{t_{\text{екл}} - t_{\text{відкл}}}, \quad (2)$$

де $t_{\text{відкл}}$, $t_{\text{екл}}$ – час початку та закінчення перерви в електропостачанні.

Тривалість простою споживача буде визначатися:

$$\theta_{\text{пр}} = t_{\text{екл}} - t_{\text{відкл}} = \frac{\Delta W}{\bar{P}_H}. \quad (3)$$

Прогнозування електропостачання - досить складна задача у зв'язку з тим, що статистичний ряд електричного навантаження має достатньо складний вид. Існує багато моделей і методів прогнозування, більшість з яких базуються на теорії ймовірностей та математичній статистиці (ARIMA, експоненціальне прогнозування та інші) [4-6]. Їх суттєвим недоліком є те, що для отримання прогнозу необхідно зробити багато математичних перетворень над вхідним рядом електричних навантажень.

Для розв'язання задач у багатьох галузях науки та техніки використовуються методи, які базуються на теорії штучних нейронних мереж [7-9]. Вони створюють нові підходи для дослідження та розв'язання динамічних задач, однією з яких є задача прогнозування електричних навантажень. Нейронні мережі краще ніж інші методи підходять для виявлення нелінійних залежностей при відсутності апріорної інформації про основну модель.

Робота нейронної мережі базується на копіюванні біологічних функцій людського мозку і тому дозволяє передбачити ситуацію на основі інтуїції (попередніх знань), що не під силу будь-якій іншій математичній моделі. До її переваг також можна віднести:

- можливість зручного способу модифікації моделі з появою нових статистичних даних;
- працездатність при малих вибірках (кількість спостережень < 30);
- можливість роботи з логічно несумісними даними, неповними, “зашумленими”, неповноцінними та некоректними;
- висока якість розв'язання задач за рахунок багатоваріантних розрахунків і здатності відновлення втрачених даних;
- можливість побудови мереж, що самостійно навчаються та підстроюють свої вагові коефіцієнти.

Прогнозування на базі нейронних мереж має ряд недоліків:

- зазвичай для прогнозування необхідно мати як мінімум 50, а то і 100 спостережень для створення прийнятної моделі. Для сезонних процесів проблема ще складніша. Проте необхідно відзначити, що ми можемо побудувати задовільну модель навіть в умовах браку даних;
- значні витрати часу для побудови адекватної моделі. Ця проблема не дуже важлива, якщо досліджується невелике число часових послідовностей.

Для прогнозування електроспоживання споживачів, що живляться від ПС “Ялівщина” 35/10кВ (ВАТ ЕК “Чернігівобленерго”) використано декілька видів нейронних мереж зустрічного розповсюдження похибки [7, 8]:

- двошарова нейронна мережа з п'ятьма нейронами у вхідному прошарку та одним нейроном у вихідному (НМ 5-1);
- тришарова нейронна мережа з п'ятьма нейронами у вхідному прошарку, трьома у проміжному та одним нейроном у вихідному (НМ 5-3-1);
- тришарова нейронна мережа з п'ятьма нейронами у вхідному прошарку, сімома у проміжному та одним нейроном у вихідному (НМ 5-7-1).

Для формування прогнозної нейронної мережі використано пакет математичного моделювання MATLAB V6.5 (модуль Neural Network Toolbox). Результати похибок прогнозування вищенаведеними моделями наведені у табл.1.

Для порівняння різних нейронних мереж використані наступні якісні показники:

- сумарний коефіцієнт кореляції $K_{\text{кор}}^{\Sigma}$ та коефіцієнт кореляції на прогнозному інтервалі $K_{\text{кор}}^{\text{прогн}}$;
- сумарна середньоквадратична похибка та середньоквадратична похибка на прогнозному інтервалі;

- сумарна похибка за спожитою енергією та похибка за спожитою енергією на прогнозованому інтервалі ;
- сумарна середня абсолютна відносна похибка та середня абсолютна відносна похибка на прогнозованому інтервалі.

Таблиця 1

Якісні показники роботи різних нейронних мереж

Якісний показник роботи нейронної мережі	Вид нейронної мережі								
	НМ 5-1			НМ 5-3-1			НМ 5-7-1		
	прогнозування на час, год								
	12	6	3	12	6	3	12	6	3
Коефіцієнт кореляції:									
– сумарний;	0,9976	0,9998	0,9999	0,9995	0,9999	0,9999	0,9977	0,9998	0,9999
– на прогнозованому інтервалі	0,9591	0,9082	0,9978	0,9676	0,9676	0,9968	0,9311	0,9146	0,9994
Середньоквадратична похибка, %:									
– сумарна;	0,12	0,03	0,01	0,056	0,026	0,015	0,12	0,03	0,02
– на прогнозованому інтервалі	3,37	2,03	1,26	1,55	1,64	1,91	3,34	2,18	2,2
Похибка за спожитою енергією, %:									
– сумарна;	0,3	0,03	0,01	-0,005	-0,03	-0,003	0,29	0,07	0,03
– на прогнозованому інтервалі	8,3	1,98	1,37	-0,12	-1,99	-0,34	8,03	4,44	3,789
Середня абсолютна відносна похибка, %:									
– сумарна;	0,4	0,08	0,02	0,21	0,08	0,037	0,42	0,11	0,05
– на прогнозованому інтервалі	8,47	3,22	1,71	4,38	3,36	2,98	8,76	4,4	3,83

Аналізуючи дані табл.1, можна зробити висновок, що для короткострокового прогнозування (до 3 годин) достатньо використовувати двошарову нейронну мережу НМ 5-1. Нарощування кількості нейронів та прошарків у нейронній мережі не призводить до суттєвого підвищення точності прогнозу, при суттєвому рості “затрат” на навчання нейронної мережі. Це відбувається за рахунок того, що зі збільшенням кількості нейронів зростає кількість вагових коефіцієнтів, які просто запам’ятовують вхідний ряд і нейронна мережа не здатна робити його апроксимацію. Проте при довгостроковому прогнозуванні (на 6...12 годин) необхідно використовувати нейронну мережу НМ 5-3-1.

Результати прогнозування нейронною мережею НМ 5-1 наведені на рис. 2 та 3.

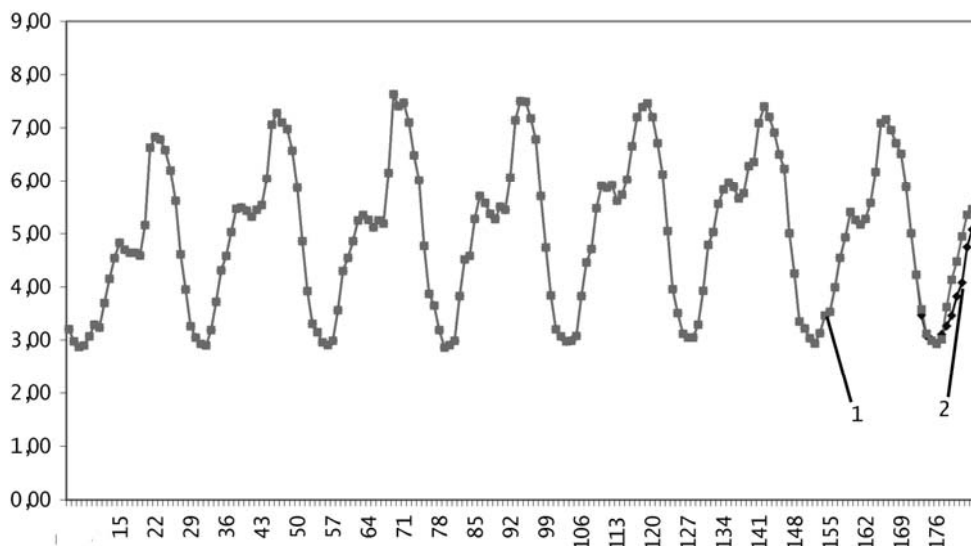


Рис. 2. Навантаження в МВт на ввіді 10 кВ Т1 ПС “Ялівщина”

- 1 - реальний графік;
2 - прогнозований графік

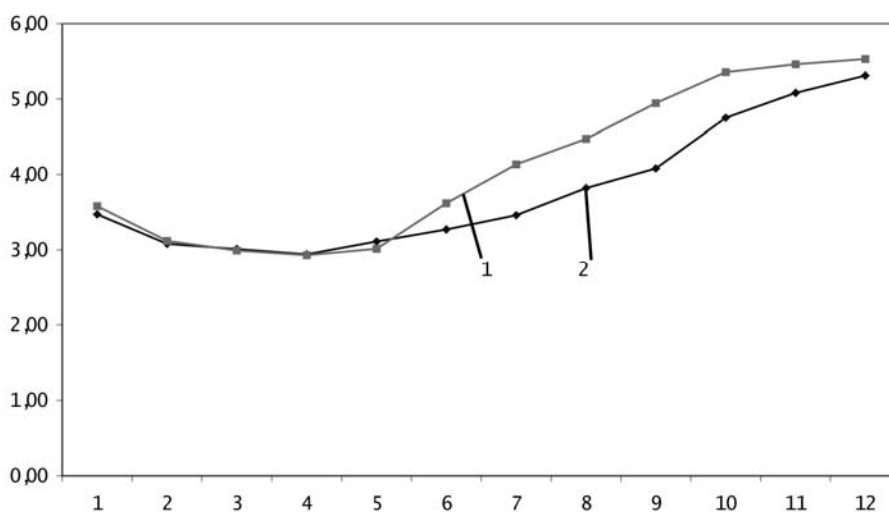


Рис. 3. Навантаження в МВт на ввіді 10 кВ Т1 ПС "Ялівщина" на прогнозованому проміжку 12 годин
1- реальний графік;
2- прогнозований графік

Із усіх вищенаведених якісних показників роботи нейронної мережі найбільш адекватно відображає точність отриманих прогнозних даних середня абсолютна відносна похибка.

Розглянута модель може використовуватися при виконанні договірних зобов'язань між постачальниками та споживачами електричної енергії згідно з [2].

Висновки

1. Для визначення недовідпуску електричної енергії споживачам запропоновано робити прогноз електроспоживання на інтервалі знеструмлення, за яким визначається середня потужність.
2. Для прогнозування електроспоживання використано теорію штучних нейронних мереж. Дослідним шляхом встановлено, що для короткострокового прогнозування достатньо використовувати двошарову нейронну мережу з п'ятьма нейронами у вхідному прошарку і одним у вихідному (НМ 5-1), а для довгострокового прогнозування – тришарову нейронну мережу НМ 5-3-1.

Література

1. Правила устройства электроустановок / Минэнерго СССР. – 6-е изд., перераб. и доп. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 648с.
2. Правила користування електричною енергією. – К.: ДП "НТУКЦ", 2005. – 122с.
3. Буйний Р.А., Зорин В.В. Регулирование взаимоотношений между потребителями и электроснабжающей организацией в условиях рыночной экономики // Энергетика и электрификация. – 2007. – №6. – С.52-54.
4. Кильдишев Г.С., Френкель А.А. Анализ временных рядов и прогнозирование. – М.: Статистика, 1973. – 104с.
5. Дуброва Т.А. Статистические методы прогнозирования. – М.: ЮНИТИ, 2003. – 206с.
6. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. – М.: Мир, 1974. – 406с.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М: Мир, 1992. – 240с.
8. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Телеком, 2002. – 382с.
9. Бэстенс Д.-Э., ван ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки. – М.: ТВП, 1997. – 236с.