

УРАХУВАННЯ МЕТЕОФАКТОРІВ В МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ МЕТАЛУРГІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА

Чорна металургія – одна з найбільш енергоємних галузей промисловості. Вона характеризується високим рівнем споживання електроенергії – суттєвою складовою енерговитрат. Так, частка електричної енергії в собівартості продукції великих підприємств по галузі становить від 11% до 16%, а в окремих випадках її частка збільшується до 30% [1]. Тому проблема прогнозування електроспоживання в металургійному виробництві є на сьогоднішній день однією з важливих завдань в електроенергетиці. На підставі короткострокового прогнозу розраховуються вихідні та оптимальні електричні режими енергосистем, оцінюється їх надійність, економічність та якість [2].

Велика частина існуючих алгоритмів прогнозування електроспоживання, розроблених в енергетиці, виступають як поєднання різноманітних статистичних методів. Однак якісне моделювання є дуже складним процесом через нелінійні відношення між факторами та навантаженням, від яких вона залежить. Відомі методи прогнозування електроспоживання не працюють з перекрученими або неповними даними, тому необхідні нові методи, підходи для прогнозування електроспоживання, які б могли враховувати різного роду дані.

Тому метою даного дослідження було побудова моделі коротко-строкового прогнозування погодинної потужності електроспоживання на добу вперед для металургійного підприємства ПрАТ «Дніпроспецсталь» та отримати прогноз з максимальною заданою точністю.

Побудова моделі прогнозування проводилася в два етапи з використанням апарату нейронних мереж системи MATLAB. На першому етапі експериментально було визначено оптимальну архітектуру та алгоритм навчання нейронної мережі. На другому етапі – встановлено залежність помилки моделювання графіків навантаження від впливу добових графіків споживання та метеорологічних факторів.

Для формування прогнозу на була використана мережа прямого поширення даних і зворотного поширення помилки (Feed-forward backprop - далі FfB) [3] (рис. 1). Така архітектура мережі вимагає її навчання за рахунок завдання цільових значень часового ряду, які повинні бути еталоном при формуванні прогнозу та вхідні дані, які повинні підлягати обробці.

¹аспірантка кафедри САіУ, НУ «Запорізька політехніка»

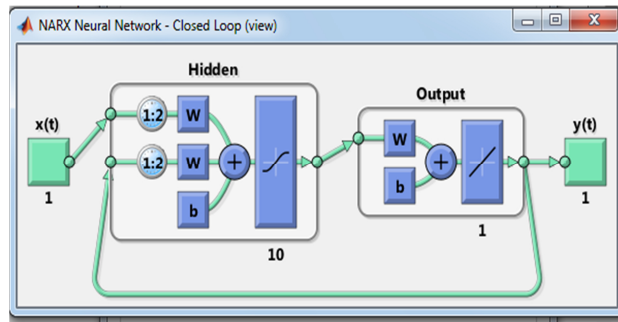


Рисунок 1 – Замкнуте коло в мережі нелінійної авто регресії

В середовищі Neural Network Toolbox були використані такі алгоритми навчання нейронних мереж: нелінійної оптимізації Levenberg-Marquard, метод Bayesian Regularization та метод сполучених градієнтів (Scaled Conjugate Gradient) [3].

Для об'єктивності порівняння показників якості прогнозування при застосуванні різних алгоритмів прогнозування з використанням відповідної архітектури побудови ШНМ був вибраний один і той самий день, це дозволило найбільш точно порівняти результати отриманих прогнозів.

Графіки при дослідженні схожі між собою (рис. 2), однак, варто відзначити, що точність складання прогнозу в цих алгоритмах різна. Найбільш точним алгоритмом серед використаних для даного дослідження є алгоритм Левенберга Макварда, максимальна похибка прогнозування становить 2,87% по модулю за операційну добу.

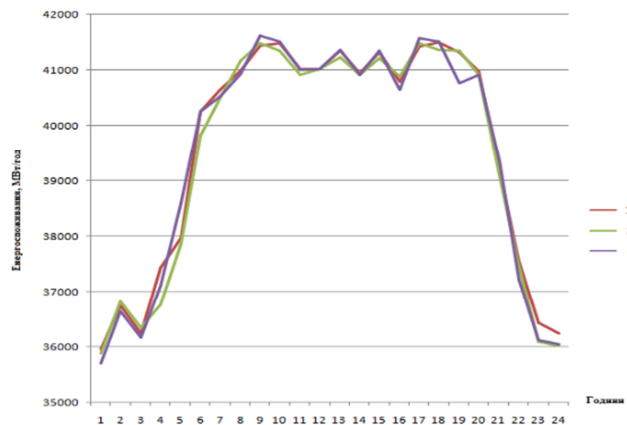


Рисунок 2 – Результати прогнозування енергоспоживання з використанням ШНМ

- де 1 – фактичне значення енергоспоживання
 2 – прогнозне значення енергоспоживання за Levenberg-Marquardt Algorithm
 3 – прогнозне значення енергоспоживання за Bayesian regularization algorithm
 4 – прогнозне значення енергоспоживання за методом сполучених градієнтів

Найбільш сильний вплив на енергоспоживання ПрАТ «Дніпроспецсталь» надає температура. Вплив температури визначається витратою електроенергії на опалення будівель, вентиляцію, охолодження устаткування, збільшення енергоспоживання сталеплавильних печей і т.п. Найбільш чутлива до температури витрата енергії в зимовий, опалювальний сезон, а також прилегли до нього періоди (рис. 3).

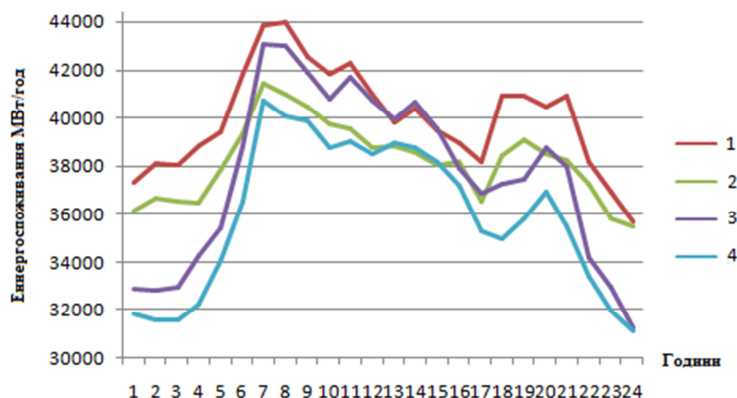


Рисунок 3 – Результати прогнозування енергоспоживання з використанням ШНМ з можливістю паралельних обчислень

- де 1 – прогнозне значення енергоспоживання в зимовий період;
- 2 – фактичне значення енергоспоживання в зимовий період;
- 3 – прогнозне значення енергоспоживання в літній період;
- 4 – фактичне значення енергоспоживання в літній період.

Результати прогнозування з урахуванням метеофакторів можна вважати задовільними, так як в процентному співвідношенні на годину максимальних навантажень помилка склала 6,89%.

Висновки

В даному дослідженні було здійснено прогнозування енергоспоживання на основі статистичних даних металургійного підприємства з використанням програмного пакету Matlab методом штучних нейронних мереж. Встановлено, що розроблені нейронні мережі можуть бути використані для складання прогнозу електроспоживання на добу вперед з максимальною точністю до 2,87% фактичного об'єму спожитої електроенергії.

Також проведено дослідження можливості введення в модель прогнозування на базі ШНМ можливості обліку температури, що впливає на якість прогнозування. Проведений порівняльний аналіз результатів прогнозування з використанням даної моделі та моделі без врахування впливу чинників показав, що обраний підхід за обраною архітектури, алгоритму навчання та обліку метеофакторів, задовольняють необхідним вимогам, які були задані на

початковому етапі створення статистично-динамічної моделі прогнозування на базі ШНМ. З огляду на те, що в основній масі автоматизовані програмні комплекси дають помилку в 5-6%, помилка прогнозування в 1,12% – це дуже хороший результат.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. С. К. Belt, Energy Management for the Metals Industry. CRC Press, New York, 2017. P 145.

2. И. М. Кирпичникова, Л.А. Саплин, К.Л. Соломахо, Прогнозирование объектов потребления электроэнергии. Вестник ЮУрГУ. Энергетика. 14 (2), 2014 г. С. 16–22.

3. Э. В. Бодянский, О. Руденко, Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: Телтех, 2004. 560 с.