

---

## ЕЛЕКТРИФІКАЦІЯ ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ ГІРНИЧИХ РОБІТ

---

УДК 681.515+62-551.453

**Б.Л. Тишевич**, к.т.н., доцент (НТУУ «КПІ»)

### ПОКРАЩЕННЯ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ПОПЕРЕДНЬОЇ ПІДГОТОВКИ ДАНИХ

---

**B.L. Tyshevych** (National Technical University of Ukraine «Kiev Polytechnical Institute»)

### IMPROVEMENT OF SHORT-TERM ELECTRIC LOAD FORECASTING USING NEURAL NETWORKS WITH PREPROCESSING THE LOAD DATA

*Пропонується інтелектуальна система, на базі штучної нейронної мережі з використанням попередньої підготовки даних, для покращення короткострокового прогнозування навантаження в енергосистемах. Покращення пов'язано з вилученням гармонійних складових високого порядку в послідовності даних навантаження, які створюють випадковий «шум».*

**Ключові слова:** інтелектуальна система; штучна нейронна мережа; попередня підготовка даних; короткострокове прогнозування.

*Предлагается интеллектуальная система, на базе искусственной нейронной сети с использованием предварительной подготовки данных, для улучшения прогнозирования краткосрочной нагрузки в энергосистемах. Улучшение связано с фильтрацией гармонических составляющих высокого порядка, в последовательности данных нагрузки, которые создают случайный «шум».*

**Ключевые слова:** интеллектуальная система; искусственная нейронная сеть; предварительная подготовка данных; краткосрочное прогнозирование.

*In this article offers intelligent system based on artificial neural network with preprocessing the load data, for predicting the short-term load in power systems. Improvements associated with removing harmonic components of high frequency data in sequence loads that create random "noise".*

**Keywords:** intelligent system; artificial neural network; preprocessing the load data; short-term forecasting.

**Вступ.** Важливість короткострокового прогнозування енергонавантаження (ПКН) збільшилася останнім часом. Точний прогноз в значній мірі полегшує завдання визначення необхідних об'ємів генерації енергії та більш точного ціноутворення. Штучні нейронні мережі (ШНМ) успішно застосовувалися для прогнозування енергонавантаження будь-якої тривалості

майбутнього періоду [1,2]. Внаслідок цього має сенс, і надалі, розробляти та поліпшувати структури ШНМ для ПКН.

Багато фахівців у галузі енергоспоживання застосовують класичні інструменти прогнозування, які використовуються у статистиці. Ці інструменти почали зараз використовуватись і при розробці ШНМ, що є яскравим прикладом одного з тих рідкісних випадків, коли наука дала поштовх технології після нетривалого періоду розвитку. Проте, ця технологія ще не досягла своїх обмежень з точності та сталості результатів. Для того, щоб підвищити якість ПКН, за допомогою ШНМ, має сенс проводити попередню підготовку даних для прогнозування як і в статистиці [3]. Однак, переваги від попередньої підготовки даних були недооцінені при використанні ШНМ.

Методики попередньої підготовки даних - такі як нормування, різні математичні перетворення, виявлення тенденцій, виявлення відмінностей, обчислення похідних від вхідних послідовностей даних, фільтрація та т.і., при виконанні ПКН майже повністю ігнорувалися [4]. Ці методики можуть бути корисні при прогнозуванні для поліпшення вхідних даних, з точки зору достовірності та зниження випадкових відхилень. Поліпшення, передусім пов'язано з вилученням гармонійних складових високої частоти в послідовності даних, які можна віднести до випадкового «шуму». Наявність шумової складової може призвести до ускладнення при навчанні ШНМ, погіршення ідентифікації та зниження точності при прогнозуванні енергонавантаження.

**Ціль та завдання.** Для поліпшення ПКН пропонується попередня підготовка даних зміни енергонавантаження за допомогою нормалізації та фільтрування для усунення шумових та гармонійних складових високого порядку.

Нормалізація пов'язана з видом функцій активації (ФА), які використовуються у вихідних нейронах. Якщо вихід ФА необмежений (наприклад, лінійна ФА), вихідні дані підходять для нормалізації як і вхідні дані в сумісних діапазонах. Ця процедура, як правило, допомагає підвищити ефективність навчання ШНМ. Основна причина для нормалізації вхідних і вихідних даних - зробити їх однаково важливими для процесу навчання. Найбільш поширена процедура нормалізації є та, в якій дані перетворюються з врахуванням, попередньо заданих, мінімального і максимального значень.

Процес обчислення похідних від послідовності даних дозволяє виявити відмінності між сусідніми значеннями ряду даних навантаження, тобто виявити наскільки нова послідовність даних відрізняється від деякої оригінальної. Обчислення похідних допомагає поліпшити точність прогнозування. Наприклад, збиткова лінійність тренду може бути легко видалена за рахунок виявлення відмінностей. Для більш складних даних, може бути необхідно застосовувати обчислення похідних вищого ступеню. Іншою причиною є те, що виявлення відмінностей, залежать від послідовності даних для тієї чи іншої змінної, деякі змінні можуть бути більш важливими, ніж оригінальні дані з енергонавантаження (наприклад, температура).

Електричні навантаження мають дуже сильні сезонні компоненти. Вони завжди характеризується щоденними, щотижневими та щорічними сезонними повторами, які можна вважати шаблонними. Обчислення похідної для виявлення відмінностей відповідного сезонного періоду, має важливе значення для підвищення стаціонарності та точності ПКН.

При попередній підготовці, для фільтрації послідовності даних з метою зниження шумових складових, можна використати перетворення Фур'є:

$$w_j = \sum_{k=0}^{n-1} P_k \cos \frac{2\pi jk}{n} + P_k \sin \frac{2\pi jk}{n}, \quad (1)$$

де  $n$  – кількість послідовних даних за період, що аналізується;  $j$  – індекс частоти.

Частота зрізу, обирається із врахуванням фактору затухання і в залежності від ширини діапазону фільтрації. Після цього виконується зворотне перетворення, яке відновлює початкову послідовність даних без врахування шумових складових:

$$P_k^f = \frac{1}{n} \sum_{j=0}^{n-1} w_j^f \cos \frac{2\pi jk}{n} - w_j^f \sin \frac{2\pi jk}{n}. \quad (2)$$

**Результати дослідження.** Для дослідження тижневого прогнозування (168 годин) була створена двошарова ШНМ. На вхід подавались нормалізовані, відфільтровані послідовності даних  $L1(k), L4(k), L24(k), L168(k)$ , та додаткові послідовності даних  $C1(k), C4(k), C24(k), C168(k)$ , які обчислювались як різниця між оригінальними  $PN(k)$  та додатковими послідовностями:

$$CN(k) = PN(k) - LN(k), \quad (3)$$

де  $N$  – інтервал даних в годинах.

Також подавались на вхід ШНМ дві складових  $P1(k), P2(k)$  з відфільтрованої послідовності даних, відповідно рівнянню (2).

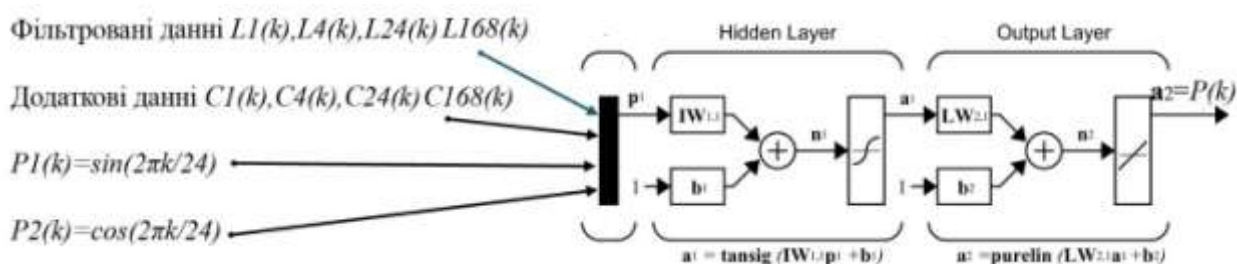


Рис. 1. Узагальнена структурна схема ШНМ для ПКН.

Для навчання ШНМ були використані 8-и тижнева послідовність вхідних даних. Зміна вагових коефіцієнтів, при навчанні, забезпечувалась алгоритмом «зворотнього розповсюдження». Точність прогнозування оцінювалась за допомогою середньої помилки апроксимації - Mean Absolute Percentage Error (MAPE) за формулою:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|P(i) - P_k(i)|}{P_k(i)} \cdot 100\%,$$

де  $P(i), P_k(i)$  – відповідно прогнозована та оригінальна послідовності даних.

Для різних періодів дослідження та прогнозування діапазон зміни помилки MAPE складала від 2% до 3,5%.

### Висновки

З ростом енергосистем і збільшенням їх складності, багато факторів починають впливати на генерацію енергії та енергоспоживання. Проте, процес прогнозування стає більш складним, а результат більш точним при застосуванні аналітичних методів, які використовуються у статистиці для визначення ціни за електроенергію в короткостроковій перспективі. Змінність енергонавантаження збільшується відповідно із зростанням динаміки тарифів на електроенергію. Внаслідок цього необхідно поліпшувати точність прогнозування на будь-який період, і розробляти необхідні автономні і робастні алгоритми на базі ШНМ для прогнозування навантаження в складних умовах конкурентного ринкового середовища.

Попередня підготовка даних для прогнозування із застосуванням нормалізації, нелінійної фільтрації виявилися ефективними при прогнозуванні на ШНМ. Алгоритми для низькочастотних фільтрів дозволяють поліпшити точність прогнозування для будь-якого діапазону ПКН, при використанні даних різного типу. Майбутні дослідження повинні бути сфокусовані на об'єднанні та визначенні скорельованих закономірностей між факторами, які безпосередньо та побічно впливають на енергоспоживання.

### Список використаних джерел

1. Electric load forecasting using an artificial neural network [Text] / D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks and other // IEEE Trans. Power Systems, vol. 6, no. 2, May 1991, pp. 442-449.
2. Practical experiences with an adaptive neural network short-term load forecasting system [Text] / O. Mohammed, D. Park, R. Merchant and other // IEEE Trans. Power Systems, vol.10, no.1, February 1995, pp. 254-265.
3. Gross, G. Short term load forecasting [Text] / G.Gross, F.D. Galiana // Proceedings of IEEE, vol. 75, no. 4, December 1987, pp. 1558-1573.
4. Experience with FNN models for medium term power demand predictions [Text] / E. Doherty, P. Feigin, D. Greig, L. Hyams // IEEE Trans. Power Systems, vol. 14, no. 2, May 1999, pp. 538-546.

*Стаття надійшла до редакції 25.12.2015 р.*