

УДК 621.311:681.3

DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2021.59.081>

## ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ НА ІЄРАРХІЧНИХ РІВНЯХ ОЕС УКРАЇНИ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ТИПУ LSTM

С.С. Лоскутов<sup>\*</sup>, П.В. Шиманюк<sup>\*\*</sup>

Інститут електродинаміки НАН України,  
пр. Перемоги, 56, Київ, 03057, Україна  
e-mail: [loskutov.stepan1@gmail.com](mailto:loskutov.stepan1@gmail.com)

*Наведено результати дослідження однофакторного прогнозування сумарного електричного навантаження на трьох ієрархічних рівнях об'єднаної електроенергетичної системи (ОЕС) України з використанням рекурентних штучних нейронних мереж типу LSTM. На основі виконаних досліджень проаналізовано похибки прогнозування на кожному з ієрархічних рівнів електроенергетичної системи та запропоновано методи підвищення якості та стабільності прогнозів. Отримані результати є основою для виконання досліджень щодо оцінки точності прогнозування сумарного електричного навантаження в ОЕС України. Бібл. 9, рис. 4, таблиця.*

**Ключові слова:** прогнозування, сумарне електричне навантаження, нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, LSTM.

Відомо, що для розв'язання технологічних задач планування режимів електроенергетичних систем заздалегідь виконується короткострокове прогнозування (КСП) сумарного електричного навантаження (СЕН) з горизонтом прогнозування від 1 до 7 діб. Сьогодні актуальність задач прогнозування СЕН підсилюється сучасними умовами функціонування ринку електричної енергії [1, 2], де точність прогнозів обумовлює рівень небалансів електричної енергії, що створюються різними учасниками ринку [3, 4]. Нині задача КСП об'єднаної електроенергетичної системи (ОЕС) України розв'язується на кожному з трьох ієрархічних рівнів незалежно. Переваги багаторівневого розв'язання цієї задачі вперше у вітчизняній практиці було наведено в роботі [5]. У роботі [6] сучасні методи ієрархічного прогнозування поділяються на дві групи: «знизу вгору» та «згори вниз». Перший підхід об'єднує прогнози з нижніх рівнів для прогнозу на кожен вищий рівень, а другий використовує тільки історичні дані з усіх рівнів для прогнозу. На основі цього можна стверджувати, що для підвищення точності прогнозування на верхньому рівні ієрархічної системи необхідно підвищити точність прогнозування на нижніх рівнях.

**Метою роботи** є опис розробленої прогнозової моделі для кожного ієрархічного рівня ОЕС України та оцінювання результатів прогнозування задля підвищення точності на вищих рівнях шляхом ієрархічного багатфакторного підходу.

Сьогодні в багатьох публікаціях демонструються переваги використання методів штучного інтелекту над класичними статистичними моделями прогнозування. Так, наприклад, у роботі [7] розглянуто деякі статистичні методи та методи штучного інтелекту, які використовуються для прогнозування електричного навантаження, а також проаналізовано чинники, що впливають на точність прогнозів, запропоновано перехід до гібридних моделей, які об'єднують у собі дві або більше моделей. У роботі [8] показано, що для прогнозування навантаження поступово точнішими стають моделі нейронних мереж порівняно з множиною лінійною регресією, методом опорних векторів, «Ліс ухвалення рішень» (Random Forest) та іншими. Для перевірки ефективності методів короткострокового прогнозування різних типів навантаження (житлових, малих та середніх підприємств) було використано дані енергосистеми Ірландії. Отримані результати демонструють високу точність нейронних мереж порівняно з іншими методами, особливо для короткострокового прогнозування з передбаченням від 1 до 7 діб, де вони мають найбільшу перевагу.

Під час виконання досліджень для перевірки ефективності прогнозування різних ієрархічних рівнів побудовано модель на основі штучної нейронної мережі для кожного ієрархічного рівня ОЕС України, а саме:

- рівня оператора системи розподілу (ОСР);
- рівня регіональної енергосистеми оператора системи передачі (ОСП);
- рівня ОЕС України.

Апробація моделі проводилася на даних за період 2015-2016 років, які містять відомості ПАТ Київенерго, Центральної електроенергетичної системи НЕК УКРЕНЕРГО та ОЕС України.

Дані сумарного електричного навантаження являють собою часові ряди. Це показники, які збираються за деякий однаковий проміжок часу та відповідають деяким зразкам. У межах цієї публікації використано погодинні значення СЕН у МВт на кожному з наведених ієрархічних рівнів ОЕС України. Для моделювання обрано рекурентну штучну нейронну мережу, яка широко застосовується для задач прогнозування часових рядів.

Рекурентна нейронна мережа є вдосконаленою версією звичайної штучної нейронної мережі (багат шарового персептрона), яка містить зворотні зв'язки, що дають змогу зберігати інформацію. Одним із різновидів архітектури рекурентних мереж є LSTM (long short time memory) [9] мережа, яка здатна до навчання на довготривалих залежностях.

У пропонованій роботі було використано одношарову рекурентну нейронну мережу типу LSTM, до якої була додана двох шарова повнозв'язна мережа. На вхід мережі подаються дані за два тижні з погодинною дискретністю. Вхідний шар має 24 нейрони, тобто на кожен нейрон LSTM шару подаються значення по кожній годині за попередні два тижні. У такий спосіб ми отримуємо послідовність, за якої вхідні дані на конкретну годину потрапляють на вхід до конкретного нейрона, який так само передає вихідні дані до наступного нейрона як за горизонталлю, так і за вертикаллю. Ця нейронна мережа реалізована мовою програмування Python. На рис. 1 зображено загальну архітектуру запропонованої нейронної мережі.



Рис. 1

Перед поданням даних на вхід мережі дані тренувальної вибірки було нормалізовано до вигляду від 0 до 1 за формулою (1). Дані тестової вибірки було нормалізовано таким самим чином, але використовуючи мінімальні та максимальні значення з тренувальної вибірки.

$$x_{i,j} = \frac{x_{i,j} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}, \quad (1)$$

де  $i$  – номер рядка,  $j$  – номер стовпця.

Мережа LSTM очікує, що вхідні дані будуть відповідати деякій структурі тривимірною масиву. Тому кращим варіантом є використання попередніх часових кроків у нашому часовому ряді як вхідних даних для прогнозування вихідних даних в наступний крок. Тобто на кожний нейрон подаються дані окремих часових проміжків, а через зворотний зв'язок інформація з попередніх кроків передається в наступні. У такий спосіб мережа приймає дані не тільки на конкретну годину, але й інформацію з попередніх часових кроків.

Прогнозування кожного з ієрархічних рівнів проводилося на описаній вище моделі штучної нейронної мережі, для кожного ієрархічного рівня окремо проводилося навчання на відповідних вибірках даних. Апробація результатів прогнозування проводилася на даних ДТЕК «Київські електромережі» та Центральної електроенергетичної системи НЕК «Укренерго» за період з 2015 до 2017 з погодинною дискретністю. Для навчання моделей використовувалися тренувальні вибірки однакової розмірності за період з 2 січня 2015 року до 22 серпня 2016 року. Тестові вибірки були розділені на літній та зимовий періоди. Літня вибірка містила дані за період з 22 серпня до 1 вересня, а зимова – з 22 до 31 грудня 2016 року. Як активаційна функція повнозв'язних шарів використовувалася функція RELU. В якості параметру оцінки використовувалася функція RMSE.

У таблиці наведено похибки прогнозу RMSE (квадратний корінь із середньоквадратичної похибки) у відсотках та в абсолютних значеннях для тестових вибірок.

Ієрархічні рівні	Літній період, МВт	Літній період, %	Зимовий період, МВт	Зимовий період, %
Рівень системи розподілу	57,58	5,9	60,52	4,5
Рівень регіональної енергосистеми	98,3	3,8	75,1	2
Рівень ОЕС України	395	2,6	308,65	1,5

Графіки RMSE за літні та зимові періоди тестування представлені на рис. 2–4 для рівня ОСР, регіональної енергосистеми ОСП та рівня ОЕС України відповідно.

Із результатів розрахунків видно, що точність прогнозування підвищується з кожним вищим ієрархічним рівнем. Це обумовлено чинниками, які впливають на них. Зокрема, на нижні рівні впливає більша кількість чинників. Найменшу похибку демонструє прогноз зимового періоду. З наведених графіків видно, що на кожному вищому ієрархічному рівні похибка більш рівномірна без явних скосів.

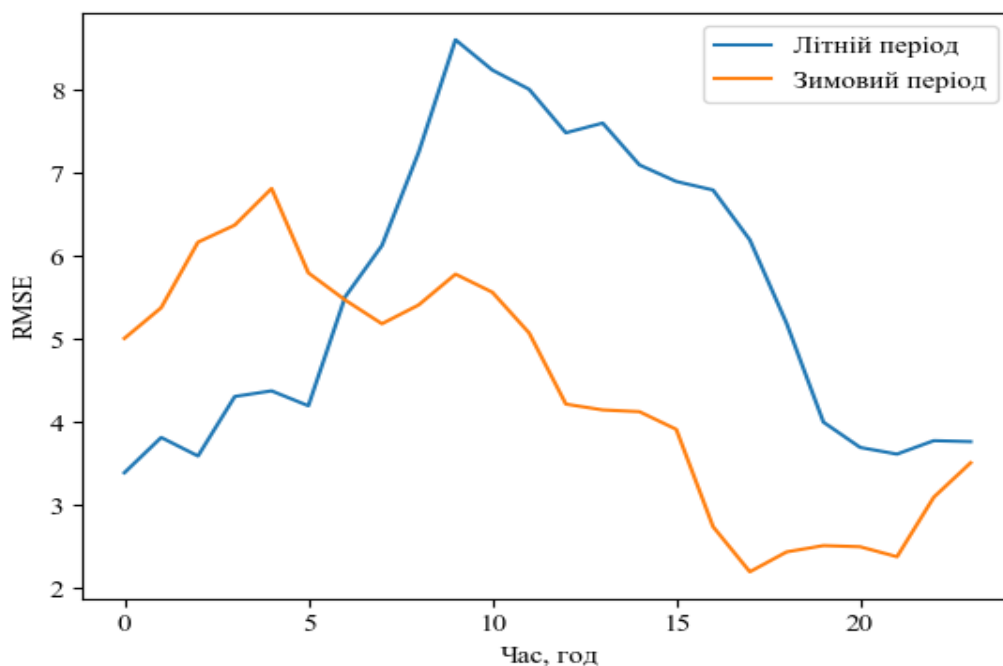


Рис. 2

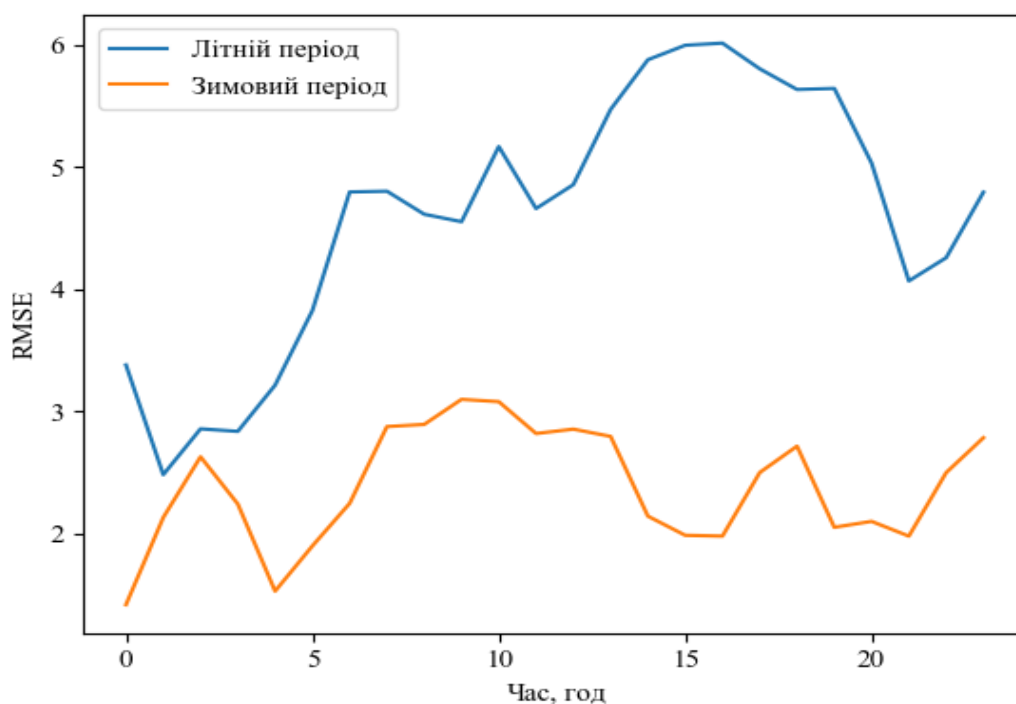


Рис. 3

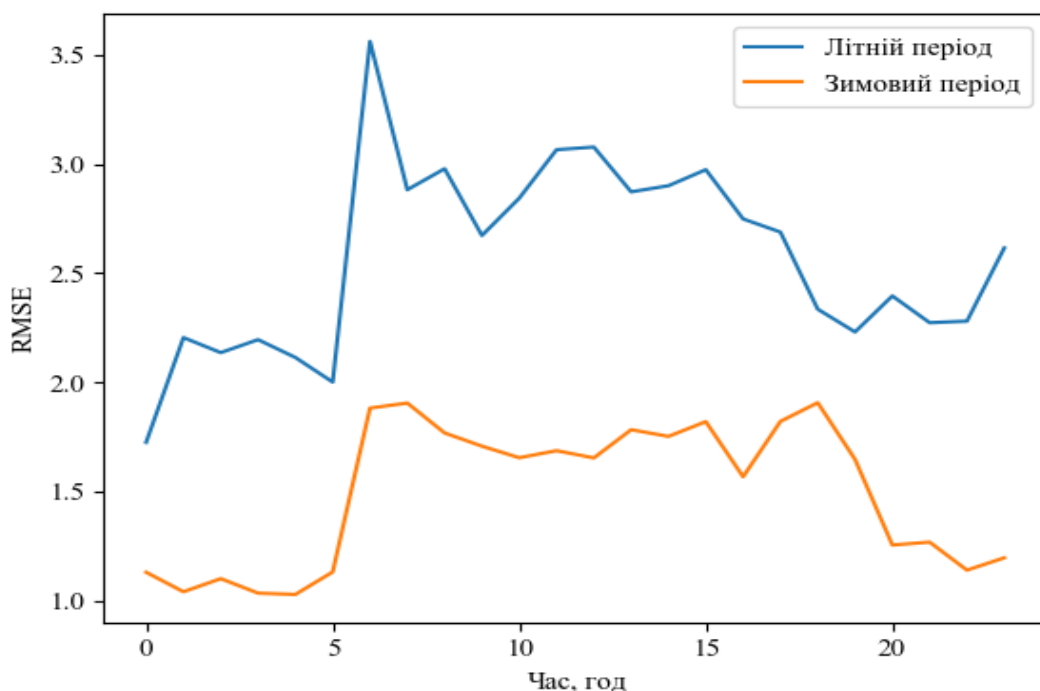


Рис. 4

Аналіз результатів прогнозування показав, що похибка прогнозу менша на зимовому періоді для всіх ієрархічних рівнів і знаходиться в межах 1.5...4.5 %, у той час як для літнього періоду похибка лежить у діапазоні 2.6...5.9 %. З кожним вищим рівнем похибка зменшується на обох періодах тестування. Це обумовлюється тим, що на нижні рівні впливає більша кількість зовнішніх чинників, тому він більш дисперсійний.

**Висновки.** Показано, що розроблена архітектура рекурентної нейронної мережі є ефективною під час прогнозування даних із різною розмірністю та на рівні ОЕС України забезпечує високу точність прогнозування, а саме – в межах 1.5...2.6 %. Для інших ієрархічних рівнів точність прогнозування знижується до 6 %. Отримані результати є основою для подальшого розвитку моделей прогнозування СЕН на основі запропонованої рекурентної нейронної мережі та підвищення точності на нижньому рівні ОЕС України через врахування зовнішніх чинників, зокрема таких як температура, хмарність, нерегулярні святкові та вихідні дні. Для підвищення точності на регіональному рівні та рівні ОЕС України доцільно враховувати результати прогнозів на нижчих ієрархічних рівнях з урахуванням перелічених зовнішніх чинників.

*Роботу виконано за держбюджетною темою «Науково-технічні засади розвитку та керування сегменту розподілених джерел енергії в структурі генеруючих потужностей електроенергетичних систем», (шифр «СЕГМЕНТ»), КПКВК 6541030.*

1. Блінов І.В. Проблеми функціонування та розвитку ринку електричної енергії України. Вісник НАН України. 2021. № 3. С. 20–28. DOI: <https://doi.org/10.15407/visn2021.03.020>
2. Ivanov H., Blinov I., Parus Ye. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. *IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. 2019. Pp 339–342. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>.
3. Блінов І.В., Мірошник В.О., Шиманюк П.В. Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлювальних джерел енергії. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. Вип. 54. С. 5–12. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2019.54.005>
4. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П.В. Оцінка вартості похибки прогнозу «на добу наперед» технологічних втрат в електричних мережах України. *Технічна електродинаміка*. 2020. № 5. С. 70–73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.05.070>

5. Черненко П.О. Багаторівневе взаємозалежне прогнозування електричних навантажень енергооб'єднання. *Енергоефективність*. 2000. С. 99–104.
6. Seyedeh Narjes Fallah; Mehdi Ganjkhani; Shahaboddin Shamshirband. Computational Intelligence on Short-Term Load Forecasting: A Methodological Overview. MDPI 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/en12030393>
7. Yayu Peng, Yishen Wang, Xiao Lu, Haifeng Li, Di Shi, Zhiwei Wang, Jie Li Short-term load forecasting at different aggregation levels with predictability analysis. *IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia)*, China, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2019.8881343>
8. Tianhui Zhao, Jianxue Wang, Yao Zhang Day-Ahead Hierarchical Probabilistic Load Forecasting With Linear Quantile Regression and Empirical Copulas. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2019.8881343>
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-term Memory. *Neural computation*. 1997. No 9. Pp. 1735–1780. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>

## ELECTRICAL LOAD FORECASTING ON HIERARCHICAL LEVELS OF IPS OF UKRAINE USING LSTM NEURAL NETWORK

S. Loskutov, P. Shymaniuk

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine,  
pr. Peremohy, 56, Kyiv, 03057, Ukraine

*The scientific research presents the results of a study of one-factor forecasting of the total electrical load at three hierarchical levels of the integrated power system (IPS) of Ukraine using artificial neural networks, such as LSTM. Based on research, forecasting errors at each hierarchical level of the power system were analyzed. Methods for improving the quality and stability of forecasts were proposed. The obtained results are the basis for the study of the assessment of the accuracy of forecasting the summary electrical load in the IPS of Ukraine. Ref. 9, fig. 4, table.*

**Keywords:** forecasting, total electric load, neural networks, recurrent neural networks.

1. Blinov I.V. Problems of functioning and development of a new electricity market model in Ukraine (According to the scientific report at the meeting of the Presidium of NAS of Ukraine, February 3, 2021). *Visn. Nac. Acad. Nauk Ukr.* 2021. No 3. Pp. 20–28. (Ukr) DOI: <https://doi.org/10.15407/visn2021.03.020>
2. Ivanov H., Blinov I., Parus Ye. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. *IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. 2019. P. 339–342. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>
3. Blinov I.V., Miroshnyk V.O., Shymaniuk P.V. Short-term interval forecast of total electricity generation by renewable energy sources producers. *Pratsi Instytutu elektrodynamiky Natsionalnoi Akademii Nauk Ukrainy*. 2019. Vol. 54. Pp. 5–12. (Ukr) DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2019.54.005>
4. Blinov I., Miroshnyk V., Shymaniuk P. The cost of error of "day ahead" forecast of technological losses of electrical energy. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2020. No 5. Pp. 70–73. (Ukr) DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.05.070>
5. Chernenko P.O. Multilevel interdependent forecasting of electrical loads of the power association. *Enerhoefektyvnist*. 2000. Pp. 99–104. (Ukr)
6. Seyedeh Narjes Fallah, Mehdi Ganjkhani, Shahaboddin Shamshirband. Computational Intelligence on Short-Term Load Forecasting: A Methodological Overview. *Energies*. 2019. Vol. 12. DOI: <https://doi.org/10.3390/en12030393>
7. Yayu Peng, Yishen Wang, Xiao Lu, Haifeng Li, Di Shi, Zhiwei Wang, Jie Li Short-term load forecasting at different aggregation levels with predictability analysis. *IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia)*. China. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2019.8881343>
8. Tianhui Zhao, Jianxue Wang, Yao Zhang Day-ahead hierarchical probabilistic load forecasting with linear quantile regression and empirical copulas. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. Pp. 80969–80979. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2922744>
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-term Memory. *Neural computation*. 1997. No 9. Pp. 1735–1780. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>

Надійшла: 22.06.2021

Received: 22.06.2021