

ВИЗНАЧЕННЯ ВТРАТ ЕЛЕКТРИЧНОЇ ЕНЕРГІЇ НА ОСНОВІ ПРОГНОЗІВ ВУЗЛОВОГО ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ

В дослідженні запропоновано використання методів прогнозування на основі штучних нейронних мереж для розрахунку та прогнозування втрат електричної енергії. Розрахунок втрат електричної енергії виконувався на тестовій мережі CIGRE. Для визначення втрат електричної енергії було розроблено декілька підходів: прогноз втрат електричної енергії за допомогою штучних нейронних мереж, та розрахунку втрат використовуючи прогноз вузлового навантаження на основі штучних нейронних мереж, які порівнювались з класичним методом розрахунку втрат за коефіцієнтами літнього та зимового максимуму навантаження в залежності від задач прогнозування, при використанні штучних нейронних мереж величина втрат електричної енергії в розподільчих мережах зменшилась в тричі у порівнянні з розрахунком втрат за допомогою коефіцієнтів.

Ключові слова: вузлове електричне навантаження, короткострокове прогнозування, штучні нейронні мережі, LSTM, втрати, CIGRE.

Вступ. В сучасній моделі ринку електричної енергії України оператори систем розподілу (ОСР) та оператор системи передачі (ОСП) мають купувати електричну енергію для покриття втрат у власних мережах [1]. На сьогоднішній день в ОЕС України втрати електроенергії під час її розподілу в окремих регіонах можуть сягати 20%, а в більшості розподільчих електричних мережах складають понад 10%, що зокрема обумовлено неточними прогнозами навантажень. Водночас в більшості країн Європи даний показник знаходиться в межах 4-6%.

За даними Міністерства енергетики за 10 місяців 2021 року обсяг загальних технологічних втрат електричної енергії на її передачу та розподіл електричними мережами усіх класів напруги склав 12,6 млрд. кВт·год або 10,74% від загального відпуску електроенергії в мережу. У порівнянні з показником 2020 року рівень загальних технологічних втрат при транспортуванні електроенергії зріс на 0,8 млрд. кВт·год (11,8 млрд кВт·год або 10,77% минулого року).

Сегмент ринку електричної енергії «на добу наперед» (РДН) є сегментом на якому здійснюється купівля та продаж електричної енергії за маржинальними цінами з її постачанням на наступний день після проведення торгів [2]. За умов незадовільних результатів прогнозування в учасників ринку виникає значний небаланс електричної енергії, яку потрібно докуповувати на балансуєчому ринку, що вочевидь призводить до збільшення її вартості. Враховуючи, що в електричних мережах сьогодні втрати електроенергії часто розраховуються досить грубо в межах конкретної доби, зокрема на основі розрахунку коефіцієнтів втрат у дні літнього та зимового максимуму навантаження, то задача підвищення точності прогнозування втрат набуває значної актуальності. Це обумовлює необхідність розробки нових методів прогнозування та їх використання для визначення втрат електричної енергії в електричних мережах.

Розрахунок економічного ефекту від зменшення похибки прогнозів втрат електроенергії розподільних компаній з горизонтом випередження від 12 до 36 годин («на добу вперед») показує, що зменшення похибки на 5% зменшує загальні витрати на компенсацію небалансів на 184 млн. на рік при середній ціні похибки в 225 грн/МВт*год, що дозволить знизити тарифи на розподіл та передачу електроенергії для всіх кінцевих споживачів. Необхідність розробки сучасних методів визначення втрат електричної енергії в розподільчих мережах, дає можливість розглянути методи прогнозування на основі штучного інтелекту для задач прогнозування та розрахунку втрат електричної енергії.

На даний момент найпоширенішим підходом до прогнозування, є пряме прогнозування часових рядів втрат, але при такій постановці задачі не враховується топологія мережі, при її зміні виникають аномальні викиди в часових рядах втрати, що ускладнює побудову адекватної моделі та знижує точність прогнозування. Інший підхід полягає в розрахунку втрат на основі прогнозу навантажень вузлів з урахуванням топології мережі та режимних параметрів.

Зі збільшенням цифровізації об'єктів електроенергетики в останні роки з'являється більше публікацій щодо прогнозування сумарних і вузлових навантажень енергосистеми за допомогою методів штучного інтелекту, зокрема і нейронних мереж різної архітектури: багат шаровий перцептрон у

поєднанні з методом інверсії [3], опорна векторна машина (SVM) [4], нелінійні моделі саморегресії [5] та більш просунуті глибокі нейронні мережі [6,7].

Мета та завдання. Публікація присвячена визначенню втрат електричної енергії в розподільчих мережах на основі використання штучних нейронних мереж глибокого навчання задля прогнозування навантажень в розподільних електричних мережах та порівняння різних методів визначення втрат електричної енергії.

Матеріал і результати досліджень. Задля зменшення вартості закупівлі втрат електричної енергії на ринку, запропоновано використання нових методів визначення та прогнозування втрат електричної енергії на основі методів штучних нейронних мереж глибокого навчання.

Зокрема під час дослідження опрацьовано декілька підходів до прогнозування втрат:

- Прогноз вузлового навантаження з подальшим розрахунком втрат на прогнозних даних.
- Прогноз кожного вузла навантаження окремо з подальшим об'єднанням даних та розрахунком втрат на прогнозних даних.
- Розрахунок втрат електричної енергії з подальшим прогнозом втрат.
- Розрахунок втрат на основі коефіцієнтів втрат у день зимового та літнього максимуму навантажень.

Для перевірки ефективності прогнозування в залежності від задачі використовувалися різні архітектури штучних нейронних мереж глибокого навчання, а саме: Рекурентна штучна нейронна мережа глибокого навчання типу LSTM для прогнозування вузлових навантажень та подальшого розрахунку втрат електричної енергії; Та нейронна мережа eResNet для прогнозування окремо кожного вузла навантаження окремо, та для прогнозування втрат електричної енергії.

Рекурентна нейронна мережа типу LSTM (Long-short term memory) яка описана в [8] використовувалась для прогнозування усіх вузлів навантаження. Дана нейронна мережа являє собою комбіновану архітектуру нейронної мережі основою якої слугує рекурентний модуль LSTM та багатошаровий перцептрон з двома прихованими шарами. В якості активаційної функції використовувалась функція SELU (scaled exponential linear unit) [9]. Загальна кількість параметрів мережі наведена в таблиці 1.

Для прогнозування окремо вузлів навантаження та втрат електричної енергії було використано мережу eResNet [10]. Дана нейронна мережа складається з трьох автокодувальних блоків з обхідними з'єднаннями та звичайним багатошаровим перцептроном, також особливістю цього типу архітектури є однакова кількість вхідних (dx) і вихідних (dy) нейронів і менше прихованих (dh) нейронів $dx = dy > dh$. Відомо, що використання обхідних з'єднань дозволяє значно збільшити кількість шарів нейронної мережі, що підвищує точність і стабільність результатів прогнозування. Ця архітектура еквівалентна ансамблю простих нейронних мереж. Завдяки наявності обхідних з'єднань інформація передається від входу до виходу декількома шляхами з різною кількістю шарів, що значно знижує ефект нестабільності градієнта під час навчання (зменшення або збільшення швидкості градієнта при проходженні через шари нейронної мережі).

Архітектура мережі eResNet показана на рис. 1., а в таблиці 2 наведено загальну кількість параметрів мережі eResNet.

Представлені на рис. 2-3 алгоритми прогнозування розроблені для порівняння різних підходів до виконання задач з визнання втрат електричної енергії. Навчання в обох алгоритмах проводиться за допомогою алгоритму оптимізації ADAM [11].

Таблиця 1. Загальна кількість параметрів мережі LSTM.

| Назва шару | Розмірності | Кількість параметрів |
|--------------------|------------------|----------------------|
| Input (InputLayer) | [(None, 25, 10)] | 0 |
| Recurent (LSTM) | (None, 10) | 840 |
| Dense_1 (Dense) | (None, 20) | 220 |
| Dense_2 (Dense) | (None, 10) | 210 |

Таблиця 2. Загальна кількість параметрів мережі eResNet.

| Назва шару | Розмірність |
|------------------------|-------------|
| AC1 (autocoding block) | (1, 168) |
| AC2 (autocoding block) | (1, 168) |
| AC3 (autocoding block) | (1, 168) |
| Dense_1 (Dense) | (168, 10) |
| Dense_2 (Dense) | (10, 24) |

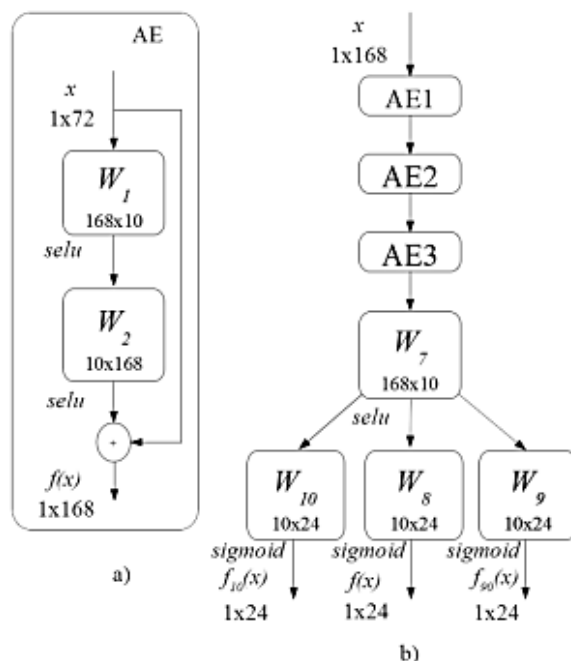


Рисунок 1. Елементи нейронної мережі: а) автокодувальний блок; б) архітектура мережі eResNet.

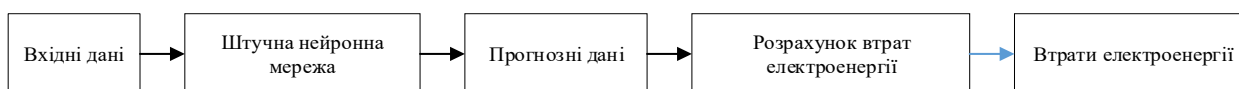


Рисунок 2. Блок-схема алгоритму розрахунку втрат на основі прогнозних значень.

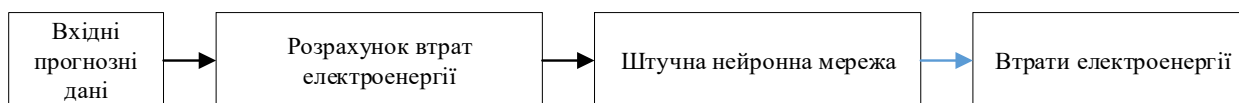


Рисунок 3. Блок-схема алгоритму для розрахунку та прогнозу втрат.

В якості даних для прогнозування та розрахунку втрат електричної електроенергії, було використано ретроспективні дані одного з операторів системи розподілу України, які включали в себе 15 вузлів навантаження за період з 2017 по 2019 роки з погодинною дискретністю що становить 24000 значень для кожного вузла, з яких було використано 14 вузлів навантаження для формування тестової електричної мережі та розрахунку втрат.

В якості модельного прикладу використано мережу середньої напруги CIGRE [12], яка показана на рисунку 4. Для побудови та аналізу тестової мережі було використано мову програмування Python та бібліотеку аналізу даних Pandapower. Дана бібліотека являє собою автономний набір інструментів для розробки та аналізу електричних системи. Бібліотека містить велику кількість різних моделей електричних мереж, серед яких є велика кількість тестових систем, а також приклади енергосистем CIGRE [13, 14].

Тестова мережа складається з двох трансформаторів потужністю 40 МВА 110/20 кВ, 15 вузлів, 18 джерел навантаження, 14 ліній, у тому числі 12 кабельних та 2 повітряних, та перемикача. Усі елементи, які використовуються в цій мережі, є елементами відповідної бібліотеки Pandapower.

Враховуючи, що величина навантаження в мережі CIGRE та даних оператора системи розподілу відрізняється, для коректного функціонування тестової мережі була проведена заміна кабельних та повітряних ліній на лінії з проводами більшого перерізу. Крім того дані вузлового навантаження оператора системи розподілу були відмасштабовані відповідно до величини навантаження тестової мережі CIGRE та розподілені відповідно до величини навантаження вузлів мережі.

З метою виконання розрахунків та навчання штучної нейронної мережі ретроспективні дані вузлового навантаження розділені на дві вибірки: навчальну та тестову. Навчальна вибірка включає в себе 23256 значень вузлового навантаження, та 744 значення вузлового навантаження в якості тестової вибірки.

Результати визначення втрат за добу та за місяць наведено на рис. 5-6.

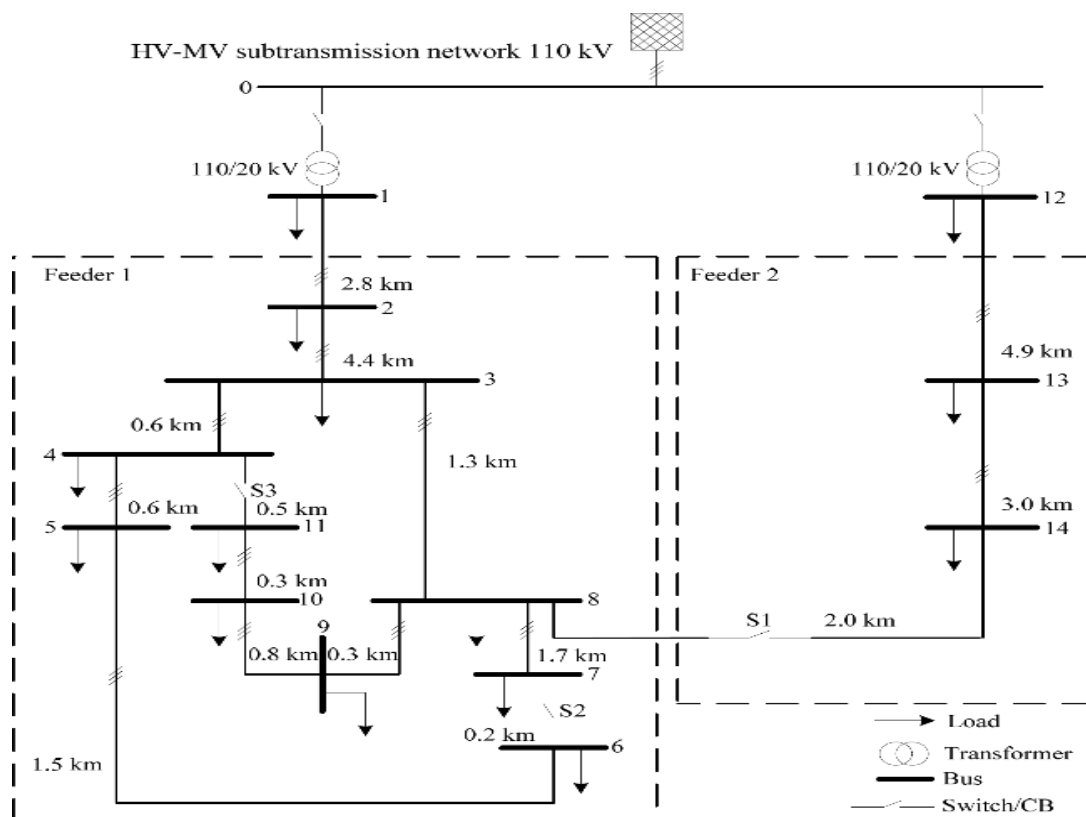


Рисунок 4. Схема мережі CIGRE.

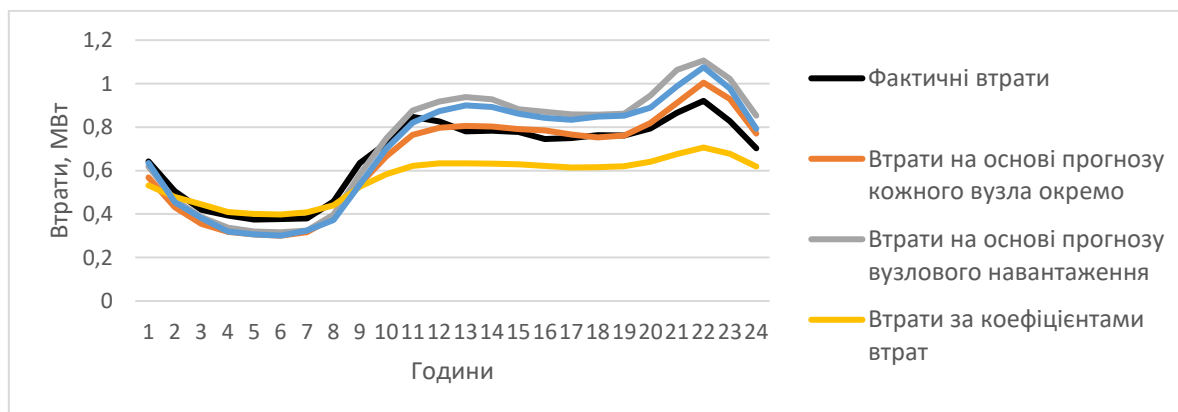


Рисунок 5. Погодинні втрати за добу з використанням різних методів прогнозування.

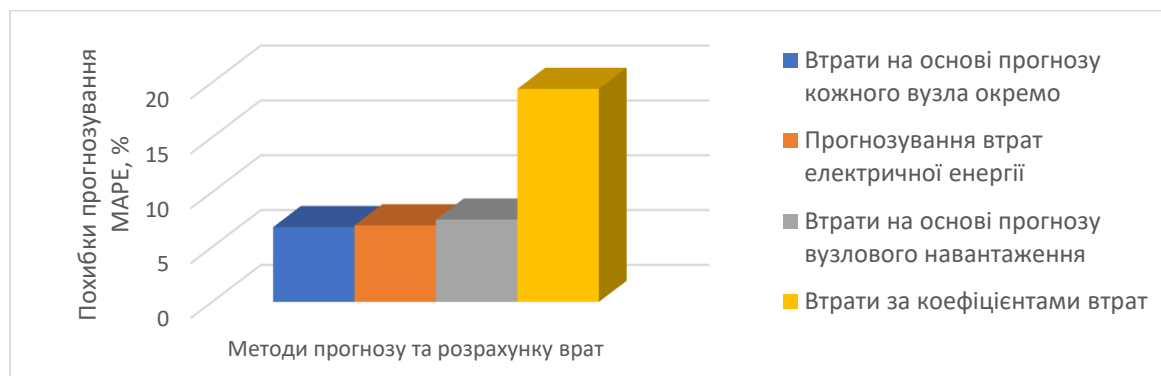


Рисунок 6. Графіки похибок прогнозування MAPE

Для оцінки точності представлених підходів використовувалась функція похибки MAPE. В таблиці 4 наведено похибки прогнозування втрат електричної енергії.

Таблиця 4 – Похибки прогнозів втрат електроенергії.

| Метод прогнозування втрат | Величина похибки MAPE, % |
|-----------------------------------|--------------------------|
| Прогноз вузлового навантаження | 7,51 |
| Прогноз кожного вузла окремо | 6,82 |
| Прогноз втрат електричної енергії | 6,98 |
| Втрати за коефіцієнтами втрат | 19,42 |

Як видно з табл. 4. загалом усі з досліджених методів визначення втрат на основі прогнозування мають меншу похибку ніж визначення втрат на основі розрахунку коефіцієнтів. Також видно, що прогнозування загального значення втрат в мережі та їх розрахунок за умови прогнозу навантаження в кожному окремому вузлі мають нищу похибку ніж за умов прогнозування усіх вузлів разом, що може бути обумовлено різними зв'язками між вузлами навантаження.

Висновки. За результатами дослідження показано, що застосування методів прогнозування дозволяє значно підвищити точність визначення втрат електричної енергії в розподільних мережах, зокрема і з метою їх закупівлі на ринку електричної енергії, у порівнянні із підходом до розрахунку втрат, що базується на визначенні коефіцієнтів втрат. Так для модельного прикладу отримано похибку MAPE в межах 6,82-7,51%, що є значно меншою у порівнянні з розрахунком втрат за відповідними коефіцієнтами, яка становила 19,42%.

Також показано, що прогнозування загального значення втрат електричної енергії з використання штучних нейронних мереж дозволяє отримати величину похибки прогнозу MAPE для даного модельного прикладу на рівні 6.98%. При цьому найбільш точним виявився підхід, що базується на розрахунку втрат на основі прогнозування вузлового навантаження з використанням штучних нейронних мереж. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованих підходів визначення втрат електричної енергії в розподільних мережах на основі прогнозування електричних навантажень та їх загального значення.

Список використаної літератури

- 1.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>
- 2.Блінов І.В. Проблеми функціонування та розвитку нової моделі ринку електричної енергії в Україні. Вісник НАН України. 2021. №3. С.20-28. DOI: <https://doi.org/10.15407/visn2021.03.020>
- 3.S. B. Taieb, G. Bontempi, A.F. Atiya, and A. Sorjamaa, "A review and comparison of strategies for multi-step ahead time series forecasting based on the NN5 forecasting competition," Expert Systems with Applications, vol. 39, no. 8, pp. 7067-7083,2012
- 4.G. Hou, et al., "A novel algorithm for multi-node load forecasting based on big data of distribution network," Int. Conf. on Adv.Electron. Sci. and Technol., Shenzhen, 2016, pp 655-667.
- 5.X. Wang, N. Hatziaziyiou, and L.H. Tsoukalas, "A New Methodology for Nodal Load Forecasting in Deregulated Power Systems," IEEE Power Engineering Review, vol. 22, pp 48-51, May 2002.
- 6.G.P. Shumilova, N.Je. Gotman, and T.B.Starceva, "Prediction of the active and reactive load of EPS units using inversion of an artificial neural network," Elektrichestvo, vol 6, pp. 7-13, 2007.
- 7.Шиманюк П.В., Мірошник В.О., Блінов І.В., Черненко П.О. Аспекти врахування температури повітря для підвищення точності короткострокового прогнозування вузлових навантажень. Енергетика: економіка, технології, екологія. 2021. №. 2. С.50-58. DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.2.2021.247368>.
- 8.E. Sbai, and M. Simpson. (2019). "Short-term Forecasting of Nodal Electricity Demand in New Zealand" [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/237433368_Shortterm_Forecasting_of_Nodal_Electricity_Demand_in_New_Zealand
- 9.Черненко П.О., Мірошник В.О., Шиманюк П.В. Однофакторне короткострокове прогнозування вузлових електричних навантажень енергосистеми. Технічна електродинаміка. Київ, 2020. № 2. С.67-73. DOI:<https://doi.org/10.15407/techned2020.02.067>
- 10.G. Klambauer, T. Unterthiner, A. Mayr, S. Hochreiter "Self-Normalizing Neural Networks", Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, No 30, pp. 971-980.
- 11.V. Miroshnyk, P. Shymaniuk & V. Sychova "Short Term Renewable Energy Forecasting with Deep Learning Neural Networks", Power Systems Research and Operation, 2021, Pp. 121–142. DOI: 10.1007/978-3-030-82926-1_6
- 12.D. Kingma, J. Ba "Adam. A Method for Stochastic Optimization", Proc. of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR).
- 13."Benchmark Systems for Network Integration of Renewable and Distributed Energy Resources", ELECTRA, 2014 DOI:http://e-cigre.org/publication/ELT_273_8-benchmark-systems-for-network-integration-of-renewable-and-distributed-energy-resources
- 14.K. Rudion, A. Orths, Z.A. Styczynski, K. Strunz "Design of benchmark of medium voltage distribution network for investigation of DG integration", 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Montreal,

Canada, June 2006. DOI: 10.1109/PES.2006.1709447 On Electricity Market: The Law of Ukraine. No. 2019-VIII of 13.04.2017.

P. Shymaniuk, ORCID 0000-0002-7585-7493

V. Miroshnyk, ORCID 0000-0001-9036-7268

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine

I. Blinov, ORCID 0000-0001-8010-5301

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine,

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

DETERMINATION OF ELECTRICAL LOSSES BASED ON NODAL ELECTRICAL LOAD FORECASTS

This study proposed the use of forecasting methods based on artificial neural networks for calculating and forecasting energy losses. The calculation of energy losses was performed on the CIGRE test network. Several approaches were developed to determine energy losses: prediction of electrical energy losses using artificial neural networks, and calculation of losses using nodal load prediction based on artificial neural networks, which were compared with the classical method of calculating losses based on summer and winter peak load coefficients. Depending on forecasting problems, when using artificial neural networks, the amount of electrical energy losses in distribution networks decreased by three times compared to the calculation of losses using coefficients.

Keywords: nodal electrical load, short-term forecasting, artificial neural network, LSTM, loss, CIGRE.

References

1. Blinov I, Miroshnyk V, Shymaniuk P "The cost of error of" day ahead" forecast of technological losses of electrical energy", *Tekhnichna elektrodynamika*, 2020, vol. 5, pp. 70-73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.05.070>
2. Blinov I. Problems of functioning and development of a new electricity market model in Ukraine. *Visn. Nac. Acad. Nauk Ukr*, 2021, vol. 3. pp. 20-28. DOI: <https://doi.org/10.15407/visn2021.03.020>.
3. S. B. Taieb, G. Bontempi, A.F. Atiya, and A. Sorjamaa, "A review and comparison of strategies for multi-step ahead time series forecasting based on the NN5 forecasting competition," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 8, pp. 7067-7083, 2012
4. G. Hou, et al., "A novel algorithm for multi-node load forecasting based on big data of distribution network," *Int. Conf. on Adv. Electron. Sci. and Technol.*, Shenzhen, 2016, pp 655-667.
5. X. Wang, N. Hatziaargyriou, and L.H. Tsoukalas, "A New Methodology for Nodal Load Forecasting in Deregulated Power Systems," *IEEE Power Engineering Review*, vol. 22, pp 48-51, May 2002.
6. G.P. Shumilova, N. Je. Gotman, and T.B. Starceva, "Prediction of the active and reactive load of EPS units using inversion of an artificial neural network," *Elektrichestvo*, vol 6, pp. 7-13, 2007.
7. P. Shymaniuk, V. Miroshnyk, I. Blinov, P. Chernenko Aspects of temperature taking into account to increase the accuracy of short-term forecasting of node loads. *Power engineering: economics, technique, ecology*. 2021. Vol. 2. Pp. 50-58. DOI: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.2.2021.247368>.
8. E. Sbai, and M. Simpson. (2019). "Short-term Forecasting of Nodal Electricity Demand in New Zealand" [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/237433368_Short-term_Forecasting_of_Nodal_Electricity_Demand_in_New_Zealand
9. P. Chernenko V. Miroshnyk P. Shymaniuk "Univariable short-term forecast of nodal electrical loads of energy systems", *Tekhnichna elektrodynamika*, 2020, vol. 2, pp. 67-73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.02.067>
10. G. Klambauer, T. Unterthiner, A. Mayr, S. Hochreiter "Self-Normalizing Neural Networks", *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, No 30, pp. 971-980.
11. V. Miroshnyk, P. Shymaniuk & V. Sychova "Short Term Renewable Energy Forecasting with Deep Learning Neural Networks", *Power Systems Research and Operation*, 2021, Pp. 121-142. DOI: 10.1007/978-3-030-82926-1_6
12. D. Kingma, J. Ba "Adam. A Method for Stochastic Optimization", *Proc. of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
13. "Benchmark Systems for Network Integration of Renewable and Distributed Energy Resources", *ELECTRA*, 2014 DOI: http://e-cigre.org/publication/ELT_273_8-benchmark-systems-for-network-integration-of-renewable-and-distributed-energy-resources
14. K. Rudion, A. Orths, Z.A. Styczynski, K. Strunz "Design of benchmark of medium voltage distribution network for investigation of DG integration", 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Montreal, Canada, June 2006. DOI: 10.1109/PES.2006.1709447 On Electricity Market: The Law of Ukraine. No. 2019-VIII of 13.04.2017.

Надійшла 13.09.2022

Received 13.09.2022