

ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА КОМПЛЕКСИ ENERGY SYSTEMS AND COMPLEXES

УДК 621.311:681.3

DOI 10.20535/1813-5420.2.2021.247368

П.В. Шиманюк, асп. ORCID 0000-0002-7585-7493
В.О. Мірошник, мол. наук. співроб. ORCID 0000-0001-9036-7268
І.В. Блінов, д-р. техн. наук, ORCID 0000-0001-8010-5301
П.О. Черненко д-р. техн. наук, ORCID 0000-0002-5888-4780
Інститут електродинаміки НАН України

АСПЕКТИ ВРАХУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ПОВІТРЯ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ВУЗЛОВИХ НАВАНТАЖЕНЬ

Розглянуто особливості впливу даних про температуру повітря на точність прогнозування вузлових навантажень в енергосистемах та зміну точності такого прогнозування в залежності від навчальної вибірки та її обсягу. Показано застосування методу аналізу даних для виявлення аномальних значень та пропусків для зменшення спотворень даних та покращення результатів прогнозування. Для багатофакторного прогнозу вузлових навантажень було використано нейронну мережу глибинного навчання типу LSTM. Для оцінки ефективності точності прогнозу розглянуто різні варіанти вибірок даних для навчання нейронної мережі.

Ключові слова: вузлове електричне навантаження, короткострокове прогнозування, штучна нейронна мережа, рекурентна мережа, багатофакторний прогноз

Вступ. Сьогодні в Україні функціонує модель ринку електричної енергії [1-3] в якому оператори систем розподілу (ОСР) та оператор системи передачі (ОСП) мають купувати електроенергію [4] задля покриття втрат (ТВЕ) у власних мережах [5]. З метою зниження вартості електроенергії для всіх категорій споживачів Кабінетом Міністрів України було затверджено положення щодо покладання спеціальних обов'язків (ПСО) на певних учасників ринку електричної енергії. Також з 01.01.2020 р. вступили у силу зміни в механізмі ПСО, за якими ОСП та ОСР мають купувати свої втрати на РДН.

Прогнозування електричного навантаження [6,7] є одним з важливих напрямків досліджень в електроенергетиці, оскільки дозволяє підвищити ефективність вирішення широкого спектру задач поточного планування та оперативного керування режимами функціонування електроенергетичної системи. Точність прогнозів навантажень впливає на економічність завантаження генеруючого обладнання та відповідно на вартість електроенергії. Зокрема прогноз вузлових навантажень [8,9] необхідний для оптимізації майбутніх та корегування поточних режимів, прийняття оперативних диспетчерських заявок, а також для подання заявок на купівлю та продаж електроенергії ОСР, що обумовлює необхідність отримання прогнозних даних для закупівлі електроенергії на різних сегментах ринку. При незадовільних результатах прогнозування, виникає значний небаланс енергії яку потрібно докуповувати на балансуючому ринку електроенергії, що відповідно збільшує витрати ОСР та ОСП.

Мета та завдання. Публікація присвячена висвітленню особливостей врахування температури повітря для підвищення точності короткострокового прогнозування вузлових навантажень, визначенню взаємозв'язку температури повітря та вузловим навантаженням, а також зміни похибки прогнозу при різних навчальних вибірках.

Матеріал і результати досліджень. На підставі результатів короткострокового прогнозування вузлових навантажень в службах режимів енергосистем вирішується більшість технологічних задач планування режимів, які спрямовані на підвищення економічності та надійності функціонування енергосистем. В цей час ця задача розв'язується дуже спрощено: вузлові навантаження визначаються за допомогою коефіцієнтів розподілу сумарного навантаження по ступеню їх зв'язку з вузловими навантаженнями. Однак є роботи в яких для визначення вузлових навантажень використовують більш удосконалені методи прогнозування. Так в [10] для прогнозування вузлових навантажень використовують інверсію нейронної мережі на базі багатосарового перцептрона. В [11] для прогнозування вузлових навантажень розглянуто алгоритм на основі штучної нейронної мережі типу багатосаровий перцептрон, поєднаний з математичний апарат авторегресії. З використанням методу

авторегресії проводиться попередня обробка даних та оцінка параметрів математичної моделі (ММ). Похибка результатів прогнозування для робочих днів знаходиться в межах 2.4-6.2%. В окремих опублікованих роботах присвячених короткостроковому прогнозуванню сумарного електричного навантаження, враховується вплив метеорологічних факторів (температури повітря, хмарності тощо) [12]. Також проведені попередні дослідження показали, що для підвищення точності та надійності результатів короткострокового прогнозування необхідно додатково враховувати технологічні фактори, зокрема, режим роботи енергоємних підприємств.

Для прогнозування вузлових навантажень використовувалась нейронна мережа глибинного навчання типу LSTM, архітектура якої представлена в [8]. Така нейронна мережа являє собою комбіновану архітектуру на основі багат шарового перцептрону прихований шар якого містить рекурентний модуль пам'яті LSTM [13], а також два повнозв'язних шари, і одне обхідне з'єднання яке подає вхідні дані до вихідних, які сумуються для покращення процесу навчання нейронної мережі. Дані на вхід нейронної мережі подіюються з кроком в 24 значення. В якості активаційної функції прихованих шарів використовувалась функція SELU (scaled exponential linear unit) [14]. Навчання проводиться за допомогою оптимізатора ADAM (adaptive moment estimation) [15]. Для навчання було обрано період в 100 епох. Дані про температуру навколишнього середовища використовувались, як віртуальний вузол і конкатенувались з вхідним вектором навантаження вузлів.

Для дослідження впливу температури повітря на точність прогнозування вузлових навантажень використано дані про навантаження отримані від системи АСКУЕ АТ «Вінницяобленерго» за період з 10.01.2017 по 06.10.2019, що місяць навантаження 15-ти вузлів з погодинною дискретністю. Дані температури повітря отримані з метеостанції міста Вінниці (за індексом міжнародної метеорологічної організації 33562). Використані дані по температурі мають дискретність в одну годину.

Для виявлення взаємозв'язку між вузлами навантаження було проведено кореляцію даних для робочих та вихідних днів, що наведено на рисунках 1-2.

Як видно з наведених даних, при між вузловій кореляції даних робочих днів було виявлено, що декілька вузлів, які не мають жодного зв'язку вузлами, це вузли 4, 11 та 13 (коефіцієнт кореляції яких становить в межах 0.2-(-0.2)). Тоді як для вихідних днів лише 4 вузол не має ніякого зв'язку з іншими вузлами. Можна виділити вузли з найбільшими коефіцієнтами кореляції між собою, це: 3,5, 6, 7, 8, 12. (кореляція становить в межах від 0,7 до 1). Також можна згрупувати вузли 9-10-14-15 з коефіцієнтом кореляції 0.7-0.6, а вузли 1-2 з коефіцієнтом кореляції 0.5-0.4.

Вузли	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	1	0,58	0,43	-0,22	0,45	0,49	0,54	0,66	0,27	0,49	0,54	0,59	0,22	0,59	0,43
2		1	0,57	-0,18	0,60	0,66	0,59	0,85	0,53	0,68	0,67	0,74	0,26	0,64	0,55
3			1	0,04	0,70	0,77	0,74	0,67	0,69	0,68	0,74	0,79	0,52	0,69	0,66
4				1	-0,05	-0,11	0,04	-0,23	0,20	-0,07	0,06	-0,08	0,21	-0,01	0,00
5					1	0,81	0,79	0,73	0,74	0,74	0,81	0,87	0,54	0,75	0,68
6						1	0,85	0,80	0,74	0,79	0,83	0,91	0,56	0,75	0,74
7							1	0,71	0,74	0,71	0,86	0,89	0,71	0,82	0,72
8								1	0,59	0,79	0,76	0,88	0,32	0,73	0,67
9									1	0,72	0,79	0,75	0,59	0,67	0,71
10										1	0,80	0,81	0,41	0,69	0,72
11											1	0,89	0,60	0,82	0,74
12												1	0,58	0,87	0,75
13													1	0,61	0,47
14														1	0,66
15															1

Рисунок 1. Між вузлова кореляція робочих днів.

Вузли	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	1,0	0,58	0,29	-0,31	0,34	0,38	0,41	0,65	0,13	0,44	0,49	0,52	0,02	0,54	0,29
2		1,0	0,56	-0,24	0,60	0,63	0,63	0,85	0,48	0,67	0,71	0,76	0,18	0,71	0,50
3			1,0	-0,07	0,75	0,81	0,78	0,69	0,71	0,71	0,76	0,78	0,52	0,68	0,63
4				1,0	-0,22	-0,26	-0,14	-0,31	0,09	-0,16	-0,10	-0,25	0,10	-0,18	-0,14
5					1,0	0,83	0,82	0,77	0,76	0,78	0,80	0,87	0,53	0,77	0,65
6						1,0	0,90	0,82	0,74	0,80	0,84	0,90	0,56	0,75	0,73
7							1,0	0,81	0,75	0,79	0,84	0,90	0,59	0,79	0,70
8								1,0	0,59	0,80	0,83	0,92	0,33	0,80	0,67
9									1,0	0,73	0,74	0,71	0,61	0,66	0,67
10										1,0	0,83	0,82	0,41	0,73	0,71
11											1,0	0,88	0,45	0,80	0,70
12												1,0	0,51	0,87	0,72
13													1,0	0,47	0,43
14														1,0	0,61
15															1

Рисунок 2. Між вузлова кореляція вихідних днів.

Також досліджено кореляцію даних між вузлами навантаження та температурою. За результатами якої (Рисунок 3), видно що зв'язок робочих та вихідних днів з температурою є ідентичним. Майже усі вузли мають від'ємний кореляційний зв'язок з температурою.

Кореляція вузлів	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
робочі дні	-0,66	-0,76	-0,34	0,33	-0,42	-0,47	-0,48	-0,79	-0,25	-0,57	-0,58	-0,63	0,13	-0,53	-0,40
вихідні	-0,66	-0,76	-0,34	0,33	-0,42	-0,47	-0,48	-0,79	-0,25	-0,57	-0,58	-0,63	0,13	-0,53	-0,40

Рисунок 3. Кореляція вузлів навантаження з температурою повітря.

Для визначення оптимального обсягу навчальних вибірок для зимового та літнього періодів було проведено порівняльний аналіз середньодобових графіків навантаження та температури для усіх вузлів за весь період. Проаналізувавши графіки навантаження та температури повітря можна виділити такі загальні особливості:

- Усі вузли мають залежність від температури в зимовий період, при чому одні мають лінійну залежність (тобто форма графіків навантаження і температури подібні), а інші мають від'ємний кореляційний зв'язок.
- Зимовий період умовно можна виділити починаючи з періоду 25.09 - 10.10.2017 по 04-05.04.2018. В даний період відбувається спад температури і зростання величини навантаження вузлів.
- Після чого в період з 4 по 9 квітня відбувається різкий спад навантаження та умовно починається літній період під час якого навантаження майже не залежить від впливу температури. Закінчується такий період в межах 20-25 вересня 2018 року.
- В деяких вузлах присутня значна кількість провалів навантаження (в деяких випадках це характеризується наявністю святкових днів, а в інших – появою імовірною появою аварійних ситуацій), у вузлі 10 присутнє аномальне збільшення навантаження в листопаді 2018 року, що перевищує нормальні значення в 4 рази.

Таким чином для навчальних вибірок можна виділити умовно зимовий з 01.10.2017 по 04.04.2018 та умовно літній з 09.04.2018 по 20.09.2018 періоди з виділенням останніх 7 днів для оцінки прогнозування. На рисунках 4-6 наведено приклади графіків співвідношення навантаження та температури для обраного періоду.

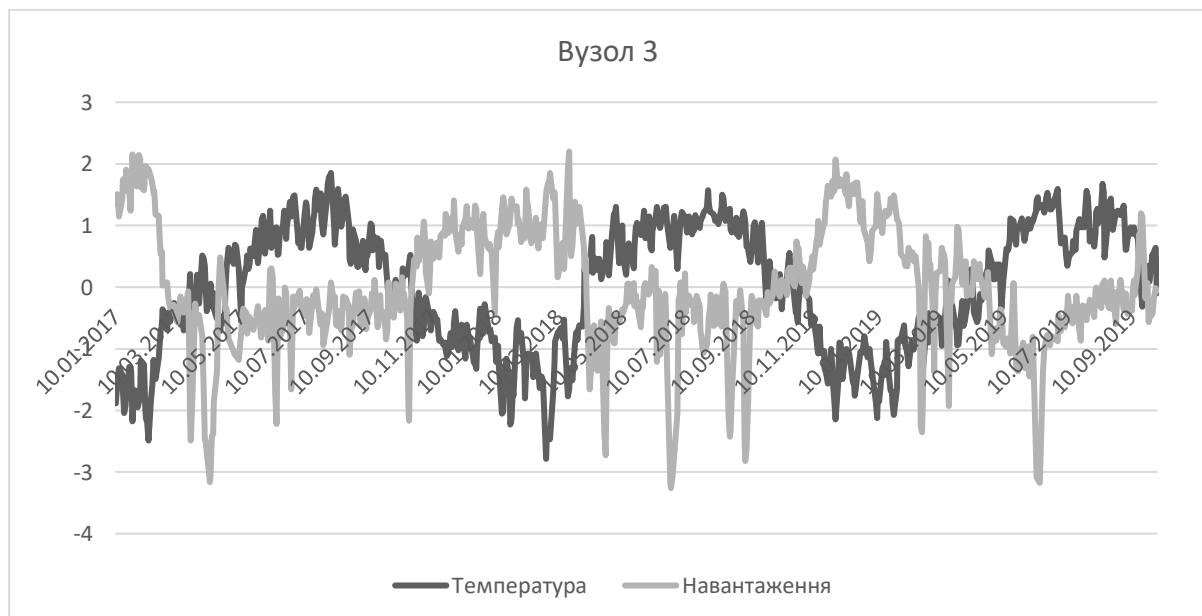


Рисунок 4. Графіки співвідношення навантаження та температури вузла 3.

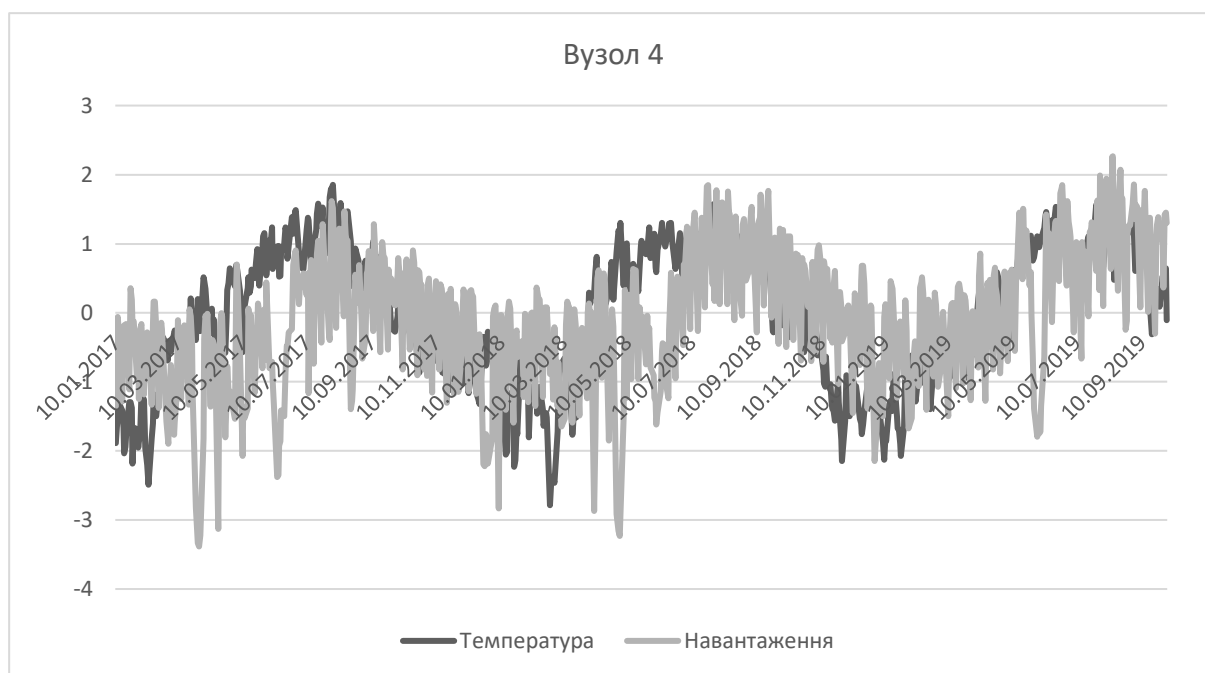


Рисунок 5. Графіки співвідношення навантаження та температури вузла 4.



Рисунки 6. Графіки співвідношення навантаження та температури вузла 8.

Також для перевірки ефективності прогнозування вузлових навантажень виконано аналіз даних для виявлення аномальних значень та пропусків (в подальшому аналіз даних називаємо достовіризацією). Для цього розроблено алгоритм двоетапної достовіризації, яка включає в себе етап кластеризації даних для виділення аномальних значень та їх заміну, після чого за допомогою методу сезонної декомпозиції виділяється залишкові дані, які використовуються для повторної перевірки методом кластеризації.

Детальний аналіз даних вузлового навантаження виявив значну кількість аномальних значень, які потребують заміни.

У таблиці 1 наведено статистичні характеристики навантаження вузлів 1 та 11, до та після процедури достовіризації.

Таблиця 1. Статистичні характеристики навантаження вузлів 1 та 11 до та після процедури достовіризації.

Вузол	Вузол 1		Вузол 11	
	До достовіризації	Після достовіризації	До достовіризації	Після достовіризації
Середнє, кВт·год	2365	2393	15684	13058
СКО, кВт·год	444	372	13787	3315
Коефіцієнт варіації, в.о.	0,19	0,16	0,88	0,25
Мінімальне значення кВт·год	0	1284	0	4777
25 перцентель, кВт·год	2136	2148	10760	10609
Медіана, кВт·год	2387	2394	12939	12765
75 перцентель, кВт·год	2638	2641	15797	15318
Максимальне значення, кВт·год	3814	3814	181949	24773

Графік навантаження відповідних вузлів до та після достовіризації, наведено на рисунку 7.

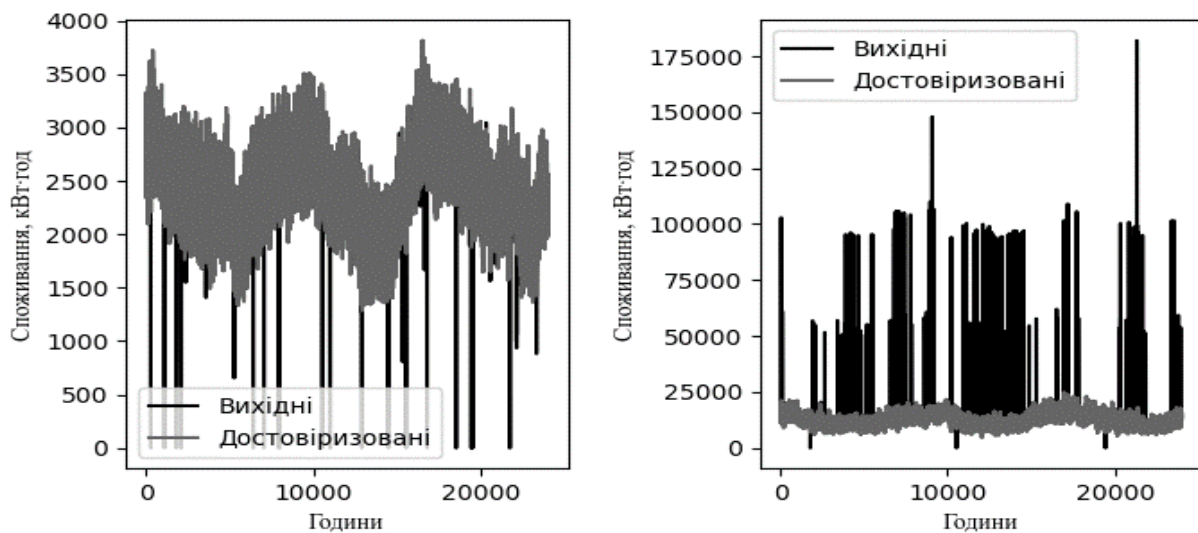


Рисунок 7. – Графік навантаження вузлів до достовіризації та після достовіризації.

Як видно з наведених даних, алгоритм достовіризації в цілому успішно виявив та відновив самотні викиди, але якість ідентифікації та відновлення групових викидів значно нижча.

Результати прогнозу наведено в таблицях 3-4. Для оцінки точності використовувався показник MARE. Розрахунок похибки проводився на даних за період з 01.01.2019 по 06.10.2019, які не використовувались для навчання нейронної мережі.

Таким чином показано, що використання методу достовіризації для даних вузлового навантаження дозволяє зменшити середню похибку прогнозу з 13,74 % до 11,52%. Використання даних температури повітря в якості додаткових факторів прогнозування дозволяє додатково зменшити похибки прогнозу в межах з 14,22 % до 11,17 %. Також точність прогнозування залежить від вибірок даних. При використанні вибірок за умовно зимовий або літній період в деяких випадках це дозволяє зменшити похибки прогнозу але точність в першу чергу залежить від об'єму вибірки.

Таблиця 2. – Вибірki навчальних та тестових даних для прогнозування.

Вибірка	Додаткові фактори		Аналіз даних	Об'єм навчальної вибірки	Об'єм тестової вибірки
Увесь період	З температурою		Не достовіризовані дані	10.01.2017 по 06.09.2019	06.09.2019 по 06.10.2019.
			Достовіризовані дані	10.01.2017 по 06.09.2019	06.09.2019 по 06.10.2019
	Без температури		Не достовіризовані дані	10.01.2017 по 06.09.2019	06.09.2019 по 06.10.2019
			Достовіризовані дані	10.01.2017 по 06.09.2019	06.09.2019 по 06.10.2019
Робочі дні	З температурою	Зимовий період	Достовіризовані дані	01.11.2017 по 20.03.2018	21.03.2018 по 29.03.2018
	З температурою	Літній період	Достовіризовані дані	01.05.2018 по 20.08.2018	21.08.2018 по 29.08.2018
Вихідні дні	З температурою	Зимовий період	Достовіризовані дані	04.11.2017 по 18.03.2018	24.03.2018 по 04.04.2018
	З температурою	Літній період	Достовіризовані дані	05.05.2018 по 19.08.2018	25.08.2018 по 15.09.2018

Таблиця 3. Результати прогнозу достовіризованих та не достовіризованих днів.

Тип даних	Не достовіризовані дані		Достовіризовані дані	
	Одно-факторний	Багато-факторний	Одно-факторний	Багато-факторний
1	7,60	8,33	6,80	5,86
2	24,49	23,31	23,48	24,17
3	16,76	16,87	16,28	15,73
4	13,92	10,52	9,78	8,34
5	8,74	8,57	8,28	8,66
6	10,60	10,48	10,51	10,04
7	13,40	14,10	13,95	13,24
8	7,18	6,93	6,68	6,83
9	12,01	12,18	11,44	11,65
10	20,91	20,55	20,27	19,74
11	22,57	26,96	9,30	8,38
12	6,87	7,01	7,01	6,62
13	16,32	23,42	9,31	9,31
14	17,69	16,63	11,68	11,00
15	7,12	7,40	7,96	7,95
Середня	13,74	14,22	11,52	11,17
Мінімальна	6,87	6,93	6,68	5,86
Максимальна	24,49	26,96	23,48	24,17

Таблиця 4. Результати прогнозування за зимовий та літній періоди для різних типів днів.

Тип даних	Зимовий період (01.11.2017-04.04.2018)		Літній період (01.05.2018-15.09.2018)	
	Робочі дні	Вихідні дні	Робочі дні	Вихідні дні
1	10,13	8,34	8,79	11,05
2	10,01	19,18	16,47	7,29
3	12,36	39,12	19,62	17,1
4	19,06	20,65	21,02	19,37
5	6,88	5,3	7,7	10,6
6	8,44	4,96	12,87	10,82
7	8,46	9,68	10,24	9,77
8	9,24	4,6	4,79	4,82
9	11,37	6,8	5,44	4,76
10	11,78	39,03	17,95	22,39
11	6,61	7,12	8,42	8,78
12	7,59	3,88	4,4	4,84
13	5,97	11,78	18,84	13,42
14	6,58	6,68	13,91	20,91
15	28,3	13,46	25,86	19,98
Середня	10,85	13,37	13,09	12,39
Мінімальна	5,97	3,88	4,4	4,76
Максимальна	28,3	39,12	25,86	22,39

Висновки. За результатами виконаних досліджень показано, що використання температури повітря в якості додаткового фактору для короткострокового прогнозування вузлового навантаження дозволяє зменшити похибку прогнозу з 11,52% до 11,17%. На основі аналізу даних навантаження та температури визначено, що дані мають протилежний кореляційний зв'язок. Також в залежності від типу вибірки даних змінюється вплив температури і тим самим змінюється точність результатів прогнозування. Встановлено, що вибір навчальної вибірки та її обсяг для навчання нейронної мережі впливає на точність результатів прогнозування. Використання розробленого методу достовіризації дозволяє виявити значні аномальні значення та пропуски даних, тим самим підвищити точність прогнозування. Ретельний аналіз результатів прогнозування вузлових навантажень показав, що для зменшення похибки для вузлів з різко змінним навантаженням необхідний більш удосконалений метод достовіризації даних.

1. Про ринок електричної енергії: Закон України від 13.04.2017 №2019-VIII.
2. Ivanov H., Blinov I., Parus Y. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. *IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems*. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>
3. Блінов І.В. Проблеми функціонування та розвитку ринку електричної енергії України. (за матеріалами наукової доповіді на засіданні Президії НАН України 3 лютого 2021 р.). Вісник НАН України. 2021. № 3. С. 20-28
4. Постанова НКРЕКП «Про затвердження Правил ринку» №307 від 14.03.2018 .
5. 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>
6. Блінов, В. Мірошник, П. Шиманюк Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлюваних джерел енергії Праці Інституту електродинаміки НАН України. 2019. Вип. 54: С. 5–12
7. Seyedeh Narjes Fallah; Mehdi Ganjkhani; Shahaboddin Shamshirband. Computational Intelligence on Short-Term Load Forecasting: A Methodological Overview. MDPI 2019.

8. Черненко П.О., Мірошник В.О., Шиманюк П.В. Однофакторне короткострокове прогнозування вузлових електричних навантажень енергосистеми. Технічна електродинаміка №2, Київ, 2020. С. 67-73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.02.067>

9. Aoyang Han, Bin Zhang, Zhongliang Sun, Zhiqiang Niu, Junxiang Wang Nodal load forecast model considering network topology constraints. IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Conference. Xi'an, China. 2016. Pp. 939-943.

10. G.P. Shumilova, N.Je. Gotman, T.B. Starceva Prediction of the active and reactive load of EPS units using inversion of an artificial neural network. Elektrichestvo. No 6. 2007. Pp. 7-13.

11. G. Hou, K. Xu, S. Yin, Y. Wang, Y. Han, Z. Wang, Y. Mao, Z. Lei A novel algorithm for multi-node load forecasting based on big data of distribution network // International Conference on Advanced Electronic Science and Technology (AEST 2016), Shenzhen, 2016, Pp 655-667.

12. Черненко П., Сичова В. Удосконалення алгоритму визначення впливу температури повітря на сумарне електричне навантаження енергосистеми для підвищення точності короткострокового прогнозування. Технічна електродинаміка. 2021. № 2. С. 77–83.

13. S. Hochreiter, J. Schmidhuber Long Short-term Memory // Neural computation. 1997. No 9. Pp 1735-1780.

14. G. Klambauer, T. Unterthiner, A. Mayr, S. Hochreiter Self-Normalizing Neural Networks // Advances in Neural Information Processing Systems. 2017. № 30. Pp. 971-980.

15. D.P. Kingma, J. Ba Adam. A Method for Stochastic Optimization // Proc. of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR).

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

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

I. Blinov, Doctor of Technical Sciences, ORCID 0000-0001-8010-5301

P. Chernenko, Doctor of Technical Sciences, ORCID 0000-0002-5888-4780

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine

ASPECTS OF TEMPERATURE TAKING INTO ACCOUNT TO INCREASE THE ACCURACY OF SHORT-TERM FORECASTING OF NODE LOADS

The peculiarities of the influence of air temperature data on the accuracy of forecasting of nodal loads in power systems and how the accuracy of such forecasting changes depending on the training sample and its volume are considered. The application of the data analysis method to detect anomalous values and omissions to reduce data distortion and improve forecasting results is considered. A neural network of deep learning of the LSTM type was used for multifactor prediction of nodal loads. To evaluate the effectiveness of the forecast accuracy, various variants of data samples for neural network training are considered.

Keywords: nodal electrical load, short-term forecasting, artificial neural network, recurrent network, multifactor forecasting

1. On Electricity Market: The Law of Ukraine. No. 2019-VIII of 13.04.2017.

2. Ivanov H., Blinov I., Parus Y. Simulation Model of New Electricity Market in Ukraine. *IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems*. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764184>

3. 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: doi.org/10.15407/visn2021.03.020

4. NEURC's Resolution "On Approval of Market Rules" No. 307 dd 14. 03.2018

5. I. Blinov, V. Miroshnyk, P. Shymaniuk The cost of error of "day ahead" forecast of technological losses of electrical energy. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2020. No.5 pp 70-73 DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.05.070>

6. I. Blinov, V. Miroshnyk, P. Shymaniuk Short-term interval forecast of total electricity generation by renewable energy sources producers. *Proceedings of the Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine*. 2019. No. 54 pp. 5-12.

7. Seyedeh Narjes Fallah; Mehdi Ganjkhani; Shahaboddin Shamshirband. *Computational Intelligence on Short-Term Load Forecasting: A Methodological Overview*. MDPI 2019.

8.P. Chernenko, V. Miroshnyk, P. Shymaniuk Univariable short-term forecast of nodal electrical loads of energy systems. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2020. No. 2. Pp 67-73. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2020.02.067>

9.Aoyang Han, Bin Zhang, Zhongliang Sun, Zhiqiang Niu, Junxiong Wang Nodal load forecast model considering network topology constraints. *IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Conference*. Xi'an.China. 2016.Pp. 939-943.

10.G.P. Shumilova, N.Je. Gotman, T.B.Starceva Prediction of the active and reactive load of EPS units using inversion of an artificial neural network. *Elektrichestvo*. No 6. 2007. Pp. 7-13.

11.G. Hou, K. Xu, S. Yin, Y. Wang, Y. Han, Z. Wang, Y. Mao, Z. Lei A novel algorithm for multi-node load forecasting based on big data of distribution network. *International Conference on Advanced Electronic Science and Technology (AEST 2016)*, Shenzhen, 2016, Pp 655-667.

12.P. Chernenko, V. Sychova. 2021. Improving the algorithm for determining the effect of air temperature on the overall electrical load of the power system to improve the accuracy of short-term forecasting. *Tekhnichna elektrodynamika*. 2021. №2, pp. 77-83.

13.S. Hochreiter, J. Schmidhuber Long Short-term Memory // *Neural computation*. 1997. No 9. Pp 1735-1780.

14.G. Klambauer, T. Unterthiner, A. Mayr, S. Hochreiter Self-Normalizing Neural Networks // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. № 30. Pp. 971-980.

15.D.P. Kingma, J. Ba Adam. A Method for Stochastic Optimization // *Proc. of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR)*.

Надійшла 21.09.2021
Received 21.09.2021