

ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ ТА РИНКИ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

УДК 621.311:681.3

DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2019.54.005>

КОРОТКОСТРОКОВИЙ ІНТЕРВАЛЬНИЙ ПРОГНОЗ СУМАРНОГО ВІДПУСКУ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ ВИРОБНИКАМИ З ВІДНОВЛЮВАНИХ ДЖЕРЕЛ ЕНЕРГІЇ

І.В. Блінов*, докт. техн. наук, **В.О. Мірошник**, **П.В. Шиманюк**Інститут електродинаміки НАН України,
пр. Перемоги, 56, Київ, 03057, Україна
e-mail: igorblinov@mail.ru

Запропоновано архітектуру штучної нейронної мережі глибинного навчання для короткострокового прогнозування сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлюваних джерел енергії (ВДЕ). Показано, що за допомогою такої нейронної мережі, крім точкового прогнозу найбільш ймовірного значення відпуску, доцільно прогнозувати 10-й та 90-й перцентилі розподілу похибки, що дає нижню і верхню межі прогнозного інтервалу з ймовірністю попадання 0,8. Для навчання використовувалась функція похибки, яка є комбінацією середнього квадрату відхилень та похибкою квантильної регресії для моделі перцентилів. Апробація моделі проводилась на реальних даних сумарного відпуску виробників з ВДЕ, які публікував ДП «Енергоринок». Якість прогнозу порівнювалась з прогнозами виробників. Мінімальної середньої похибки досягнуто шляхом усереднення прогнозів нейронної мережі та виробників, найнижчу максимальну похибку забезпечує самостійний прогноз нейронної мережі. Прогнозний інтервал забезпечує ймовірність потрапляння фактичного значення 0,82 замість очікуваного 0,8. Бібл. 9, рис. 4, таблиця.

Ключові слова: відновлювані джерела енергії, ринок електричної енергії, короткострокове прогнозування, прогнозний інтервал, нейронні мережі глибинного навчання.

Україна як повноправний член Енергетичного Співтовариства з 01.02.2011 р. відповідно до Закону України від 15.12.2010 р. № 2787-VI «Про ратифікацію Протоколу про приєднання України до Договору про заснування Енергетичного Співтовариства» прийняла зобов'язання щодо імплементації основних актів енергетичного законодавства Європейського Союзу. Сьогодні важливими напрямками розвитку електроенергетики України є запровадження нової моделі ринку електричної енергії згідно із Законом України «Про ринок електричної енергії» від 13.04.2017 № 2019-VIII та збільшення частки відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) в ОЕС України відповідно до енергетичної стратегії України на період до 2035 року за рахунок проведення стабільної та прогнозованої політики у сфері стимулювання розвитку ВДЕ. Також на виконання ухваленого в жовтні 2012 року Рішення Ради Міністрів Енергетичного Співтовариства D/2012/04/MC-EnC «Про впровадження Директиви 2009/28/ЕС про заохочення до використання енергії, виробленої з поновлюваних джерел» Україна взяла на себе зобов'язання до 2020 року довести обсяг електричної енергії, виробленої з відновлюваних джерел енергії, в загальній структурі енергоспоживання країни до 11 %. Вочевидь збільшення частки ВДЕ впливатиме на процеси ціноутворення в новому ринку електричної енергії України і, як наслідок, на кінцеву ціну електричної енергії для споживачів електричної енергії [1, 2]. Особливістю виробництва електроенергії з ВДЕ є низька точність прогнозування відпуску, яка обумовлена стохастичним характером джерел енергії та супутніх метеорологічних умов. Неможливість заздалегідь визначити графік відпуску електроенергії з ВДЕ в поєднанні з особливостями роботи енергосистеми призводить до виникнення так званого «вугільно-зеленого» парадоксу, який полягає у вимушеному збільшенні виробництва

електричної енергії на ТЕС (більшість з яких є зношеними з ККД на рівні 30 %) для балансування можливих небалансів, спричинених ВДЕ. У деяких енергосистемах через обмеження пропускних можливостей ліній та низьку точність прогнозування відпуску може виникнути потреба в заміщенні базових потужностей АЕС маневреними блоками вугільних електростанцій, що додатково підвищить ціну для кінцевого споживача, атмосферні викиди та знизить надійність енергосистеми.

Важливо, що для участі виробників електричної енергії, що використовують ВДЕ, в новій моделі ринку запроваджується балансувальна група виробників за “зеленим” тарифом – це група, в якій стороною, відповідальною за баланс, є гарантований покупець. Враховуючи прогнози виробників, гарантований покупець формує короткостроковий прогноз сумарного відпуску всією балансувальною групою та по кожній станції окремо. Для участі в організованих сегментах ринку гарантованому покупцю необхідні прогнози сумарного відпуску з упередженням від 1 до 48 год. В окремих випадках за умов затримки в передачі фактичних даних від виробників горизонт прогнозування може збільшуватись.

Прогноз сумарного відпуску використовується для розробки стратегій участі гарантованого покупця на ринку «на добу наперед» з метою продажу електроенергії, відпущеної станціями з ВДЕ. Вочевидь підвищення точності прогнозування сумарного відпуску такими виробниками дасть змогу знизити плату за небаланс і тим самим зменшити ціну на електроенергію для кінцевих споживачів, оскільки різниця між ринковою ціною електричної енергії та «зеленим» тарифом компенсується з тарифу оператора системи передачі.

Підвищити якість прийняття рішень у процесі планування режимів роботи таких виробників та участі гарантованого покупця на ринку електричної енергії можна, використовуючи прогнозні інтервали, які з певною ймовірністю дають верхню і нижню оцінки фактичних значень відпуску. Прогнозний інтервал у поєднанні з точковими оцінками є мірою невизначеності прогнозу.

Метою статті є опис розробленої штучної нейронної мережі глибинного навчання для точкових та інтервальних прогнозів сумарного відпуску електроенергії станціями, які працюють на ВДЕ, та результатів тестування такої нейронної мережі.

Підходи до прогнозування відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ можна розділити на три групи [3]:

- прогноз за допомогою фізичних моделей станцій та метеорологічних прогнозів [4];
- прогноз за допомогою методів аналізу часових рядів, у тому числі й штучних нейронних мереж [5];
- комбінування двох підходів.

Прогнозування сумарного відпуску шляхом застосування першого підходу потребує фізичної моделі для кожної станції, яка входить в балансувальну групу. Для цього необхідні метеорологічні прогнози високої якості для кожної локації. Крім цього, для точного прогнозу модель має враховувати локальні особливості рельєфу та параметри атмосфери. Наразі у виробників відсутні суттєві економічні стимули, які здатні компенсувати витрати, пов'язані з придбанням метеопрогнозів та побудовою фізичних моделей, тому переважна більшість виробників обмежується наївними прогнозами, що значно впливає на небаланси в ОЕС України.

У той же час географічна розосередженість локацій та наявність різних типів ВДЕ не створює суттєвих перешкод для статистичних методів прогнозування сумарного відпуску, які дають змогу вирішувати задачу централізовано з мінімальними інвестиціями.

Прогнозний інтервал задається ймовірністю (a) потрапляння фактичних значень (y) між верхньою (U) та нижньою (L) границями інтервалу $P(L < y < U) = a$.

На цей час розроблено низку методів для оцінки L та U із заданою ймовірністю при прогнозуванні штучною нейронною мережею [6], як-от: дельта-правило, метод на основі теорії Баєса, MVE (Mean-Variance Estimator) та статистичний бутстреп. Спільним для цих методів є те, що вони виходять з симетричності розподілу відносно прогнозних значень і оцінюють середньоквадратичне відхилення (СКВ) $\hat{y} \pm k \cdot \hat{\sigma}_y$, де k – коефіцієнт, який обирається залежно від закону розподілу та рівня довірчої ймовірності.

Під час побудови прогнозних інтервалів за допомогою дельта-правила та методу на основі теореми Баєса необхідною є апроксимація похідних другого порядку функції похибки відносно параметрів моделі. Враховуючи велику кількість вагових коефіцієнтів у нейронних мережах глибинного навчання, такі розрахунки потребують значних обчислювальних ресурсів. Підхід на основі MVE передбачає побудову нейронної мережі спеціалізованої архітектури з двома виходами, один з яких використовується для оцінки дисперсії похибки. У методі статистичного бутстрепа середньоквадратичне відхилення похибки оцінюється за допомогою декількох нейронних мереж. У найбільш розповсюдженному варіанті навчальна вибірка для кожної нейронної мережі формується шляхом випадкової вибірки з поверненням із наявних даних. Таким чином, прогнозом найбільш очікуваного значення буде середній прогноз всіх нейронних мереж, а оцінкою СКВ буде СКВ прогнозів нейронних мереж. Теоретичний аналіз переваг та недоліків указаних методів, наведений у [7], показує перевагу методу на основі теореми Баєса, але тільки за умови точного розрахунку похідних другого порядку.

Альтернативним підходом є побудова окремої моделі для певних перцентилів розподілу значень прогнозної величини за допомогою квантильної регресії. Перевагою даного методу є можливість оцінки прогнозних інтервалів для несеміричних розподілів.

Розвиток математичного апарату штучних нейронних мереж дає змогу об'єднати точковий та інтервальний прогнози в одній моделі й оцінювати вагові коефіцієнти в рамках однієї неперервної процедури навчання.

Перевагою моделей даного класу є їх гнучкість, висока узагальнююча здатність (можливість робити точні прогнози за даними, які відсутні в процесі навчання) та потенційно значно вища точність порівняно з класичними моделями.

В Інституті електродинаміки НАН України розроблено штучну нейронну мережу глибинного навчання eResNet [3], яку в цій роботі адаптовано до прогнозування відпуску електроенергії виробниками з ВДЕ. Виходом нейронної мережі є три вектори погодинних значень для прогнозної доби, найбільш імовірні значення, які оцінюються на основі мінімізації середньоквадратичної похибки та значення 10-го та 90-го перцентилів закону розподілу, які формують прогнозний інтервал. Перцентилі моделюються за допомогою функції втрат квантильної регресії.

Архітектуру нейронної мережі зображено на рис. 1, де a – базовий блок; b – архітектура мережі eResNet.

Ця нейронна мережа складається з 3-х блоків автокодувального типу (АК) з обхідними з'єднаннями. Особливістю архітектури такого типу є однакова кількість вхідних (d_x) та вихідних (d_y) нейронів та менша кількість прихованих (d_n) нейронів $d_x = d_y > d_n$. Відомо, що використання обхідних з'єднань дає змогу значно збільшити кількість шарів нейронної мережі, що підвищує точність та стабільність результатів прогнозування. Така архітектура еквівалентна ансамблю простих нейронних мереж. Завдяки наявності обхідних з'єднань інформація передається зі входу на вихід декількома шляхами з різною кількістю шарів. Це дає змогу градієнту похибки досягати відповідних вагових коефіцієнтів через меншу кількість шарів, що значно послаблює вплив ефекту нестабільності градієнта під час навчання (зменшення чи збільшення норми градієнта при розповсюдженні через шари нейронної мережі).

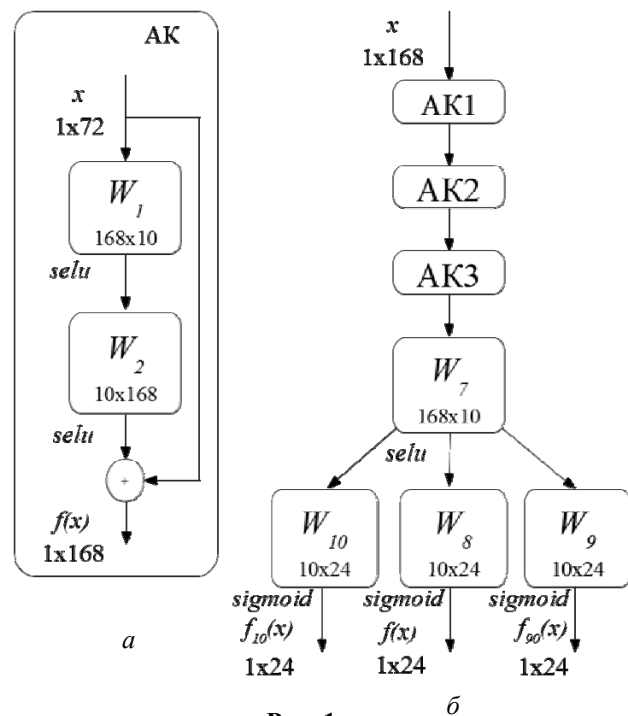


Рис. 1

Вихід останнього блоку АК подається у звичайний повнозв'язний шар для зменшення розмірності. Вихід повнозв'язного шару паралельно подається на кінцеві повнозв'язні шари. Для кожної прогнозованої величини використовується окремий вихідний шар, що є необхідною умовою для коректного навчання.

Вихід блоку АК задається формулою:

$$x_{AK} = \text{selu}(\text{selu}(x \cdot W_1 + b_1) \cdot W_2 + b_2) + x. \quad (1)$$

де x_{AK} – вихід блоку АК; x – вхід блоку АК, для першого дорівнює вхідному значенню нейронної мережі; W_1, W_2 – матриці вагових коефіцієнтів відповідних шарів; b_1, b_2 – вектори значень порогів відповідних шарів.

Функція *selu* (scaled exponential linear unit):

$$\text{selu}(z) = \lambda \begin{cases} z & z > 0 \\ \alpha e^z - \alpha & z \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

де z – скалярний добуток виходу попереднього шару та матриці вагових коефіцієнтів $z = Wx$, x – вектор-рядок виходів попереднього шару; для додаткових параметрів використовуються стандартні значення $\alpha = 1,6733$ та $\lambda = 1,0507$.

Вихід всієї мережі задається формулами:

$$\hat{y}_{90} = \text{sigmoid}(\text{selu}(x_{AK3} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_9 + b_9); \quad (3)$$

$$\hat{y} = \text{sigmoid}(\text{selu}(x_{AK3} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_8 + b_8); \quad (4)$$

$$\hat{y}_{10} = \text{sigmoid}(\text{selu}(x_{AK3} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_{10} + b_{10}), \quad (5)$$

де $\hat{y}, \hat{y}_{10}, \hat{y}_{90}$ – відповідно прогнози найбільш імовірного значення, 10-го та 90-го перцентилів розподілу.

Кількість прихованих нейронів кожного блоку АК $d_n = 10$, розмірність вхідного вектора $d_x = 168$, розмірність виходу для кожної прогнозованої величини $d_y = 24$.

На вхід нейронної мережі подається вектор попередніх значень із прогнозованого часового ряду з лагом від 1 до 168 год відносно першої години прогнозованої доби. Попередньо всі вхідні (x) та цільові (y) значення масштабуються в діапазоні від 0 до 1 відносно встановленої потужності. Таким чином, виходом нейронної мережі є коефіцієнт використання потужності. Під час прогнозування агрегованого часового ряду всієї балансувальної групи гарантованого покупця для нормування використовується сумарна встановлена потужність станцій з ВДЕ.

Для обмеження виходу нейронної мережі в межах від 0 до 1 використовується функція *sigmoid*:

$$\text{sigmoid}(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}. \quad (6)$$

Для оцінки похибки прогнозу найбільш імовірного значення використовується середньоквадратична похибка:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (7)$$

де y_i – фактичне значення з навчальної вибірки; \hat{y}_i – прогнозне найбільш імовірне значення; n – кількість годин у вибірці.

У загальному випадку функція втрат для квантильної регресії виглядає таким чином:

$$QE_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \begin{cases} k(y_i - \hat{y}_{qi}), & (y_i - \hat{y}_{qi}) \geq 0 \\ (1-k)(y_i - \hat{y}_{qi}), & (y_i - \hat{y}_{qi}) < 0, \end{cases} \quad (8)$$

де q – необхідний перцентиль розподілу, в такому разі 10-й або 90-й; k – коефіцієнт у межах від 0 до 1, який відповідає необхідному перцентилі розподілу (0,1 або 0,9); \hat{y}_{qi} – прогнозне значення q -го перцентилі розподілу.

Для спрощення обчислень у програмі використовується еквівалентна формула:

$$QE_q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max(k(y - y_q), (1-k)(y - y_q)). \quad (9)$$

Загальна функція втрат виглядає так:

$$L = MSE + QE_{10} + QE_{90}. \quad (10)$$

Для оцінки ефективності запропонованої моделі проведено розрахунки на погодинних даних щодо сумарного відпуску електроенергії виробників з ВДЕ за період з 01.07.2015 по 06.06.2019 (рис. 2), опубліковані ДП «Енергоринок». Прогноз штучної нейронної мережі порівнювався з сумарними прогнозами виробників, які також були опубліковані.

Для нормування використовувались помісячні дані щодо встановленої потужності об'єктів генерації з відновлюваних джерел енергії, які публікує Національна комісія, що здійснює регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП). Оскільки за період з 01.07.2015 по 31.12.2016 дані про встановлену потужність були відсутні, для нормування значень фактичного відпуску за вказаний період використовувалось значення за січень 2017. З рис. 2 видно, що це припущення є цілком виправданим, адже суттєві зміни у фактичному відпуску протягом вказаного періоду не спостерігаються. Часовий ряд після нормування наведено на рис. 3.

Дані за період з 06.05.2019 по 06.06.2019 – всього 744 значення – не використовувались у навчанні нейронної мережі. З решти даних було сформовано навчальну вибірку, в якій 15 % прикладів, вибраних випадково, використовувались для перехресної перевірки при підборі гіперпараметрів процедури навчання.

Навчання проводилось у мініпакетному режимі за допомогою алгоритму оптимізації ADAM із параметрами $lr=0,001$, $b_1=0,9$ та $b_2=0,999$. Кількість прикладів у пакеті змінювалась циклічно залежно від епохи навчання. Самі приклади обиралися з навчальної вибірки випадковим чином згідно з рівномірним законом розподілу.

Розмір мініпакета навчальної вибірки для кожної епохи розраховується за формулою:

$$m_e = m_{init} \cdot k \cdot (1 + \text{floor}(\text{mod}(e, r))), \quad (11)$$

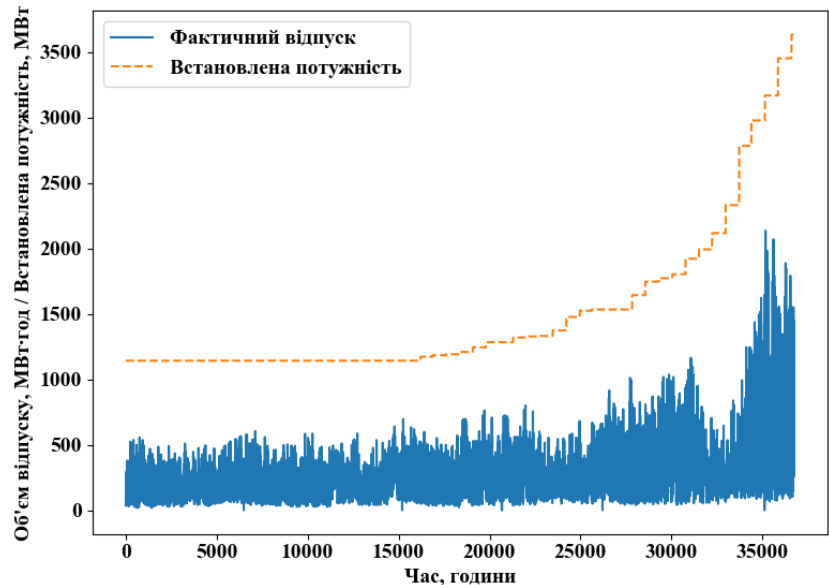


Рис. 2

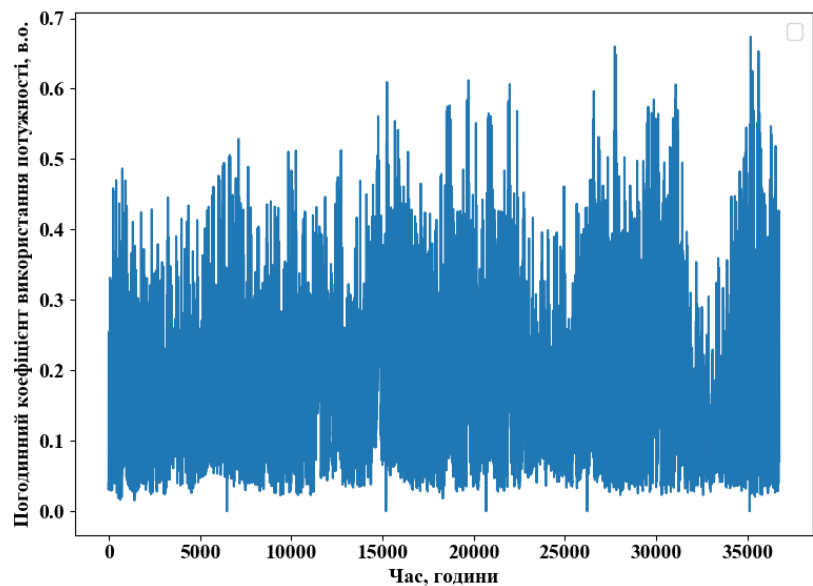


Рис. 3

де m_e – розмір мініпакета для епохи e ; m_{init} – початковий розмір мініпакета, в цих розрахунках $m_{init} = 100$; k – крок збільшення, ціле число, в цих розрахунках $k = 1$, розмір пакета збільшується на 100 прикладів за кожної ітерації до перезапуску циклу; $\text{floor}()$ – функція округлення вниз; $\text{mod}(a, b)$ – залишок від ділення a на b ; e – поточна епоха процедури навчання нейронної мережі; r – кількість епох до перезапуску розміру мініпакету, в цих розрахунках $r = 6$.

За таких параметрів розмір пакета збільшується зі 100 до 600 протягом 6 епох з кроком 100, на 7 епоху кількість прикладів стає рівною 100, і цикл перезапускається.

Такий графік зміни розміру мініпакета дає змогу виходити з локального мінімуму функції втрат та зменшувати помилку узагальнення штучної нейронної мережі, оскільки збільшення мініпакета еквівалентно зменшенню кроку навчання [9].

Загальна кількість епох визначалась методом перехресної перевірки і становила $e_{max}=28$.

Ефективність прогнозного інтервалу оцінюється показником PICP, значення якого знаходяться в діапазоні від 0 до 1. Він показує долю прогнозних значень, які потрапили в прогнозний інтервал:

$$PICP = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n c_t, \quad (12)$$

$$де \ c = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \hat{y}_{10} < y < \hat{y}_{90} \\ 0 & \end{cases}$$

Для порівняння точності двох прогнозів використовувались величини середньоквадратичного відхилення під коренем та максимального абсолютного відхилення, МВт·год:

$$\Delta_t = y_t - \hat{y}_t, \quad t = 1 \dots n;$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\Delta_t)^2}; \quad (13)$$

$$MAX = \max(|\Delta_1|, |\Delta_2|, |\Delta_3|, \dots, |\Delta_n|). \quad (14)$$

	GEN	NN	AV	Q
RMSE, МВт·год	166	152	143	167
MAX, МВт·год	731	419	536	460

Розрахунок RMSE та максимального відхилення для різних прогнозів у період з 06.05.2019 по 06.06.2019 наведено в таблиці, де GEN – прогноз виробників, які публікував ДП «Енергоринок»; NN – прогноз штучної нейронної мережі

найбільш імовірного значення, \hat{y} ; AV – середнє арифметичне значення прогнозів виробників

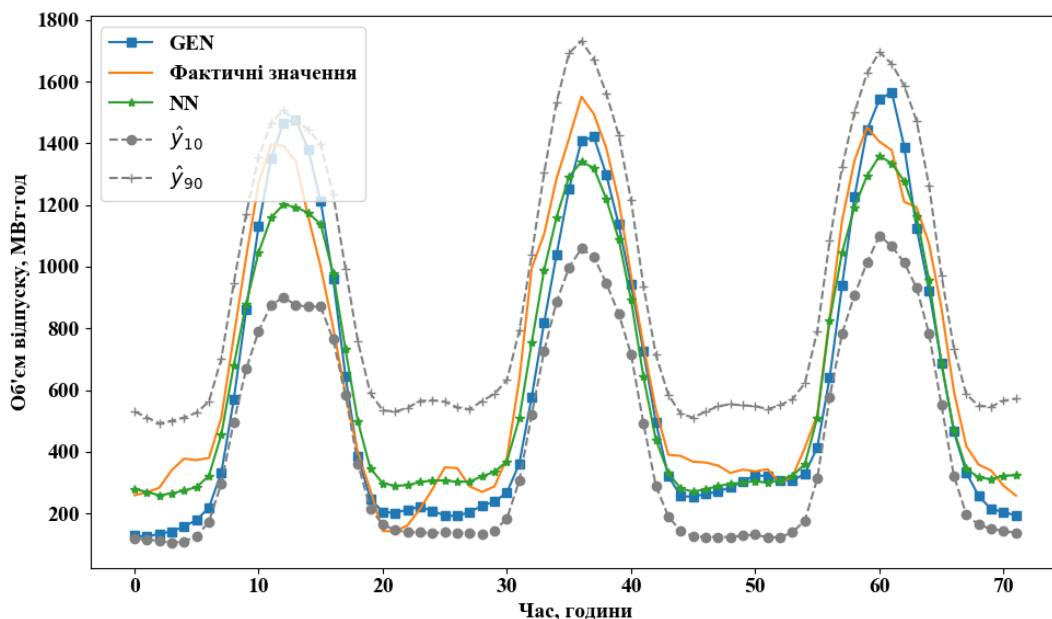


Рис. 4

і нейронної мережі: $\hat{y} = (\hat{y}_{\text{вироб}} + \hat{y}_{\text{перекла}}) / 2$; Q – прогноз найбільш імовірного значення через розрахунок 50-го перцентиля: $\hat{y} = \hat{y}_{10} + (\hat{y}_{90} - \hat{y}_{10}) / 2$.

Значення показника RICP становить 0,82, і його можна інтерпретувати як імовірність потрапляння фактичного значення в прогнозний інтервал. Приклади прогнозних графіків наведено на рис. 4.

Висновки. Запропонована архітектура штучної нейронної мережі забезпечує більш точні прогнози сумарного відпуску електричної енергії виробниками з відновлювальних джерел енергії. Зокрема, її середньоквадратична похибка є на 8,5 % нижчою, ніж похибка прогнозу відповідних виробників. Водночас максимальна похибка знижується на 43 %, що свідчить про значно вищу стабільність прогнозів нейронної мережі. Усереднення прогнозів, зроблених за допомогою штучної нейронної мережі, та прогноз виробників забезпечують зниження середньоквадратичної похибки на 14 % порівняно з похибкою виробників. З іншого боку, прогноз найбільш очікуваного значення через розрахунок 50-го перцентиля за умови симетричного розподілу похибки виявляється менш ефективним у порівнянні з прогнозом штучної нейронної мережі. У цілому запропонований підхід дає змогу побудувати прогнозні інтервали з імовірністю потрапляння фактичних значень у межі інтервалу, наближені до цільових значень. За цих обставин забезпечується ефективність прогнозного інтервалу на рівні значення 0,82 замість очікуваного 0,8. Для ефективності подальших досліджень та зниження похибки прогнозування є необхідним розширення вхідної інформації та використання в явному вигляді ознак річної та добової періодичності, а також метеорологічних факторів.

Фінансується за держбюджетною темою «Можливості та бар'єри збільшення частки відновлювальних джерел в загальній структурі виробництва електричної енергії в Україні» цільового міждисциплінарного проекту НАН України «Науково-технічні та економіко-екологічні засади низьковуглецевого розвитку України» (шифр «367-19»), що виконується за Постановою Бюро ВФТПЕ від 10.06.2019р., протокол № 349. Державний реєстраційний номер роботи 0119U002811.

1. Блінов І.В., Парус Є.В., Іванов Г.А. Імітаційне моделювання функціонування балансуєчого ринку електроенергії з урахування системних обмежень на параметри ОЕС України. *Технічна електродинаміка*. 2017. № 6. С. 72–79.
2. Куцан Ю.Г., Блінов І.В., Іванов Г.А. Моделювання тарифо- та ціноутворення на роздрібному ринку електричної енергії України в нових умовах функціонування. *Електронне моделювання*. 2017. Т. 39 (5). С. 71–80.
3. Croonenbroeck C., Stadtmann G. Renewable generation forecast studies—Review and good practice guidance. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2019. Vol. 108. Pp. 312–322.
4. Liu H., Chen C., Lv X., Wu X., Liu M. Deterministic wind energy forecasting: A review of intelligent predictors and auxiliary methods. *Energy Conversion and Management*. 2019. Vol. 195. Pp. 328–345.
5. Mellit, A., & Kalogirou, S. A. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications. A review. *Progress in energy and combustion science*. 2008. Vol. 34, I. 5. Pp. 574–632.
6. Khosravi A., Nahavandi S., Creighton D. Comprehensive Review of Neural Network-Based Prediction Intervals and New Advances. *IEEE Transactions on neural networks*. 2011. Vol. 22. I. 9. Pp. 1341–1356.
7. Dybowski R., Roberts S. Confidence intervals and prediction intervals for feed-forward neural networks. *Clinical Applications of Artificial Neural Networks*. 2000.
8. Черненко П.О., Мірошник В.О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання. *Праці ІЕД НАН України*. 2018. № 50. С. 5–11.
9. Smith, S.L., Kindermans, P.J., Ying, C., Le, Q.V. Don't decay the learning rate, increase the batch size. 2017. arXiv preprint arXiv:1711.00489.

УДК 621.311:681.3

КРАТКОСРОЧНЫЙ ИНТЕРВАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ СУММАРНОГО ОТПУСКА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ПРОИЗВОДИТЕЛЯМИ ИЗ ВОЗОБНОВЛЯЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ ЭНЕРГИИ

И.В. Блинов, докт. техн. наук, **В.А. Мирошник**, **П.В. Шиманюк**

Институт электродинамики НАН Украины,
пр. Победы, 56, Киев, 03057, Украина

Предложена архитектура искусственной нейронной сети глубинного обучения для краткосрочного прогнозирования суммарного отпуска электроэнергии производителями из возобновляемых источников энергии (ВИЭ). Показано, что с помощью такой нейронной сети, кроме точечного прогноза наиболее вероятного значения отпуска, целесообразно прогнозировать 10-й и 90-й перцентили распределения погрешности, что дает ниж-

нюю и верхнюю границы прогнозного интервала с вероятностью попадания 0,8. Для обучения использовалась функция погрешности, которая является комбинацией среднего квадрата отклонений и погрешности квантильной регрессии для модели перцентилей. Апробация модели выполнена на реальных данных суммарного отпуска производителей из ВИЭ, которые опубликовал ГП «Энергорынок». Качество прогноза сравнивалось с прогнозами производителей. Минимальная средняя погрешность достигнута путем усреднения прогнозов нейронной сети и прогнозов производителей, самую низкую максимальную погрешность обеспечивает самостоятельный прогноз нейронной сети. Прогнозный интервал обеспечивает вероятность попадания фактического значения 0,82 при ожидаемом 0,8. Библ. 9, рис. 4, таблица.

Ключевые слова: возобновляемые источники энергии, рынок электрической энергии, краткосрочное прогнозирование, прогнозный интервал, нейронная сеть глубинного обучения.

SHORT-TERM INTERVAL FORECAST OF TOTAL ELECTRICITY GENERATION BY RENEWABLE ENERGY SOURCES PRODUCERS

I. Blinov, V. Miroshnyk, P. Shymaniuk

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

The paper proposes the architecture of deep learning artificial neural network for short-term forecasting of total electricity supply by renewable energy sources (RES) producers. The paper shown that using such neural network, it is advisable to predict 10 and 90 percentile of error distribution, which gives the lower and upper bounds of the forecast interval with a hit probability of 0.8 in addition to point forecasting of the most probable value of electricity release. An error function is used for training, which is a combination of the mean squared error deviation and the quantile regression error for the percentile model. The test of the model was carried out on the real data of the total release of RES producers published by SE "Energorynok". The quality of the forecast was compared with forecast data of the manufacturers. The minimum average error is reached by combination of neural network and manufacturers' forecasts. The lowest maximum error is provided by the independent neural network forecast. The forecast interval provides a probability of 0.82 for getting into this interval of actual values with an expected value of 0.8. References 9, figures 4, table.

Key words: renewable sources, electricity market, short-term forecasting, forecast interval, deep learning neural networks.

1. Blinov I.V., Parus Ye.V., Ivanov H.A. Imitation modeling of the balancing electricity market functioning taking into account system constraints on the parameters of the ips of Ukraine mode. *Tekhnichna Elektrodynamika*. 2017. No 6. Pp. 72–79.
2. Kutsan Yu.H., Blinov I.V., Ivanov H.A. Modelling of Tariff and Price Formation on Retain Market of Electrical Energy of Ukraine in New Conditions of its Functioning. *Electronic modeling*. 2017. Vol. 39 (5). Pp. 71–80.
3. Croonenbroeck C., Stadtmann G. Renewable generation forecast studies—Review and good practice guidance. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2019. Vol. 108. Pp. 312–322.
4. Liu H., Chen C., Lv X., Wu X., Liu M. Deterministic wind energy forecasting: A review of intelligent predictors and auxiliary methods. *Energy Conversion and Management*. 2019. Vol. 195. Pp. 328–345.
5. Mellit, A., & Kalogirou, S. A. Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications. A review. *Progress in energy and combustion science*. 2008. Vol. 34, I. 5. Pp. 574–632.
6. Khosravi A., Nahavandi S., Creighton D. Comprehensive Review of Neural Network-Based Prediction Intervals and New Advances. *IEEE Transactions on neural networks*. 2011. Vol. 22. I. 9. Pp. 1341–1356.
7. Dybowski R, Roberts S. Confidence intervals and prediction intervals for feed-forward neural networks. *Clinical Applications of Artificial Neural Networks*. 2000.
8. Chernenko P.O., Miroshnyk V.O. Short-term electrical load forecasting for electrical supply company with deep neural network. *Pratsi Instytutu Elektrodynamiky Natsionalnoi Akademii Nauk Ukrainy*. 2018. No 50. Pp. 5–11.
9. Smith, S. L., Kindermans, P. J., Ying, C., Le, Q. V. Don't decay the learning rate, increase the batch size. 2017. arXiv preprint arXiv:1711.00489.

Надійшла 07.06.2019

Received 07.06.2019