

Сергій Бойко, Андрій Некрасов, Олексій Городній,
Альона Хебда, Артем Дмитренко, Марина Ножнова

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ЗАЛІЗОРУДНИХ ПІДПРИЄМСТВ ПРИ ВПРОВАДЖЕННІ ДО СИСТЕМИ ЇХ ЕЛЕКТРОПОСТАЧАННЯ РОЗОСЕРЕДЖЕНОЇ ГЕНЕРАЦІЇ

Актуальність теми дослідження. Залізорудні підприємства є одними з найбільших споживачів паливно-енергетичних ресурсів України. Водночас аналіз розподілу потоків споживання електроенергії свідчить, що велика частка електричної енергії припадає саме на локальні енергетичні об'єкти, що зумовлює загалом актуальність вивчення питань особливостей прогнозування електроспоживання з мережі в умовах підприємств та актуальності застосування при цьому комбінованого підходу, особливо при впровадженні у структуру електропостачання цих підприємств розосередженої генерації.

Постановка проблеми. Проблемою, висвітленою в цій роботі, є синтез особливостей прогнозування електроспоживання підприємств при впровадженні до системи їх електропостачання розосередженої генерації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У попередніх дослідженнях автори обґрунтували позитивний ефект від впровадження джерел розосередженої генерації в умовах промислових підприємств, а саме модульність, надійність, місцеве керування, зменшення негативного впливу на екологію та малий пусковий період. Ці об'єкти, а це в масштабах України сотні гектарів, за всіма своїми параметрами можуть і повинні стати полігоном для розміщення комплексів джерел розосередженої генерації, які, по суті, повинні стати міні- або мікроелектростанціями у структурі систем електропостачання підприємств України, у тому числі залізорудних підприємств.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. В умовах залізорудного підприємства, яке має дуже складну та розгалужену структуру, а технологічні процеси дуже складні й залежать від багатьох факторів, прогнозування є важким і складним завданням, за умови одержання похибки прогнозу, яка б не перевищувала 4 %. Тому в умовах залізорудного підприємства доцільно використання для одержання прогнозу електроспоживання штучних нейронних мереж, які передбачають наявність суттєвих зв'язків між окремими факторами.

Постановка завдання. Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є дослідження особливостей та механізму прогнозування електроспоживання залізорудних підприємств при використанні джерел розосередженої генерації у складі комплексу їх електропостачання.

Виклад основного матеріалу. У результаті аналізу можливості впровадження розосередженої генерації у складі енергетичних систем залізорудних підприємств було виявлено, що джерела розосередженої генерації впливають на розподільні мережі цих підприємств та перетворюють їх на активні елементи. Це призводить до необхідності внесення змін у прийнятті стратегії управління розподільними мережами підприємства та планування структури і режимів локальних енергетичних систем. У статті запропоновано використання штучних нейронних мереж для прогнозування електроспоживання електричної енергії, особливо при впровадженні джерел розосередженої генерації по комплексу електропостачання. За допомогою програми «Statistica» було побудовано графіки електроспоживання із загальної мережі ПАТ Полтавський ГОК з використанням нейронних мереж. Результат прогнозування у порівнянні з реальними даними має незначне відхилення, що є допустимим.

Висновки відповідно до статті. Для прогнозування, з достатнім рівнем ймовірності, електроенергоспоживання залізорудними підприємствами необхідно вирішити багатокритеріальну задачу з обов'язковим попереднім визначенням усіх факторів, що впливають та визначають рівні енергоспоживання конкретного підприємства.

Застосування нейронних мереж у системах прогнозування електроенергетичних параметрів джерел розосередженої генерації дозволить забезпечити багатофакторне прогнозування, що дасть змогу покращити прогнозованість згенерованої електроенергії розосередженою генерацією в часі, в умовах залізорудних підприємств.

Ключові слова: розосереджена генерація; електропостачання підприємств; прогнозування електроспоживання; штучні нейронні мережі.

Рис.: 3. Бібл.: 12.

Постановка проблеми. Україна має потужні ресурси розосередженої генерації (РГ). Експлуатація різних типів РГ є ефективною практично на всій території України [1].

Залізорудні підприємства, є одними з найбільших споживачів паливно-енергетичних ресурсів України. Між тим, що не менш важливо, досвід показує, що незважаючи на недовантаження електричних потужностей, збитки від аварійних перерв енергозабезпечення з кожним роком зростають.

Другим незалежним джерелом живлення електроспоживачів можуть бути, зокрема, використані спеціальні агрегати безперебійного живлення та акумуляторні батареї. Тому одним з альтернативних рішень є використання розосередженої генерації, розташованої на території підприємства, з метою електропостачання відповідальних електроприймачів у аварійних ситуаціях та в інших псевдоаварійних режимах роботи, а також з метою зменшення витрат за спожиту електроенергію та підвищення рівня надійності електропостачання.

Водночас аналіз розподілу потоків споживання електроенергії свідчить, що велика частка електричної енергії припадає саме на локальні енергетичні об'єкти, що обумовлює загалом актуальність вивчення питань особливостей прогнозування електроспоживання з мережі в умовах підприємств та актуальності застосування при цьому комбінованого підходу, особливо при впровадженні у структуру електропостачання цих підприємств РГ [2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У попередніх дослідженнях автори обґрунтували позитивний ефект від впровадження джерел РГ в умовах промислових підприємств, а саме модульність, надійність, місцеве керування, зменшення негативно-го впливу на екологію та малий пусковий період [1; 8].

Тому ці об'єкти, а це в масштабах України сотні гектарів, за всіма своїми параметрами можуть і повинні стати полігоном для розміщення РГ, які, по суті, повинні стати міні- або мікроелектростанціями у структурі систем електропостачання підприємств України, у тому числі залізорудних [3].

Визначення недосліджених частин загальної проблеми. Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є дослідження особливостей та механізму прогнозування електроспоживання залізорудних підприємств при використанні джерел РГ у складі їх розподільчих мереж.

Мета статті. Головною метою цієї роботи є синтез особливостей прогнозування електроспоживання підприємств за умови впровадження до системи їх електропостачання розосередженої генерації.

Виклад основного матеріалу. У результаті аналізу можливості впровадження РГ у складі енергетичних систем залізорудних підприємств було виявлено, що джерела РГ впливають на розподільні мережі цих підприємств та перетворюють їх на активні елементи. Це призводить до необхідності внесення змін у прийняті стратегії управління розподільними мережами підприємства та планування структури і режимів локальних енергетичних систем. При цьому їхній вплив може мати як позитивний, так і негативний характер, тому доцільно заздалегідь ґрунтовно досліджувати та аналізувати питання приєднання РГ до розподільних мереж залізорудних підприємств залежно від умов експлуатації та особливостей технологічного процесу електроприймачів [4].

До складу запропонованої системи електропостачання РГ входить таке устаткування: вітроенергетична станція (ВЕС), сонячна електростанція (СЕС), гідроенергетична станція (ГЕС), гідроакumuлююча станція (ГАЕС); батарея акумуляторів, що служить для накопичення електроенергії при роботі джерел РГ для живлення системи її управління (або, за необхідності, як резервне джерело живлення); перетворювальна апаратура, у випадку використання генератора змінної напруги, що служить для перетворення згенерованої РГ електроенергії в постійний струм для живлення інвертора й заряду акумуляторних батарей (рис. 1).

В умовах залізорудного підприємства (ЗРП), яке має дуже складну та розгалужену структуру, а технологічні процеси дуже складні й залежать від багатьох факторів, прогнозування є важким і складним завданням, за умови одержання похибки прогнозу, яка б не перевищувала 4 %. Тому в умовах ЗРП доцільно використання для одержання прогнозу штучних нейронних мереж (ШНМ), які передбачають наявність суттєвих зв'язків між окремими факторами.

Нейрони слабкозв'язаних ШНМ розміщуються у вершинах прямокутної або гексагональної ґратки, а кожний нейрон буде зв'язаний із чотирма сусідніми нейронами (окіл фон Неймана) або із шістьма сусідніми нейронами (окіл Голея), або із вісьмома сусідніми нейронами (окіл Мура) [4].

ШНМ залежно від типу функцій активації, які входять до їх структури, поділяють на:

1) гомогенні ШНМ, які складаються із нейронів одного типу з єдиною функцією активації;

2) гетерогенні ШНМ, які складаються з нейронів із різними функціями активації.

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

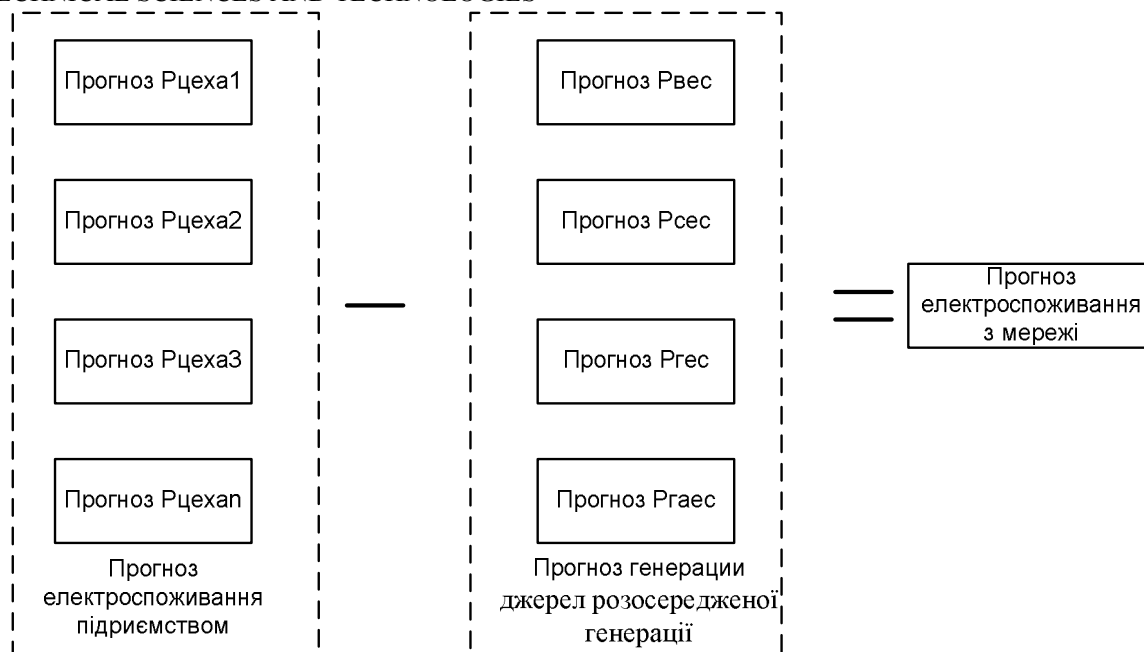


Рис. 1. Структурна схема визначення прогностичних показників енергоспоживання з мережі підприємства, при впровадженні у структуру електропостачання цих підприємств розосередженої генерації

ШНМ залежно від стану, в якому перебувають нейрони, поділяють на аналогові й бінарні, а залежно від кількості нейронів, які змінюють свій стан у деякий момент часу, поділяють на: синхронні ШНМ, коли лише один нейрон змінює свій стан; асинхронні, коли свій стан змінює декілька нейронів (група нейронів).

Функціонування ШНМ ґрунтується на подачі функцій багатьох змінних як суми функцій однієї змінної.

Найпростіша ШНМ складається з певної кількості ШНМ, які об'єднують у групи, які утворюють шари, нейрони яких ваговими зв'язками з'єднуються з вхідними сигналами від інших нейронів, попередніх шарів.

У результаті перетворень вхідних сигналів у нейронах певних шарів на виході із ШНМ одержують числове значення вихідного сигналу (OVT).

Вагові коефіцієнти можна записати у вигляді матриці, яка має m рядків та n стовпчиків:

$$W = \begin{pmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \dots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \dots & \omega_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \omega_{m1} & \omega_{m2} & \dots & \omega_{mn} \end{pmatrix}, \tag{1}$$

де m – кількість входів; n – кількість нейронів ШНМ.

Тоді вихідний вектор \vec{B} , елементами якого є виходи сигналів OVT із вихідних нейронів, обчислюють як матричний добуток матриці-рядка \vec{X} -вхідних елементів на матрицю \vec{W} вагових коефіцієнтів:

$$\vec{B} = \vec{X}\vec{W}, \tag{2}$$

де \vec{B} – вектор-рядок.

Якщо потрібний вихід із i -го нейрона позначити u_i , а реальний вихід із i -го нейрона позначити \hat{u}_i , тоді похибку для k -го зразка можна обчислити за формулою:

$$\Delta E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad i = 1, n. \quad (3)$$

тоді загальна похибка для всієї вибірки:

$$\Delta E_{\Sigma} = \sum_{k=1}^n E_k, \quad k = 1, m. \quad (4)$$

Комбінований (сумарний) вхід до цього нейрона визначає його збудженість (активність), тобто сумарне значення вагових зв'язків, які впливають на цей нейрон, визначає реальний стан нейрона [5].

Для одного зразка при лінійній функції активації сигналу в нейроні похибку можна визначити за формулою:

$$E = \frac{1}{2} (y_i - \hat{y})^2 = \frac{1}{2} (y_i - NET)^2. \quad (5)$$

Перетворивши цей вираз одержимо:

$$E = 0,5(y_i^2 - 2y_i\hat{y} + \hat{y}^2) = 0,5[y_i^2 - 2y_i(NET) + (NET)^2].$$

Оскільки $\hat{y} = (NET) = (x_1\omega_1 + x_2\omega_2)$ для двох вагових зв'язків, то

$$\begin{aligned} E &= 0,5[y_i^2 - 2y_i(x_1\omega_1 + x_2\omega_2) + (x_1\omega_1 + x_2\omega_2)^2] = \\ &= 0,5[y_i^2 - 2y_ix_1\omega_1 - 2y_ix_2\omega_2 + (x_1\omega_1)^2 + 2x_1\omega_1x_2\omega_2 + (x_2\omega_2)^2] = \\ &= 0,5[y_i^2 - 2y_ix_1\omega_1 - 2y_ix_2\omega_2 + x_1^2\omega_1^2 + 2x_1\omega_1x_2\omega_2 + x_2^2\omega_2^2]. \end{aligned}$$

Знайдемо залежність похибки E від ω_1 .

$$\begin{aligned} E(\omega_1) &= 0,5[x_1^2\omega_1^2 + (2x_1x_2\omega_2 - 2y_ix_1)\omega_1 + (y_i - 2y_ix_2\omega_2 + \omega_2^2x_2^2)] = \\ &= 0,5x_1^2\omega_1^2 + (x_1x_2\omega_2 - y_ix_1)\omega_1 + (0,5y_i - y_ix_2\omega_2 + 0,5\omega_2^2x_2^2). \end{aligned}$$

Позначивши $0,5x_1^2 = a$, $x_1x_2\omega_2 - y_ix_1 = b$, $0,5y_i - y_ix_2\omega_2 + 0,5\omega_2^2x_2^2 = c$, отримуємо:

$$E(\omega_1) = a\omega_1^2 + b\omega_1 + c. \quad (6)$$

Тобто залежність похибки E від ω_1 є параболічною. Аналогічно залежність похибки E від ω_2 також буде параболічною. Оскільки $a = 0,5x_1^2 > 0$, то витки параболи направлені вгору (в додатному напрямку осі E). А це означає, що графік залежності $E(\omega_1)$ має локальний мінімум, який збігається з вершиною параболи, яка є графіком залежності $E(\omega_1)$ [6].

Оскільки вагові коефіцієнти на початковому етапі навчання ШНМ набирають деяких випадкових значень, тому точка, що характеризує початкове положення ШНМ у площині E, ω_1 може бути у довільному місці й малоймовірно, що буде знаходитись в точці локального мінімуму.

Отже, у процесі навчання ШНМ повинна проводити корекцію (зміну значень) вагових коефіцієнтів так, щоб мінімізувати числове значення загальної похибки (E), щоб $E \rightarrow E_{\min}$, причому цей процес повинен проходити якомога швидше, тобто за меншу кількість ітерацій та епох. Якщо E буде залежати від двох змінних (ω_1 і ω_2), то у просторовій декартовій системі координат (E, ω_1, ω_2) одержимо об'ємну фігуру обертання (параболоїд). Тобто одержимо поверхню, яка визначає величину похибки для різних комбінацій вагових коефіцієнтів (ω_1 і ω_2), а ваговий вектор, початок якого знаходиться в початку координат, а кінець у точці, яка є проекцією локального мінімуму параболоїда на площину $\omega_1 \omega_2$, вказує напрямок мінімізації похибки [7].

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

Для корегування вагових коефіцієнтів можна застосувати правило Відроу–Хоффа або дельта – правило, яке в загальному вигляді має наступний математичний запис:

$$\Delta\omega_{ij} = \eta\delta_j x_i, \quad (7)$$

де $\delta_j = y_j - \hat{y}_j$ – потрібний вихід із нейрона j , а \hat{y}_j – фактичний (реальний) вихід із j – нейрона, x_i – сигнал, який прийшов від i -нейрона, η – коефіцієнт зміни вагових коефіцієнтів (норма навчання), $\Delta\omega_{ij}$ – величина зміни вагового коефіцієнта зв'язку між i та j нейроном.

У загальному вигляді дельта правило можна записати у вигляді:

$$\Delta\omega_{ij} = \eta\delta_j x_i = \eta(y_j - \hat{y}_j)x_i = \eta\left(y_j - \sum_{j=1}^m x_i \omega_{ij}\right)x_i. \quad (8)$$

Швидкість зміни похибки $\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_i}$ відносно зміни реального виходу із j -нейрона чисельно дорівнює:

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_i} = \hat{y}_j - y_j = -\tilde{\delta}, \quad (9)$$

а швидкість зміни виходу \hat{y}_j із j -нейрона від зміни вагових коефіцієнтів $\Delta\omega_{ij}$ можна записати у вигляді:

$$\frac{\partial \hat{y}_j}{\partial \omega_{ij}} = x_i. \quad (10)$$

Тоді швидкість зміни похибки від зміни вагових коефіцієнтів можна записати:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}_j} \frac{\partial \hat{y}_j}{\partial \omega_{ij}}, \quad (11)$$

$$-\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = -\delta_j x_i, \quad (12)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \delta_j x_i, \quad (13)$$

де $\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}}$ – похідна по поверхні похибок залежно від зміни вагових коефіцієнтів.

Тоді можна зробити висновок, що зміни вагових коефіцієнтів повинні відбуватися в напрямку, протилежному похідній по поверхні похибки, тобто в напрямку, протилежному до напрямку градієнта – у напрямку зменшення, а не збільшення.

Кількість вхідних нейронів відповідає певній кількості ознак, які визначають із простору, з якого будуть вибрані всі зразки на вхід ШНМ [8].

Вхідні значення зразків перетворюються під дією вагових коефіцієнтів матриці W_1 та зміщень Θ_1 та Θ_2 у підсумовуючому блоці (СБ) нейронів прихованого шару, а після активації пороговою функцією в блоці активації (БА) нейронів прихованого шару, одержуємо числові значення виходів із нейронів прихованого шару NET_I та NET_{II}. Потім у нейроні вихідного шару під дією вагових коефіцієнтів матриці W_2 та зміщення Θ_3 та активації пороговою функцією у БА вихідного нейрона, одержуємо вихідне числове значення ОВТ для кожного зразка вхідних сигналів x_1, x_2 .

Структурну схему ШНМ, розглянутої раніше, можна проілюструвати таким чином (рис. 2): вхідні нейрони нульового шару позначимо $1_0, 2_0$, приховані нейрони першого шару позначимо $1_{(1)}, 2_{(1)}$, а вихідний нейрон – символом $1_{(2)}$, вагові коефіцієнти зміщень для прихованого шару – $\Theta_{1(1)}$ та $\Theta_{2(1)}$, а вихідного шару – $\Theta_{1(2)}$, вхідні сигнали до 1_0 нейрона через $x_1 = (1,1,0,0)$, а вхідні сигнали до 2_0 нейрона – через $x_2 = (1,0,1,0)$, загальний вихідний сигнал до нульового шару запишемо у вигляді кортежу: $\{(x_1, x_2)\} = \{(1,0;1,0), (1,0;0), (0;1,0), (0;0)\}$, а вихідний сигнал – $OVT = \{0;1;1;0\}$, а вагові коефіцієнти відповідно ω_{ij} та γ_{jk} , матриці яких будуть: $W_1 = \begin{vmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} \\ \omega_{21} & \omega_{22} \end{vmatrix}$ та $W_2 = \begin{vmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{vmatrix}$.

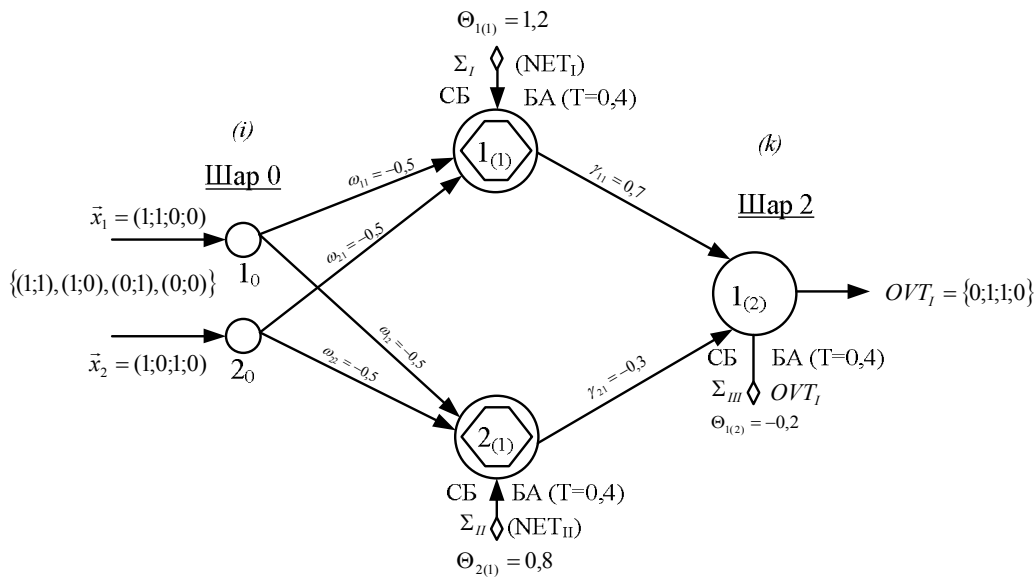


Рис. 2. Структурна схема штучної нейронної мережі

$$\Sigma_I = \sum_{i=1; j=1}^{i=n; j=m} x_i \omega_{ij} + \Theta_j; \quad i = 1, \bar{n}; j = 1, \bar{m}; \quad \Sigma_{II} = \sum_{i=1; j=1}^{i=n; j=m} x_i \omega_{ij} + \Theta_j; \quad i = 1, \bar{n}; j = 1, \bar{m};$$

$$\Sigma_{III} = \sum_{k=1; j=1}^{k=s; j=m} Y_j \gamma_{kj} + \Theta_k; \quad k = 1, \bar{s}; j = 1, \bar{m}.$$

У розглянутому випадку $n = 2, m = 2, s = 1$, де n – кількість нейронів нульового шару, m – кількість входів до нейронів прихованого шару від нейронів нульового шару (нейронів (першого) прихованого шару), s – кількість нейронів вихідного шару (другого шару); ω_{ij} – ваговий коефіцієнт від i -го шару (вхідного) до j -го нейрона прихованого шару. Тоді ω_{12} – ваговий коефіцієнт зв'язку від першого нейрона нульового шару (вхідного) до другого нейрона прихованого шару (першого шару), аналогічно для інших вагових коефіцієнтів. γ_{jk} – ваговий коефіцієнт зв'язку від j -го нейрона прихованого шару (першого шару) до k -го нейрона вихідного шару (другого шару).

Σ_I – сума вагових зв'язків, які входять до першого нейрона прихованого шару, Σ_{II} – сума вагових зв'язків, які входять до другого нейрона прихованого шару, Σ_{III} – сума вагових зв'язків, які входять до нейрона виходу (другого шару). $NET_I = Y_I$ – сигнал виходу із першого нейрона прихованого шару, після активації пороговою функцією ($T=0,4$ – числове значення порогу), NET_{II} – сигнал виходу із другого нейрона прихованого шару (шар 2), OVT – числове значення вихідного сигналу із першого нейрона

TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES

вихідного шару (другого шару), після активації пороговою функцією ($T = 0,4$ – числове значення порогу функції активації). $\{(1,0;1,0), (1,0;0), (0;1,0), (0;0)\}$ – кортеж вхідних сигналів до нульового шару (вхідного шару), $\{1,0,0\}$ – кортеж вихідних сигналів із другого шару (вихідного шару).

$\Theta_{1(1)}, \Theta_{2(1)}, \Theta_{1(2)}$ – вагові коефіцієнти зміщень першого та другого нейронів прихованого шару (першого шару) та першого нейрона вихідного шару (другого шару). $\vec{x}_1 = (1,0;1,0;0;0)$ – вектор вхідних значень до першого нейрона (1_0) вхідного шару (нульового шару), $\vec{x}_2 = (1,0;0;1,0;0)$ – вектор вхідних значень до другого нейрона (2_0) вхідного шару (нульового шару).

Схематично зображена ШНМ на рис. 2 для різних вхідних векторів буде одержувати на виході відповідні кожному з них значення [9]:

1. $(1,0;1,0)$ на вході, а на виході $OVT=0$;
2. На вході $(1,0;0)$, а на виході $OVT=1$;
3. На вході $(0;1,0)$, а на виході $OVT=1$;
4. На вході $(0;0)$, а на виході $OVT=0$.

Отже, кожному вхідному вектору (x_1, x_2) на виході ШНМ відповідає певне числове значення OVT .

Порогова функція

$$F(NET) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } NET < T \\ 1, & \text{якщо } NET \geq T \end{cases} \quad (14)$$

є прикладом нелінійної функції активації.

Прикладом лінійної функції є

$$F(NET) = \beta(NET), \quad (15)$$

область значень якої $F(NET) \in (-\infty; +\infty)$, за наявності якої у БА, вихід із нейрона буде дорівнювати значенню входу в цей нейрон, якщо $\beta = 1$. Тоді можна зробити висновок, що багатошарова нейронна мережа з лінійною функцією активації може розв'язувати лише ті задачі, які можуть розв'язувати одношарові нейронні мережі, які мають лише вхідні і вихідні нейрони. Тоді можна зробити такий висновок, що для багатошарових НМ треба використовувати нелінійні функції активації, це логістична функція

$$F(NET) = 1 + \exp[-\alpha \cdot NET^{-1}], \quad (16)$$

або інші нелінійні функції. Найкращим варіантом є логістична, оскільки вона є неперервною на всій області визначення $(-\infty; +\infty)$, диференційованою й монотонно зростаючою для всіх NET від $(-\infty; +\infty)$ (на інтервалі значень $(0;1)$).

Таким чином, кожний елемент i множини вхідних значень x з'єднаний ваговим значенням $x_i \omega_{ij}$ із кожним ШН, а в СБ нейрона знаходять вагову суму входів до цього нейрона, яка поступає на БА, після активації в якому, на вихід до вихідного шару вийде сигнал NET . Вихідний вектор \vec{L} НМ, компонентами якого є виходи OVT із нейронів вихідного шару, чисельно дорівнює добутку матриці \vec{X} – вектор-рядок вхідних сигналів на матрицю W – матриця вагових коефіцієнтів, тобто [10]:

$$L = XW, \quad (17)$$

де \vec{L} – матриця-рядок.

Багатошарові НМ мають значно більше можливостей при розв'язуванні практичних і прикладних задач, вони являють собою набір шарів, таких, що вихід з одного шару буде входом до наступного шару, а збільшення обчислюваних можливостей (потужно-

стей) у порівнянні з одношаровою НМ, можливе лише за наявності нелінійної функції активації між шарами.

Якщо в багатошарових НМ відсутня нелінійна функція активації, то обчислення числового значення вихідного шару знаходять як добуток вихідного вектора X на першу вагову матрицю W_1 , потім на наступну вагову матрицю W_2 . Тобто

$$OVT = (\hat{X}W_1)W_2, \quad (18)$$

а в результаті того, що добуток матриць асоціативний, тоді

$$OVT = (XW_1)W_2 = X(W_1W_2). \quad (19)$$

Тобто, по суті, здійснений перехід від багатошарової НМ до одношарової НМ, тобто двошарова НМ еквівалентна одному прихованому шару з ваговою матрицею, що дорівнює добутку двох вагових матриць ($W_{zag} = W_1W_2$).

Тоді

$$OVT = (XW_1)W_2 = X(W_1W_2) = X(W_{zag}). \quad (20)$$

Отже, будь-яка багатошарова НМ із лінійною функцією активації може бути замінена на еквівалентну одношарову НМ із ваговою матрицею:

$$W_{zag} = W_1W_2. \quad (21)$$

НМ, які розглядалися раніше, називають прямого поширення вхідного сигналу або мережі з прямими зв'язками, тобто від вхідного шару до шару виходу сигналу із НМ, тобто від попереднього шару до наступного і по порядку. Але можливості таких НМ обмежені, у них відсутня пам'ять, тобто їх вихід повністю визначається значеннями вхідних векторів і значеннями вагових коефіцієнтів. Такі мережі ще називають НМ без зворотних зв'язків.

НМ, які мають зв'язки від вихідних шарів до вхідних, називають мережами з обмеженим зв'язком. У деяких НМ із обмеженими зв'язками значення виходу з мережі повертається на вхідні шари, тобто вихід буде як вхід. Тому НМ з оберненими зв'язками мають властивість, схожу на короткотермінову людську пам'ять.

Алгоритм зворотного поширення сигналу у НМ складається з напрямків поширення сигналу [11]:

- 1) прямий напрямок поширення сигналу від нульового шару до вихідного шару;
- 2) зворотний напрямок поширення сигналу від вихідного шару до вхідного, передаючи значення похибки від вихідного шару до вхідного (першого) шару, що і визначає на яку величину потрібно корегувати вагові коефіцієнти у процесі навчання ШНМ, яке застосовується для того, щоб ШНМ змогла виконувати поставлену перед нею задачу за даними, які до неї надходять.

За допомогою програми «Statistica» було побудовано графіки електроспоживання для прогнозування електроспоживання із загальної мережі ПАТ Полтавський ГОК на 1 січня 2017 року з використанням нейронних мереж [12]. Результат прогнозування в порівнянні з реальними даними має незначне відхилення (рис. 3).

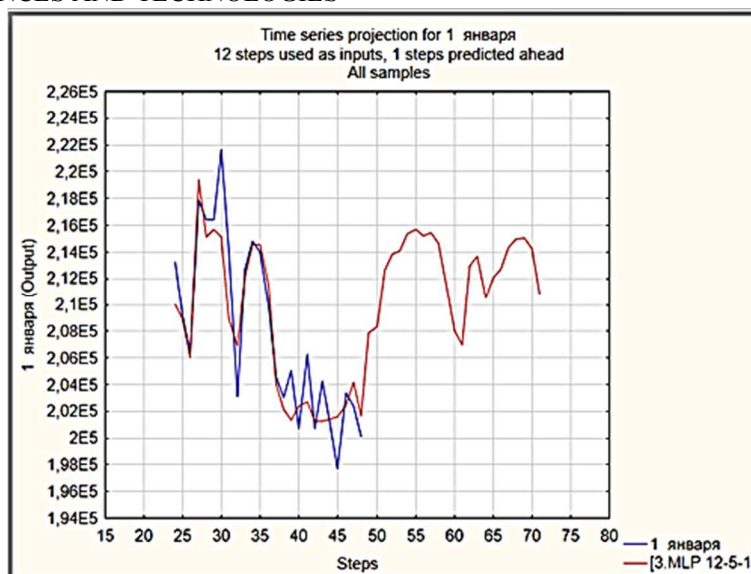


Рис. 3. Короткостроковий (добовий) прогноз електроспоживання із загальної мережі ПАТ Полтавський ГОК на 1 січня 2017 року з використанням нейронних мереж

Висновки відповідно до статті. Для прогнозування, з достатнім рівнем ймовірності, електроенергоспоживання залізрудними підприємствами необхідно вирішити багатокритеріальну задачу з обов'язковим попереднім визначенням всіх факторів, що впливають та визначають рівні енергоспоживання конкретного підприємства.

Застосування нейронних мереж у системах прогнозування електроенергетичних параметрів джерел розосередженої генерації дозволить забезпечити багатфакторне прогнозування, що дозволить покращити прогнозованість згенерованої електроенергії розосередженою генерацією в часі, в умовах залізрудних підприємств.

Список використаних джерел

1. Синчук О. Н., Бойко С. М. Нейронні мережі та управління процесом управління електропостачанням об'єктів від комбінованих електричних мереж. *Технічна електродинаміка*. 2014. № 5. С. 53-55.
2. Головкин В. А. Нейронные сети. Обучение, организация и применение. Книга 4. Москва: ИПРЖР, 2001. 256 с.
3. Клепиков В. Б., Махота К. В., Сергеев С. А. Застосування методів нейронних мереж і генетичних алгоритмів у вирішенні завдань управління електроприводами. *Електротехніка*. 1999. № 5. С. 2-6.
4. Руденко О. Г., Бодяньський Є. В. Основи теорії штучних нейронних мереж. Харків: ТЕЛТЕХ, 2002. 317 с.
5. Ліла В. Б. Алгоритм і програмна реалізація адаптивного методу навчання штучних нейронних мереж. *Інженерний вісник Дона*. 2012. Т. 19, № 1. С. 55-59.
6. Switch operation power losses of quasi-resonant pulse converter with parallel resonant circuit / Denisov Y., Gorodny A., Gordienko V., Yershov R., Stepenko S., Kostyrieva O., Prokhorova A. *International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO): Thirty-Fourth Annual IEEE*. 2016. P. 327-332.
7. Impact of Supply Voltage Change on the Energy Performance of Boost Quasi-Resonant Converter for Radioelectronic Equipment Power Supplies / Gorodniy O., Gordienko V., Stepenko S., Boyko S., Sereda O. *Modern Electrical and Energy Systems (MEES)*. 2017. P. 232-235.
8. Buchholz B., Styczynski Z. *Smart Grids Fundamentals and Technologies in Electricity Networks*. Springer 2014. 396 p.
9. Shumilova G. P., Gotman N. E., Startceva T. B. Electrical load forecasting using an artificial intelligent methods. *RNSPE, 10-14 September, 2001*. Proceedings. Kazan: Kazan State Power Eng. University, 2001. Vol. I. P. 440-442.

10. Bayir R., Bay O. F. Kohonen Network based fault diagnosis and condition monitoring of serial wound starter motors. *IJSIT Lecture Note of International Conferense on Intelligent Knowledge Systems*. 2004. Vol. 1, № 1.

11. Charytoniuk W., Chen M. S. Short-term Forecasting in Power Systems Using a General Regression Neural Network. *IEEE Trans. on Power Systems*. 1995. Vol. 7, № 1.

12. Boiko S. The operative prognosis to the conditions of the electrical supply complex – electric consumption of mining companies. *Авіація, промисловість, суспільство: збірник тез доповідей I Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених, курсантів та студентів (27 квітня 2018 р., м. Кременчук)*. Кременчук: ПП Щербатих О.В., 2018. С. 30.

References

1. Sinchuk, O. N., Boiko, S. N. (2014). Neironnye seti i upravlenie protsessom upravleniia elektro-snabzheniem obektov ot kombinirovannykh elektricheskikh setei [Neural networks and management of the process of power supply control of facilities from combined electric networks]. *Tekhnichna elektrodinamika – Technical electrodynamics*, 5, 53-55 [in Russian].

2. Golovko, V. A. (2001). *Neironnye seti: obuchenie, organizatsiia i primenenie. Kniga 4 [Neural networks: training, organization and application. Book 4]*. Moscow: In IPRZhR [in Russian].

3. Klepikov, V. B., Mahotilo, K. V., Sergeev, C. A. (1999). Primenenie metodov neironnyhsetei i geneticheskikh algoritmov v reshenii zadach upravlenisa elektroprivodami [Application of methods of neural networks and genetic algorithms in solving problems of control of electric drives]. *Elektrotehnika – Electrical Engineering*, 5, 2-6 [in Russian].

4. Rudenko, O. G. (2002). *Osnovy teorii iskusstvennyh neyronnyh setej [Fundamentals of the theory of artificial neural networks]*. Kharkiv: In TELETEH [in Russian].

5. Lila, V. B. (2012). Algoritm i programmajna realizacija adaptivnogo metoda obucheniija iskusstvennyh neyronnyh setej [Algorithm and software implementation of the adaptive method of learning artificial neural networks]. *Inzhenernyj vestnik Dona – The engineer's messenger of the Don*, 1, 55-59 [in Russian].

6. Denisov, Y., Gorodny, A., Gordienko, V., Yershov, R., Stepenko, S., Kostyrieva, O., Prokhorova, A. (2016). Switch operation power losses of quasi-resonant pulse converter with parallel resonant circuit. *International Scientific Conference on Electronics and Nanotechnology (ELNANO): Thirty-Fourth Annual IEEE* (pp. 327-332).

7. Gorodniy, O., Gordienko, V., Stepenko, S., Boyko, S., Sereda, O. (2017). Impact of Supply Voltage Change on the Energy Performance of Boost Quasi-Resonant Converter for Radioelectronic Equipment Power Supplies. *Modern Electrical and Energy Systems (MEES)* (pp. 232-235).

8. Buchholz, B., Styczynski, Z. (Springer 2014). *Smart Grids Fundamentals and Technologies in Electricity Networks*.

9. Shumilova, G. P., Gotman, N. E., Startceva, T. B. (2001). Electrical load forecasting using an artificial intelligent methods. *RNSPE, 10-14 September, 2001* (vol. I, pp. 440-442). Kazan: Kazan State Power Eng. University.

10. Bayir R., Bay O. F. (2004). Kohonen Network based fault diagnosis and condition monitoring of serial wound starter motors. *IJSIT Lecture Note of International Conferense on Intelligent Knowledge Systems*, 1(1).

11. Charytoniuk, W., Chen, M. S. (1995). Short-term Forecasting in Power Systems Using a General Regression Neural Network. *IEEE Trans. on Power Systems*, 7 (1).

12. Boiko S. (2018). The operative prognosis to the conditions of the electrical supply complex – electric consumption of mining companies. *Авіація, промисловість, суспільство: збірник тез доповідей I Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих вчених, курсантів та студентів – Aviation, Industry, Society: Proceedings of the First All-Ukrainian Scientific and Practical Conference of Young Scientists, Cadets and Students* (April 27, 2018, Kremenchuk) (pp. 30). Kremenchuk, PP Shcherbatykh O. V.

*Serhii Boiko, Andrey Nekrasov, Oleksiy Gorodny,
Alona Khebda, Artem Dmitrenko, Maryna Nozhnova*

FORECASTING ELECTRICITY PROCESSING OF SIDE-BASED EQUIPMENT IN THE IMPLEMENTATION OF THEIR DISPOSABLE GENERATION ELECTRICAL SUPPLY SYSTEM

Urgency of the research. Iron ore are one of the largest consumers of fuel and energy resources in Ukraine. At the same time, the analysis of the distribution of electricity consumption flows shows that a large share of electric energy belongs to local energy objects, which, in general, determines the relevance of the study of the issue of the features of prediction of electricity consumption from the network in the conditions of enterprises and the relevance of the use of this combined approach, especially when implementing the electricity supply structure of these dispersed generation enterprises.

Target setting. The problematic robots ϵ synthesis of peculiarities of the prediction of the electrical supply of households when they are supplied to the system of electrical distribution of the redundant generation.

Actual scientific researches and issues analysis. In previous studies, the authors substantiate the positive effect of the introduction of distributed generation sources in the conditions of industrial enterprises, namely modularity, reliability, local control, reduction of negative impact on the environment and small start-up period. These facilities, which are hundreds of hectares in the scale of Ukraine, can and should, in all their parameters, become a landfill for the dissemination of complex sources of dispersed generation, which in essence should become mini- or micro-power plants in the structure of power supply systems of Ukrainian enterprises, including iron ore enterprises.

Uninvestigated parts of general matters defining. In the conditions of iron ore enterprise, which has a very complex and branched structure, and technological processes are very complex and depend on many factors, forecasting is a difficult and difficult task, provided that a forecast error not exceeding 4% is obtained. Therefore, in the conditions of the iron ore enterprise it is advisable to use artificial neural networks to predict the power consumption, which imply the presence of significant connections between individual factors.

The research objective. Thus, an urgent scientific and practical task is to study the features and mechanism of forecasting power consumption of iron ore enterprises when using sources of dispersed generation in the composition of their power supply.

The statement of basic materials. As a result of the analysis of the possibility of introducing dispersed generation in the energy systems of iron ore enterprises, it was found that the sources of dispersed generation affect the distribution networks of these enterprises and turn them into active elements. This leads to the necessity of changes in the strategy of management of the distribution networks of the enterprise and planning of the structure and regimes of local energy systems. The article proposes the use of artificial neural networks for the prediction of electric power consumption, especially when introducing sources of dispersed generation in the complex of power supply. Statistica program has been used to construct power consumption graphs from the general network of PJSC Poltava GOK using neural networks. The prediction result compared to the actual data has a slight deviation, which is acceptable.

Conclusions. To predict, with a sufficient degree of probability, the electricity consumption of the iron ore enterprises it is necessary to solve a multicriteria task with the obligatory preliminary determination of all factors influencing and determining the levels of energy consumption of a particular enterprise.

The application of neural networks in prediction systems of power parameters of distributed generation sources will allow for multifactor prognostication, which will improve the predictability of generated electricity by a rotational generation in time, in the conditions of iron ore enterprises.

Keywords: dispersed generation; electrical supply of enterprises; forecasting of electro-consumption; artificial neurons networks.

Fig.: 3. Bibl.: 12.

Бойко Сергій Миколайович – кандидат технічних наук, завідувач кафедри енергозабезпечення і систем управління, викладач кафедри енергозабезпечення і систем управління, Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ (вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна).

Boiko Serhii – PhD in Technical Sciences, head of the department of energy supply and management systems, teacher of the department of energy supply and management systems, Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs (17/6 Peremohy Str., 39605 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: bsn1987@i.ua

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-9778-2202>

Scopus ID: 56417478200

Некрасов Андрій Вікторович – кандидат технічних наук, доцент, Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського (вул. Першотравнева, 20, м. Кременчук, 39600, Україна).

Nekrasov Andrey – PhD in Technical Sciences, Kremenchuk National University of Michaylo Jstrogradskiy (17/6 Perchotravneva Str., 39600 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: boikosn2017@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3507-1987>

Городній Олексій Миколайович – кандидат технічних наук, старший викладач кафедри промислової електроніки, Чернігівський національний технологічний університет (вул. Шевченка, 95, Чернігів, 14035, Україна).

Gorodny Oleksiy – PhD in Technical Sciences, senior lecturer of the Industrial Electronics Department, Chernihiv National University of Technology (95 Shevchenka Str., 14035 Chernihiv, Ukraine).

E-mail: aleksey.gorodny@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-5303-9564>

Web of Science: H-1425-2016

Scopus ID: 55327980200; 56338229500; 57191829796

Хебда Альона Сергіївна – спеціаліст I категорії, Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ (вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна).

Khebda Alona – specialist category I, Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs (17/6 Peremohy Str., 39605 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: alenahebda@gmail.com.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1917-9509>

Дмитренко Артем Юрійович – аспірант, Кременчуцький національний університет імені Михайла Остроградського (вул. Першотравнева, 20, м. Кременчук, 39600, Україна).

Dmitrenko Artem – Phd student, Kremenchuk National University of Michaylo Jstrogradskiy (17/6 Perchotravneva Str., 39600 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: boikosn2017@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3507-1987>

Ножнова Марина Олександрівна – викладач, Кременчуцький льотний коледж Харківського національного університету внутрішніх справ (вул. Перемоги, 17/6, м. Кременчук, 39605, Україна).

Nozhnova Maryna – lecturer, Kremenchuk Flight College of Kharkiv National University of Internal Affairs (17/6 Peremohy Str., 39605 Kremenchuk, Ukraine).

E-mail: marina.nozhnova@yahoo.com