

БОЙКО С. М.

Національний університет "Запорізька політехніка"

ЩОКІН В. П.

Криворізький національний університет

ВИШНЕВСЬКИЙ С. Я.

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені І. Сікорського»

ДАНІЛІН О. В.

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені І. Сікорського»

ПОДГОРНИХ Н. В.

Кременчуцький льотний коледж Харківського університету внутрішніх справ

ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ АВІАЦІЙНИХ ПІДПРИЄМСТВ ПРИ РЕКОНФІГУРАЦІЇ СИСТЕМИ ЇХ ЕЛЕКТРОПОСТАЧАННЯ

Метою даної роботи є синтез особливостей прогнозування електроспоживання підприємств авіаційної галузі при впровадженні до системи їх електропостачання джерел розосередженої генерації. На авіаційних підприємствах актуальним є впровадження в загальну структуру систем електроживлення розосередженої генерації. Для прогнозування, з достатнім рівнем вірогідності, електроенергоспоживання авіаційних підприємств необхідно вирішити багатокритеріальну задачу. Застосування нейронних мереж в системах прогнозування електроенергетичних параметрів дозволить забезпечити багатофакторне прогнозування. Такий підхід дозволить покращити прогнозованість згенерованої електроенергії розосередженою генерацією в часі, що зменшить в свою чергу, похибку прогнозу електроспоживання з мережі в умовах цих підприємств. Запропонована структурна схема визначення прогнозних показників енергоспоживання із мережі авіаційного підприємства, при впровадженні в структуру електропостачання цих підприємств джерел розосередженої генерації, для подальшої реалізації прогнозної моделі.

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

Sergii BOYKO

Zaporizhzhya Polytechnic National University

Vadim SHCHOKIN

Kryvyi Rih National University

Sviatoslav VYSHNEVSKY, Olexsander DANILIN

National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute named after I. Sikorsky"

N. PODGORNYYKH

Kremenchug Flight College of Kharkiv University of Internal Affairs

FORECASTING OF ELECTRICITY CONSUMPTION OF AVIATION ENTERPRISES DURING RECONFIGURATION OF THEIR POWER SUPPLY SYSTEM

The purpose of this work is the features of forecasting the electricity consumption of aviation companies in their introduction into the power supply system of sources of dispersed generation. At aviation enterprises, the introduction of dispersed generation power supply systems into the general structure is important. To predict, with a sufficient level of probability, the energy consumption of aviation enterprises, it is necessary to solve a multi-criteria problem. The use of neural networks in systems for forecasting energy parameters allows the use of multifactorial forecasting. This approach will improve the forecasting of generated electricity by distributed generation over time, which in turn will reduce the error of the forecast of electricity consumption from the grid in the conditions of these enterprises. The structural scheme of determination of forecast indicators of energy consumption from the network aviation enterprise, introduced into the structure of power supply of these enterprises of sources of dispersed generation, for further realization of the forecast model is offered.

Keywords: distributed generation, power supply, power consumption forecasting, artificial neural networks

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

В контексті Авіаційної стратегії України з посеред інших, мають бути вирішені завдання підвищення рівня безпеки авіаційного транспорту та розвиток авіаційних перевезень. Між тим, аналіз стану авіаційної галузі показує необхідність її модернізації та реорганізації. У тому числі є необхідність підвищення надійності електропостачання об'єктів авіаційних підприємств.

На сьогоднішній день, децентралізовані енергосистеми можуть бути надзвичайно прибутковою сферою для капіталовкладень, якщо є можливість розміщувати джерела генерації енергії поблизу споживачів [1].

Україна має потужні ресурси розосередженої генерації (РГ). Експлуатація різних типів РГ, у тому числі відновлюваних джерел електричної енергії, є ефективною практично на всій території України [1].

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

Аналіз останніх досліджень і публікацій

У ряді попередніх досліджень автори обґрунтовують позитивний ефект від впровадження джерел РГ в умовах промислових підприємств. Між тим, ці об'єкти, а це в масштабах України сотні гектарів, по всіх своїх параметрах можуть стати об'єктами для розміщення комплексів РГ. Це мають стати, міні- або мікроелектростанціями в структурах систем електропостачання підприємств авіаційної галузі України [2-10].

Таким чином, актуальною науково-практичною задачею є дослідження особливостей та механізму прогнозування електроспоживання авіаційних підприємств при використанні джерел РГ.

Формулювання цілей статті

Головною метою цієї роботи є синтез особливостей прогнозування електроспоживання авіаційних підприємств при впровадженні до системи їх електропостачання джерел розосередженої генерації.

Виклад основного матеріалу

Аналіз впровадження джерел РГ у складі енергетичних систем авіаційних 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 прийнятті стратегії управління розподільними мережами підприємства та планування структури і режимів локальних енергетичних систем. [4].

До складу запропонованої системи електропостачання РГ входить наступне устаткування: вітроенергетична станція (ВЕС), сонячна електростанція (СЕС), та інші джерела електричної енергії; 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 електроенергії від РГ у постійний струм для живлення інвертора й заряду акумуляторних батарей і постійного струму від акумуляторів напруги змінного струму зі стандартними параметрами (рис. 1).

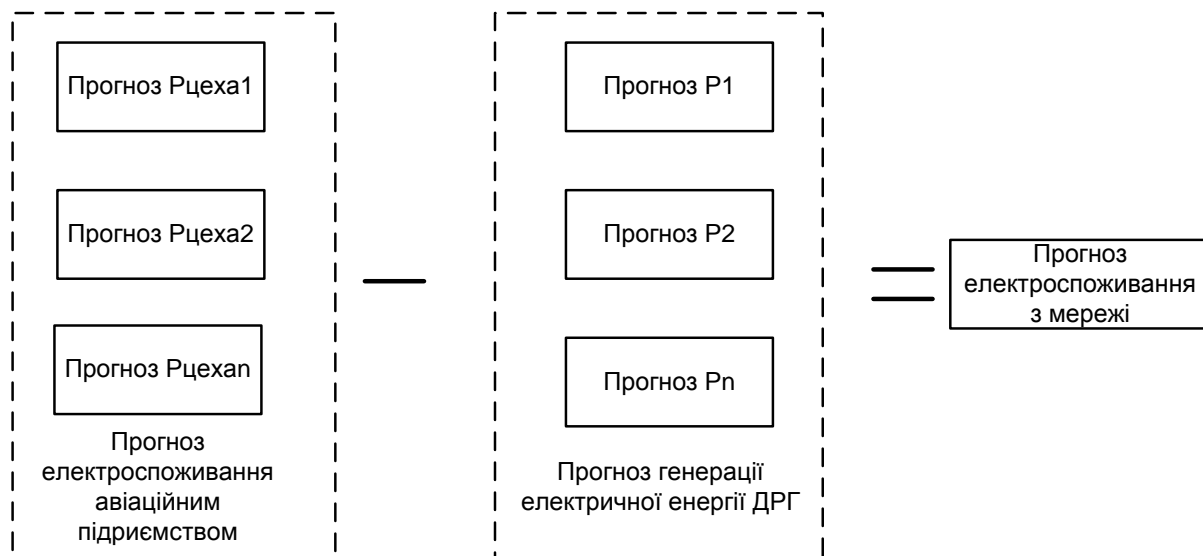


Рис. 1 Структурна схема визначення прогнозних показників енергоспоживання із мережі авіаційного підприємства, при впровадженні в структуру електропостачання джерел розосередженої генерації

Аспекти електроспоживання підприємств авіаційної галузі залежать від багатьох факторів, що безумовно ускладнює завдання оперативного точного прогнозування з мінімальним відсотком похибки. Тому в для вирішення поставленої задачі слід використовувати штучних нейронних мереж (ШНМ), які передбачають наявність суттєвих зв'язків між окремими факторами.

Нейрони слабко зв'язаних ШНМ розміщуються у вершинах прямокутної або гексагональної решітки, а кожний нейрон буде зв'язаний із чотирма сусідніми нейронами (окіл фон Неймона) або із шістьма сусідніми нейронами (окіл Голея), або із 8-ма сусідніми нейронами (окіл Мура) [2].

ШНМ по відношенню від типу функцій активації, які входять до структури ШН поділяють:

- 1) гомогенні ШНМ, які складаються із нейронів одного типу із єдиною функцією активації;
- 2) гетерогенні ШНМ, які складаються з нейронів із різними функціями активації.

ШНМ, в залежності від стану, в якому знаходяться нейтрони, поділяють на аналогові і бінарні, а в залежності від кількості нейронів, які змінюють свій стан в деякий момент часу, поділяють на: синхронні ШНМ, коли лише один нейрон змінює свій стан; асинхронні, коли свій стан змінює декілька нейтронів (група нейронів).

Функціонування ШНМ базується 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 і вхідними сигналами від інших нейронів, попередніх шарів.

В результаті перетворень вхідних сигналів у нейронах певних слоїв на виході із ШНМ одержують сигнал ОВТ.

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

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

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

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

$$\vec{B} = \vec{X}\vec{W}, \quad (2)$$

де \vec{B} – вектор-рядок.

Якщо потрібний вихід із i -го нейрона позначити y_i , а реальний вихід із i -го нейрона позначити \hat{y}_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 виборки:

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

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

Для одного зразка, при лінійній функції активації сигналу у 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 даний вираз одержимо:

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

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

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

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. Так як $a = 0,5x_1^2 > 0$, о то витки параболи направлені вгору (в додатному напрямку вісі E). А це означає, що графік залежності $E(\omega_1)$ має локальний мінімум, який співпадає із вершиною параболи, яка є графіком залежності $E(\omega_1)$ [6].

Так як 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 і малоімовірно, що буде знаходитись в точці локального мінімуму.

Отже, в процесі навчання ШНМ повинна проводити корекцію (зміну значень) вагових коефіцієнтів

так, щоб мінімізувати числове значення загальної похибки (E), тобто щоб $E \rightarrow E_{\min}$, причому цей процес повинний проходити якомога швидше, тобто за меншу кількість ітерацій і 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 у початку координат, а кінець у точці, яка є проекцією локального мінімуму параболоїда на площину $\omega_1 \omega_2$, вказує напрямок мінімізації похибки [7].

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

$$\Delta \omega_{ij} = \eta \delta_j x_i, \tag{7}$$

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

В загальному вигляді дельта правило можна записати у вигляді:

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

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

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_i} = \hat{y}_j - y_j = -\delta_j, \tag{9}$$

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

$$\frac{\partial \hat{y}_j}{\partial \omega_{ij}} = x_i. \tag{10}$$

Тоді швидкість зміни похибки від зміни вагових коефіцієнтів можна записати:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial \hat{y}_j} \frac{\partial \hat{y}_j}{\partial \omega_{ij}}, \tag{11}$$

$$-\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = -\delta_j x_i, \tag{12}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \delta_j x_i, \tag{13}$$

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 у напрямку, протилежному похідній по поверхні похибки, тобто в напрямку, протилежному до напрямку градієнта – в напрямку зменшення, а не збільшення.

Кількість вхідних нейронів відповідає певній кількості ознак, які визначають простору, із 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 у блоці активації (БА) нейронів прихованого шару, одержуємо числові значення виходів із нейронів прихованого шару NET₁ та NET_п. 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 наступним чином: 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 $W_2 = \begin{vmatrix} \gamma_{11} \\ \gamma_{21} \end{vmatrix}$.

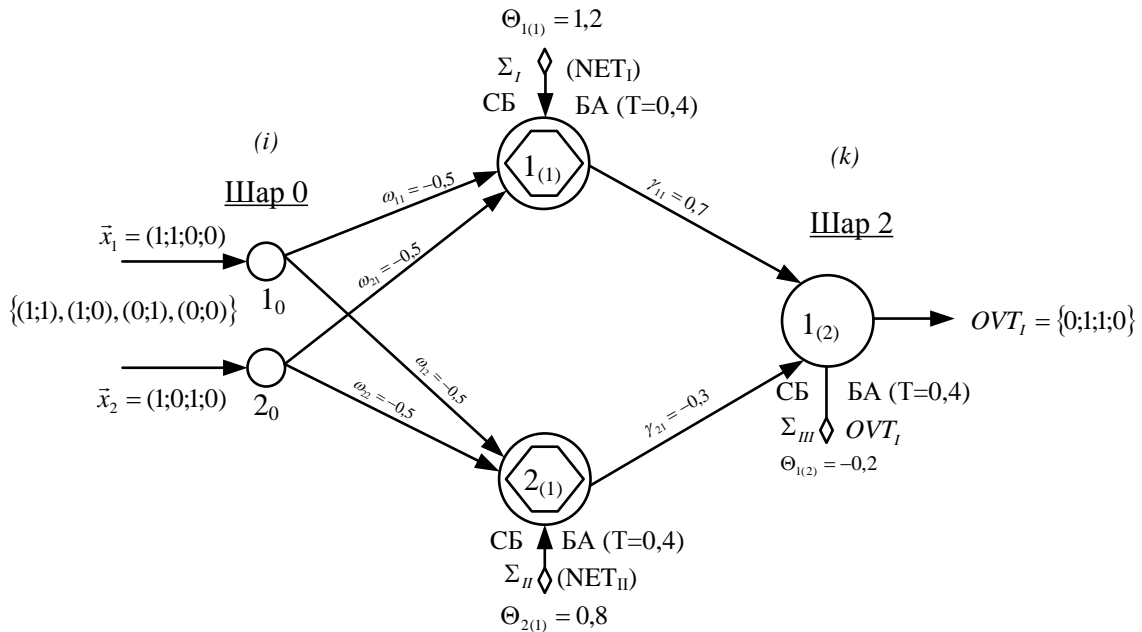


Рисунок 2. Структурну схему штучної нейронної мережі

$$\Sigma_I = \sum_{i=1; j=1}^{i=n; j=m} x_i \omega_{ij} + \Theta_j ; i = 1, \bar{n}; j = 1, \bar{m} ; \Sigma_{II} = \sum_{i=1; j=1}^{i=n; j=m} x_i \omega_{ij} + \Theta_j ; i = 1, \bar{n}; j = 1, \bar{m} ; \Sigma_{III} = \sum_{k=1; j=1}^{k=s; j=m} Y_j \gamma_{kj} + \Theta_k ; k = 1, \bar{s}; j = 1, \bar{m} .$$

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 нейтрона нульового шару (вхідного) до другого нейрона прихованого шару (першого шару), аналогічно для інших вагових коефіцієнтів. γ_{jk} – ваговий коефіцієнт зв'язку від j -го нейтрона 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). $NET_I = Y_1$ – 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 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), $\{1,1,0,0\}$ – 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). $\bar{x}_1 = (1,0;1,0;0;0)$ – вектор вхідних значень до першого нейрона (1_0) вхідного шару (нульового шару), $\bar{x}_2 = (1,0;0;1,0;0)$ – 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 $F(NET) \in (-\infty; +\infty)$, при наявності якої у БА, вихід із нейрона буде рівним значенню входу у цей нейрон, якщо $\beta = 1$. Тоді можна зробити висновок, що багатошарова нейронна мережа із 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 наступний 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 і монотонно зростаючою для всіх NET від $(-\infty; +\infty)$ (на інтервалі значень (0;1)).

Отже, кожний елемент і множини вхідних значень x з'єднаний ваговим значенням $x_i \omega_{ij}$ із кожним ШН, а в СБ нейрона знаходять вагову суму входів до даного 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 рівний 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 (потужностей) у порівнянні із одношаровою НМ, можливе лише при 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, рівною добутку двох вагових матриць ($W_{заг} = W_1W_2$).

Тоді

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

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

$$W_{заг} = W_1W_2. \quad (21)$$

НМ, які розглядалися раніше, називають прямого поширення вхідного сигналу або мережі з прямими зв'язками, тобто від вхідного шару до шару виходу сигналу із Н, 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 зворотніх 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 із мережі повертається на вхідні шари, тобто вихід буде як вхід. Тому НМ із оберненими зв'язками мають властивість, схожу на короткотермінову людську пам'ять.

Алгоритм зворотного поширення сигналу у НМ складається із напрямків поширення сигналу [10]:

- 1) прямиий 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 по даних, які до неї надходять.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

З метою вирішення завдання прогнозування електроенергоспоживання підприємствами авіаційної галузі України обхідно вирішити багатокритеріальну задачу, що ускладнюється великою кількістю факторів, що впливають та визначення прогнозованого рівня енергоспоживання.

Необхідність прогнозування рівня електроенергоспоживання підприємствами авіаційної галузі обумовлено сучасними особливостями закупівлі електричної енергії.

Застосування нейронних мереж для прогнозування рівня електроспоживання в енергетичних системах підприємств авіаційної галузі дозволить знизити відсоток похибки при впровадженні до системи електропостачання цих підприємств джерел розосередженої генерації.

Література

1. Бабак В. П., Харченко В. П., Максимов В. О. та ін. Безпека авіації К., 2004. 584 с.
2. Синчук О. Н., Бойко С. М. Нейронні мережі та управління процесом управління електропостачанням об'єктів від комбінованих електричних мереж // технічний електродинаміка. - 2014. - № 5. - С. 53-55.
3. Клепиков В. Б. Застосування методів нейронних мереж і генетичних алгоритмів у вирішенні завдань управління електроприводами / В. Б. Клепиков, К. В. Махота, СА Сергеев // Електротехніка. - 1999. - № 5. - С. 2-6.
4. Руденко О. Г. Основи теорії штучних нейронних мереж / О. Г. Руденко, Є. В. Бодяньський. - Харків: ТЕЛТЕХ, 2002. - 317 с.
5. Ліла В. Б. Алгоритм і програмна реалізація адаптивного методу навчання штучних нейронних мереж / В. Б. Ліла // Інженерний вісник Дона. - 2012. - Т. 19. - № 1. - С. 55-59.
6. Denisov Y. 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. Gorodniy O. 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. Kohonen Network based fault diagnosis and condition monitoring of serial wound starter motors [Text] / R. Bayir, O. F. Bay: IJSIT Lecture Note of International Conference on Intelligent Knowledge Systems, Vol. 1, № 1, 2004.

References

1. Babak V. P., Xarchenko V. P., Maksymov V. O. ta in. Bezpeka aviacyi K., 2004. 584 s.
2. Synchuk O. N., Bojko S. M. Nejrinni merezhi ta upravlinnya procesom upravlinnya elektroposta-channiam ob'yektiv vid kombinovanykh elektrychnyx merezh // texnichnyj elektrodinamika. - 2014. - № 5. - S. 53-55.
3. Klepikov V. B. Zastosuvannya metodiv nejronnykh merezh i henetychnyx alhorytmiv u vyrishenni zavdan" upravlinnya elektroprivodamy / V. B. Klepikov, K. V. Maxota, CA Serhyeyev // Elektrotexnika. - 1999. - № 5. - S. 2-6.
4. Rudenko O. H. Osnovy teoryi shtuchnykh nejronnykh merezh / O. H. Rudenko, Ye. V. Bodyans"kyj. - Xarkiv: TELETEx, 2002. - 317 s.
5. Lila V. B. Alhorytm i prohramna realizaciya adaptyvnoho metodu navchannya shtuchnykh nejronnykh merezh / V. B. Lila // Inzhenernyj visnyk Dona. - 2012. - T. 19. - № 1. - S. 55-59.
6. Denisov Y. 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. Gorodniy O. 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 r.
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. Kohonen Network based fault diagnosis and condition monitoring of serial wound starter mo-tors [Text] / R. Bayir, O. F. Bay: IJSIT Lecture Note of International Conference on Intelligent Knowledge Sys-tems, Vol. 1, № 1, 2004.