

УДК 621.311.001

В.В. Каплун, докт. техн. наук, проф. ORCID 0000-0001-7040-9344
Національний університет біоресурсів і природокористування України
В.М. Штепа, канд. техн. наук, доц. ORCID 0000-0002-2796-3144
Поліський державний університет, Республіка Білорусь
С.С. Макаревич, канд. техн. наук, доц. ORCID 0000-0002-9601-5156
Національний університет біоресурсів і природокористування України

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ГЕНЕРАЦІЇ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ ВІДНОВЛЮВАЛЬНИМИ ДЖЕРЕЛАМИ У СИСТЕМІ ЕНЕРГОМЕНЕДЖМЕНТУ ЛОКАЛЬНИХ ОБ'ЄКТІВ

Метою дослідження є обґрунтування та реалізація нейромережевої моделі для прогнозування генерації відновлюваними джерелами у системі енергоменеджменту локальних об'єктів.

Для створення інтелектуального прогностичного апарату використані нейромережеве моделювання, теорія обчислювального інтелекту та градієнтні оптимізаційні методи аналізу поведінки багатокомпонентних систем. У роботі обґрунтовані засади інтелектуального управління комбінованим електрозабезпеченням локальних об'єктів на основі нейромережевого прогнозування генерації електроенергії відновлювальними джерелами. Сформульовані принципи інтелектуального управління комбінованим електрозабезпеченням локальних об'єктів на основі умовного динамічного тарифу, що дало змогу користувачу узгоджувати графік електроспоживання у режимі реального часу за одним параметром. Також запропоновані алгоритм та структурно-логічна схема інтелектуального управління мікроенергетичними системами локальних об'єктів з традиційними і відновлюваними джерелами.

Ключові слова: локальний об'єкт, мікроенергетична система, відновлювані джерела, нейромережеве моделювання, умовний динамічний тариф, інтелектуальне управління.

Вступ.

Однією з нагальних потреб економіки України є вирішення проблеми зменшення споживання енергетичних ресурсів. Відновлювані джерела енергії останнім часом стали системоутворюючими елементами комбінованих систем електроживлення. Однак, існуюча практика оперує лише фактичним даними про енергоспоживання за минулі періоди, що надзвичайно утруднює процес оперативного аналізу і, відповідно, ускладнює процеси прийняття управлінських рішень щодо оптимального використання енергоносіїв. Основою методології побудови комбінованих систем електроживлення з декількома різнорідними джерелами у широкому сенсі є комплекс теоретично обґрунтованих процедур, спрямованих на підвищення енергоефективності електроспоживання локальних об'єктів. Створення та організація функціонування мікроенергетичних систем (МЕС) з традиційними і відновлюваними джерелами означає упорядкування її структури та алгоритмів функціонування за чітко визначеними характеристиками для формування енергетичного балансу з найменшою вартістю електроенергії.

Такий підхід є предметом загальної стратегії енергоменеджменту окремих об'єктів, оскільки при цьому стратегія електроспоживання повинна бути реалізована шляхом узгодження попиту і пропозиції. Баланс між власною генерацією і споживанням у межах мікроенергетичних систем локальних об'єктів повинен забезпечуватись виконанням певних правил, базовим принципом реалізації яких є забезпечення максимальної частки в енергобалансі МЕС відновлюваних джерел. Динамічне управління енергоспоживанням включає традиційні принципи на всіх рівнях розподілу енергоносіїв, об'єднує їх в інтегровану структуру для одночасного оптимального управління попитом, в першу чергу для зниження пікових навантажень. Це досягається удосконаленням системи енергоменеджменту на основі використання інтелектуальних кінцевих пристроїв і алгоритмів управління розподіленими енергоресурса-

© В.В. Каплун, В.М. Штепа, С.С. Макаревич, 2019

ми з високорозвиненими комунікаційними засобами, які здатні забезпечити оптимальне функціонування системи у реальному часі. Компоненти системи при цьому взаємодіють один з одним, створюючи інтегровану автоматизовану структуру управління, здатну до навчання.

У цій статті пропонується використовувати підхід аналізу потоку станів системи електроживлення з декількома джерелами та обраними струмоприймачами локального об'єкту для розроблення інтелектуальних алгоритмів формування енергетичного балансу МЕС з найнижчою вартістю електроенергії та узгодження генерації з графіком навантаження (попитом користувача).

Сучасні МЕС локальних об'єктів варто уявляти як єдині енергоінформаційні комплекси, в яких енергоефективність є ключовим чинником функціонування, і разом з тим забезпечуються належні показники надійності електроживлення, якості електроенергії, можливість її акумуляування, управління міжсистемними перетіканнями, сегментація, ієрархія силових енергетичних та інформаційних потоків, розподіл прийнятих управлінських рішень (поточних і перспективних) на основі прогнозування пропозицій та попиту на рівні локального об'єкту. Дослідження такого прототипу сучасних мікроенергетичних мереж створить умови для

подальшої модернізації електроенергетики на новій організаційній та інформаційно-технологічній основі.

Мета та завдання.

Виходячи із сучасного стану розвитку інтелектуалізації виробничих процесів, їх впровадження у енергетичний сектор, сформулюємо технологічні завдання, які стосуються МЕС локальних об'єктів з декількома джерелами з існуючою системою енергоменеджменту. Серед таких завдань, які повинні/можуть вирішуватись (підтримувати вирішення) інтегрованою системою керування є [1]:

- децентралізований принцип формування балансу основного енергетичного модуля МЕС локального об'єкта з урахування генерації окремих джерел та керування потоками електроенергії до кінцевого струмоприймача;
- виключний принцип формування енергетичного балансу за рахунок генерації джерел з найменшою вартістю електроенергії;
- енергоінформаційний моніторинг стану мікроенергосистеми (попит/пропозиція) у реальному часі;
- можливість прийняття управлінських рішень автоматично та з урахуванням поточних вимог користувача для забезпечення мінімальних витрат на електрозабезпечення локального об'єкта.

Як було показано в [2], реалізації такого підходу можлива на основі використання умовного динамічного тарифу (УДТ) як інтегрального показника приведеної поточної вартості електроенергії основного енергетичного модуля локального об'єкта, який формується на основі реальної собівартості електроенергії кожного з джерел у заданому часовому інтервалі. Складність прогнозування УДТ МЕС з декількома джерелами обумовлена наявністю стохастичних складових при формуванні енергетичного балансу локального об'єкта з відновлюваними джерелами, розподіленістю архітектури МЕС та багатопараметричними взаємозв'язками між функціональними елементами, які у режимі реального часу можуть змінювати ступінь взаємного впливу [3].

Отже, обґрунтування інтелектуальних алгоритмів на основі нейромережевого моделювання прогнозування генерації відновлюваними джерелами у системі енергоменеджменту локальних об'єктів для подальшого параметричного синтезу автоматизованих систем управління (АСУ) комбінованим електрозабезпеченням локальних об'єктів є актуальним науково-практичним завданням.

Вихідними даними для завдання прогнозування сонячної енергії є багаторічна статистика, яка містить відомості про погодні умови і величину сонячного випромінювання. У роботі [4] розглядалися три незалежні сонячні станції, розташовані на різній висоті над рівнем моря та отримано адекватний прогноз у часовому інтервалі рівному 1 годині із застосуванням теорії статистичних рішень.

У якості методів вирішення аналогічного завдання у працях [5-7] ефективно застосовано штучні нейронні мережі (НМ) і метод опорних векторів для регресії (SVM). Аналізом статистичних даних було виявлено, що в залежності від сезону значення вироблюваної енергії можуть сильно відрізнятися, тому при побудові моделей недоцільно використовувати весь об'єм інформації: при прогнозуванні енергії у літні місяці не варто враховувати дані зимових місяців і навпаки. Також встановлено, що погода і обсяги виробленої енергії протягом кожного конкретного місяця в різні роки відрізняється незначно.

Разом із тим проблемою в інтеграції вітроенергетики в електричних мережах є нестабільність вітрового потоку [8]. Один з підходів для врахування мінливості вітрового потоку є прогнозування його майбутніх значень, що дозволить більш продуктивно управляти режимом роботи вітроенергетичної установки і інтегрувати її у загальну систему управління енергозабезпеченням. Із відомих засобів прогнозування існують [9]: фізичні (глобальні системи прогнозування, MM5, HIRLAM), статистичні (теорії опрацювання часових рядів (ЧР), інтелектуальні (штучні нейронні мережі, нечіткі системи, вейвлет-перетворення), гібридні (ANFIS). Всі описані методи володіють одним загальним недоліком – вони є

місцевими моделями, тобто модель розробляється під конкретну місцевість і досить складно застосовується (адаптується) для іншої; основні фактори, що викликають такий недолік та впливають на зміни графіків вітрогенерації: середня температура, швидкість вітру, кількість опадів.

Разом із тим більшістю авторів відмічено [5 – 9], що одним із найефективніших математичних апаратів щодо короткотривалого (до 1 години) прогнозу генерації від поновлюваних джерел (сонце і вітер) є саме апарат нейронних мереж [10].

На основі аналізу таких досліджень можна зробити висновок щодо доцільності вести прогнозування генерації на основі методів предикту часових рядів – оскільки останні інтегровано містять інформацію щодо всіх аспектів енергозабезпечення. Однак більшість із математичних засобів такого предикту або неприйнятні, або володіють недостатньою пізнавальною цінністю. Основним недоліком існуючих класифікаційних схем є порушення необхідних принципів класифікації [8]: достатньої повноти охоплення прогностичних методів, єдності класифікаційної ознаки на кожному рівні розподілу, відкритості.

При цьому доведено [7], що фактично всі моделі класичного статистичного аналізу часових рядів можуть бути реалізовані за допомогою нейронних мереж, оскільки певна залежність з безперервною нелінійною функцією може бути відтворена багатошаровою мережею [10]. Тобто замість того, щоб відображати поверхню у вхідному (фазовому) просторі, утворену даними за допомогою однієї гіперплощини (AR), кількох гіперплощин (TAR), або декількох гіперплощин, гладкоз'єднаних одна з одною (STAR), НМ може здійснити її довільне нелінійне відображення.

У порівнянні з класичними методами аналізу часових рядів НМ володіють певними перевагами [10]: постійна адаптація (оптимізація) власних параметрів із метою мінімізації прогностичної помилки в режимі реального часу; більш високі потенційні можливості при аналізі складних динамічних систем та закономірностей; здатність успішно вирішувати завдання, спираючись на неповну, викривлену, і внутрішньо суперечливу вхідну інформацію.

Матеріал і результати досліджень.

При розробці нейромережових моделей можна виділити два основних етапи:

- структурний синтез – вибір моделі НМ, її попередньої структури і алгоритму навчання;
- параметричний синтез – навчання НМ і перевірка отриманих результатів.

Залежно від результатів перевірки якості функціонування таких моделей приймається рішення про повернення на попередні стадії параметричного або навіть структурного синтезу. При цьому недостатня формалізованість описаних вище етапів призводить до виникнення цілого ряду проблем синтезу інтелектуальних структур.

Відповідно, важливим є коректне формування завдань нейромережового моделювання, наприклад, на основі об'єктно-орієнтованого моделювання (OOM). Такий процес в UML (Unified Modeling Language) є ітеративним і паралельним, що, в свою чергу, забезпечує адаптивне коригування параметрів моделі шляхом реалізації відповідних циклів [10].

Тоді для системи енергоменеджменту локальних об'єктів із відновлюваними джерелами, у відповідності до прийнятих парадигм OOM, констатуємо, що в системі є два «актори-людина» (рис. 1):

- інженер-технолог (інтегральний актор, який задає вимоги щодо категорії та потужності струмоприймачів і веде технологічний нагляд за роботою системи);
- черговий оператор (здійснює контроль за функціонуванням обладнання у відповідності до технологічного завдання).

Крім них до моделі включені «актори» у вигляді зовнішніх систем:

- інтелектуальний блок управління енергозабезпеченням (ІБУЕ);
- вимірювальний комплекс технічних засобів генерації сонячної електростанції (СЕС);
- вимірювальний комплекс технічних засобів генерації вітроелектричної станції (ВЕС);
- вимірювальний комплекс технічних засобів електроспоживання з централізованої енергосистеми (СЦЕП);
- вимірювальний комплекс технічних засобів генерації автономною електростанцією з двигуном внутрішнього згорання (АЕДВЗ);
- вимірювальний комплекс технічних засобів електроживлення статичного джерела живлення (ДБЖ);
- технічні засоби комутації (К);
- струмоприймачі (Ст), розділені на категорії у відповідності до технологічної карти системи енергоменеджменту (інтегральна зовнішня система);
- Інтерфейсний модуль із реалізацією технологій Інтернету речей (IoT).

При цьому, окремі вимірювальні блоки генеруючих елементів являються складовими елементами інтелектуального блоку (згідно концепції OOM «агрегування») – включаючи апаратно-програмні засоби згідно їх паспортних даних.

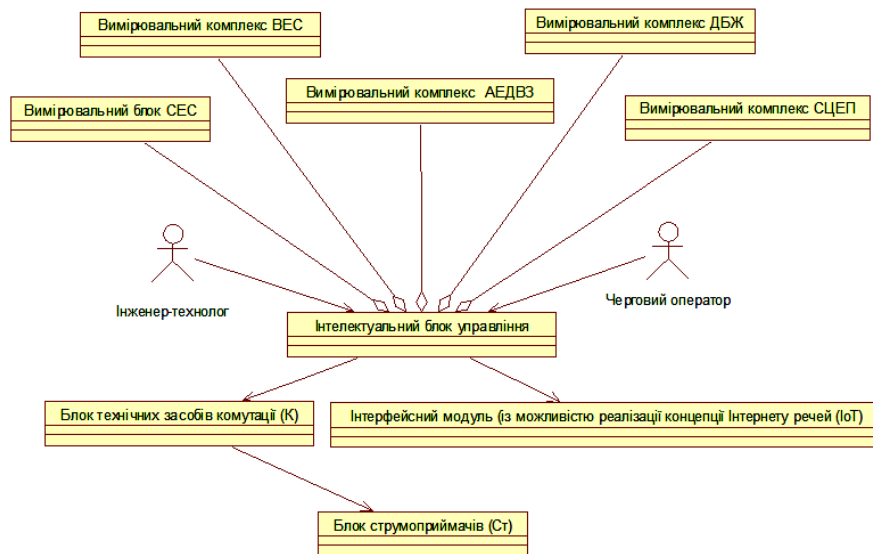


Рис. 1 – Узагальнена структурно-логічна модель інтелектуального управління комбінованим енергозабезпеченням локальних об'єктів

Також інтелектуальний блок управління інтегрує (рис. 2):

- модуль управління енергопотоками згідно УДТ;
- модуль прогнозування електроспоживання;
- модуль прогнозування генерації вітроенергетичною станцією.

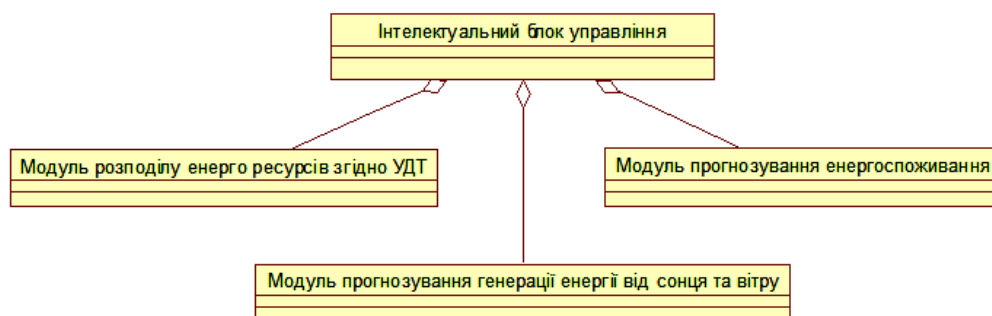


Рис. 2 – Склад інтелектуального блоку управління комбінованим енергозабезпеченням локальних об'єктів

Розподіл енергоресурсів (“Модуль управління енергопотоками згідно УДТ”) реалізовано з використанням математичного апарату ресурсно-процесної моделі [2, 3]. При цьому МЕС розглядається як система розподіленої обробки одночасно взаємодіючих конкуруючих процесів включаючи в себе p , $p \geq 2$, опрацьовуючи пристроїв з паралельними процесами, n , $n \geq 2$, розподілених конкуруючих взаємодіючих процесів, s , $s \geq 2$, блоків програмного ресурсу, матрицю $T = [t_{ij}]$, $i=\overline{1,n}$, $j=\overline{1,s}$, часів виконання блоків програмного ресурсу конкуруючими процесами. Параметр $\varepsilon > 0$ характеризує час, який витрачається енергомережею на паралельне використання блоків програмного забезпечення. Такий підхід являється базовим для вирішення завдань оптимізації змішаних режимів виконання паралельних процесів з розподіленою генерацією.

Математичне забезпечення прогнозування генерації та споживання електроенергії, реалізованого в «Модулі прогнозування енергоспоживання» (див. рис. 2), орієнтується на створення із використанням нейронних мереж, які формують вихідний сигнал (Y) відповідно з вхідним сигналом (X), реалізуючи деяку функцію: $Y = g(X)$. Якщо архітектура мережі задана, то вигляд функціональної залежності визначається величинами синаптичних ваг та зміщень мережі.

Позначимо через G множину всіх можливих функцій g , що відповідають заданій архітектурі мережі. Приймаючи, що розв'язанням деякої задачі є функція $v: Y = v(X)$, задана парами вхідних-вихідних даних $(X^1, Y^1), \dots, (X^k, Y^k)$, для яких $Y^k = v(X^k)$, $k = 1 \dots N$ (число елементів навчальної вибірки). Позначимо через E функцію помилки навчання нейромережі (функціонал якості), яка показує для кожної із функцій g ступінь близькості до v .

Вирішення даної задачі з допомогою певної НМ – це побудова функції g з множини G , підбравши значення синаптичних ваг та зміщення таким чином, щоб функціонал якості перетворювався на оптимум для всіх пар (X^k, Y^k)

Припустимо, що для навчання мережі використовується вибірка:

$$\begin{aligned} x^1 &= (x_1^1, x_2^1, \dots, x_n^1)^T, & y^1, \\ x^2 &= (x_1^2, x_2^2, \dots, x_n^2)^T, & y^2, \\ &\vdots & \vdots \\ X^N &= (x_1^N, x_2^N, \dots, x_n^N)^T, & y^N. \end{aligned}$$

де: y^k – значення бажаного (цільового) виходу.

Як функція помилки для k -го зразка (k -го елемента навчальної вибірки) приймемо величину, пропорційну квадрату різниці бажаного виходу y^k і виходу мережі o^k при використанні матриці вагових коефіцієнтів w^T :

$$E_k = \frac{1}{2} (y^k - o^k)^2 = \frac{1}{2} (y^k - o^k (w^T x^k))^2 = \frac{1}{2} (y^k - \frac{1}{1 + e^{-w^T x^k}})^2 \quad (1)$$

Відповідно, сумарна функція помилки за всіма елементами вибірки:

$$E = \sum_{k=1}^N E_k \quad (2)$$

Очевидно, як E_k так і E є функціями вектора вагів мережі w . Тоді задача навчання (адаптації) мережі зводиться у даному випадку до підбору такого вектора w , при якому досягається мінімум E . Таку задачу адаптації (оптимізації) можна вирішувати градієнтним методом, використовуючи співвідношення:

$$w := w - \eta E'_k(w), \quad (3)$$

де: « $:$ » – оператор присвоєння, $E'_k(w)$ – позначення вектора-градієнта,

η – деяка константа.

Виходячи із досліджень авторів [11] для адаптації НМ при прогнозуванні ЧР доцільно застосовувати два оптимізаційні методи: Левенберга-Маркардта та Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (BFGS).

Для першого із них напрямок пошуку визначається як рішення системи рівнянь виду:

$$(J_k^T J_k + \lambda_k I) p_k = -J_k^T Z_k, \quad (4)$$

де λ_k – деяке невід’ємне число, I – одинична матриця, J – матриця Якобі деякої вектор-функції Z , J^T – транспонована матриця J , G – матриця Гессе для Z .

У цьому методі крок p_k завжди задається одиничним, тобто черговою точкою $x_k + 1$ буде $x_k + p_k$. Можна показати, що p_k – рішення задачі на умовний мінімум:

$$\sum_k [J_k \bar{p} + Z_k]^2 \text{ при обмеженні } \bar{p} < \Delta. \quad (5)$$

де Δ – параметр пов'язаний з λ_k .

Монотонне спадання функції, що мінімізується за методом Левенберга – Маркардта досягається за рахунок підбору значень λ_k . При λ_k що дорівнює нулю, p_k буде напрямком Гаусса-Ньютона. Коли λ_k прямує до нескінченності, p_k наблизятиметься до нуля і при досягненні встановлених обмежень стає паралельним антиградієнту, отже, вибравши λ_k досить великим можна забезпечити виконання нерівності для суми квадратів неув'язок $S(\bar{X}_k + \bar{p}_k) < S(\bar{X}_k)$.

Нехай $p_{L,M}$ – рішення системи (4), при якихось x_k і позитивних λ_k . Якщо для матриці J_k умова лінійної незалежності стовпців виконується, то незалежно від величин Q_k і λ_k напрямок $p_{L,M}$ буде близько до напрямку p_{GN} в методі Гаусса – Ньютона.

Метод BFGS базується на оцінюванні кривизни цільової функції S вздовж \bar{s}_k , тобто похідна $\bar{s}_k^T G_k \bar{s}_k$ запишеться:

$$\bar{s}_k^T G_k \bar{s}_k \approx (g(\bar{X}_k + \bar{s}_k) - g_k)^T \bar{s}_k \quad (6)$$

До початку k -ої ітерації відома деяка апроксимація B_k матриці Гессе. Матриця B_k зберігає інформацію про кривизну функції, накопичену на попередніх $k-1$ ітераціях. Використовуючи B_k як матрицю Гессе, черговий напрямок \bar{p}_k квазіньютонівського пошуку визначається як рішення аналогічної (4) системи рівнянь:

$$B_k \bar{p}_k = -g_k, \quad (7)$$

Якщо немає додаткової інформації, то матриця B_0 приймається рівною одиничній матриці, при цьому перша ітерація квазіньютонівського методу буде еквівалентна алгоритму найшвидшого спуску.

Після визначення \bar{X}_{k+1} точки наближення B_k оновлюється з урахуванням знову отриманої інформації про кривизну, тобто відбувається перехід від матриці B_k до матриці $B_k + 1$, що задається формулою перерахунку виду:

$$B_{k+1} = B_k + U_k, \quad (8)$$

де U_k – деяка поправочна матриця.

Позначаючи $\bar{s}_k = (\bar{X}_{k+1} - \bar{X}_k) = \alpha_k p_k$, а приріст градієнта через $\bar{y}_k = g_{k+1} - g_k$ основна властивість всіх квазіньютонівських правил перерахунку (8) виражається рівністю:

$$B_{k+1} \bar{s}_k = \bar{y}_k, \quad (9)$$

У силу (6) рівність (9) означає, що $B_k + 1$ буде правильно відображати кривизну цільової функції S уздовж \bar{s}_k . Матриця Гессе є симетричною і позитивно визначеною, тому природно вимагати, щоб її квазіньютонівське наближення B_k володіло тими ж властивостями.

Перерахунок матриці $B_k + 1$ із (8) згідно методу BFGS адаптації НМ (вагів мережі w) до вхідних даних виконується на основі виразу:

$$B_{k+1} = B_k - \frac{1}{\bar{s}_k^T B_k \bar{s}_k} B_k \bar{s}_k \bar{s}_k^T B_k + \frac{1}{\bar{y}_k^T \bar{s}_k} \bar{y}_k \bar{y}_k^T + (\bar{s}_k^T B_k \bar{s}_k) \omega_k \omega_k^T \quad (10)$$

$$\omega_k = \frac{1}{\bar{y}_k^T \bar{s}_k} \bar{y}_k - \frac{1}{\bar{s}_k^T B_k \bar{s}_k} B_k \bar{s}_k.$$

Для адаптації (оптимізації) нейромережних моделей прогнозування генерації відновлюваних джерел із використанням методів Левенберга-Маркардта та Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (BFGS) застосовано пакет математичних прикладних програм STATISTICA 10. Стратегії побудови нейронних мереж тут такі: автоматизовані нейронні мережі (НМ), призначені для користувача НМ і метод багаторазових підвибірок; для вирішення проблеми перенавчання використовується механізм контрольної крос-перевірки (у нашому випадку із застосуванням методу Левенберга-Маркардта).

Із технологічних міркувань глибину прогнозу прийнято 30 хвилин (достатньо для реакції «Інтелектуального блоку управління» згідно ресурсно-процесного підходу (див. рис. 2).

Прогнозування виконувалось для генерації від сонячної енергетичної системи (СЕС) та вітроенергетичної системи (ВЕС): вибірка становила 624 точки (13 діб спостережень із дискретністю 30 хвилин) протягом місяця квітня у київському регіоні. Одиницею вимірювання для обох поновлюваних джерел прийняли потужність у Вт генерації встановленою потужністю 1кВт.

Спочатку опрацювали ЧР отриманої електроенергії від СЕС (рис. 3, 4), встановивши, що якість процесу прогнозування, який реалізовується використанням НМ, задовольняє технологічні вимоги щодо величини похибки предикту генерації від такого електротехнічного комплексу.

На основі аналізу якості прогнозування генерації від СЕС (див. рис. 3, 4) можна стверджувати, що адаптовані нейромережі можна використовувати при інтелектуальному управлінні МЕС: максимальна

середньоквадратична похибка опрацювання навчальної вибірки – 0,980214%, максимальна середньоквадратична похибка опрацювання тестової вибірки – 0,98674%.

SANN - Results: Генерація CEC-BEC

Active neural networks

Net. ID	Net. name	Training perf.	Test perf.	Algorithm	Error funct.	Hidden act.
1	MLP 1-7-1	0,979903	0,983659	BFGS 11	SOS	Logistic
2	MLP 1-6-1	0,979954	0,983470	BFGS 5	SOS	Identity
3	MLP 1-6-1	0,979793	0,983310	BFGS 18	SOS	Exponential
4	MLP 1-6-1	0,980214	0,983282	BFGS 41	SOS	Tanh
5	MLP 1-2-1	0,979819	0,983674	BFGS 7	SOS	Tanh

Рис. 3– Набір та характеристики адаптованих неймереж прогнозування генерації CEC

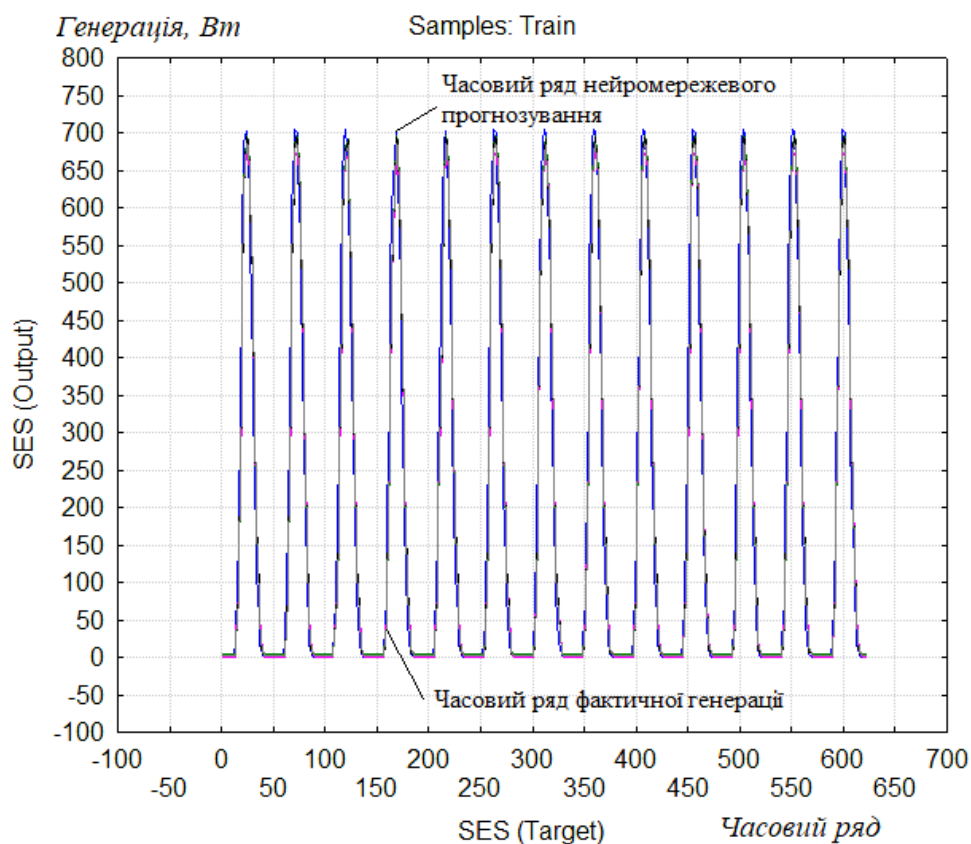


Рис. 4 – Результати неймережевого прогнозування генерації CEC

При цьому узагальнена архітектура ефективної неймережі являє собою багатошаровий перцептрон із одним прихованим шаром (кількість нейронів у ньому від 2 до 7), зміна функцій активації особливого впливу на якість предикту не продемонструвала.

Однак математичний апарат програмного забезпечення “Модуля прогнозування генерації вітросонячної станції” повинен враховувати виявлений недолік: при переході від нульової генерації (її відсутності вночі, наприклад) або при її різкому збільшенні НМ показує значне короточасне погіршення якості предикту, можливо і до 50-70% (рис. 5).

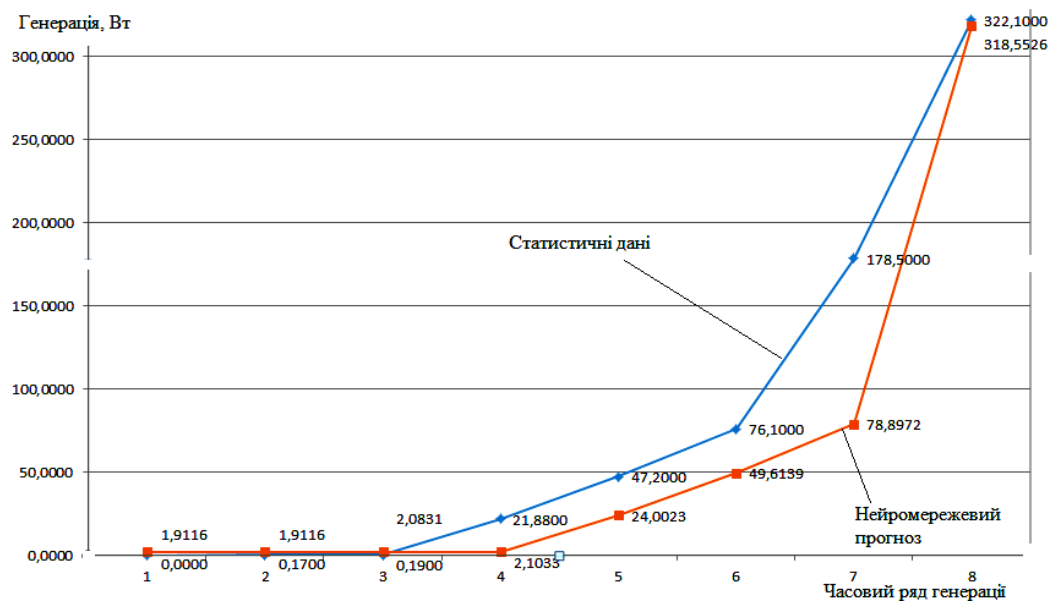


Рис. 5 – Приклад нейромережевого прогнозування генерації СЕС при її різких амплітудних змінах (багатошаровий перцептрон із 7 нейронами у прихованому шарі)

Прогнозування ЧР отриманої електроенергії від ВЕС (рис. 6, 7) також продемонструвало технологічну ефективність для динамічного управління МЕС.

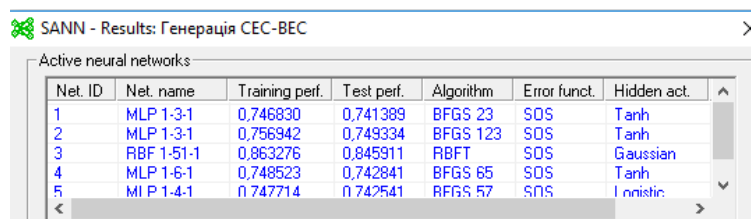


Рис. 6 – Набір та характеристики адаптованих нейромережевого прогнозування генерації ВЕС

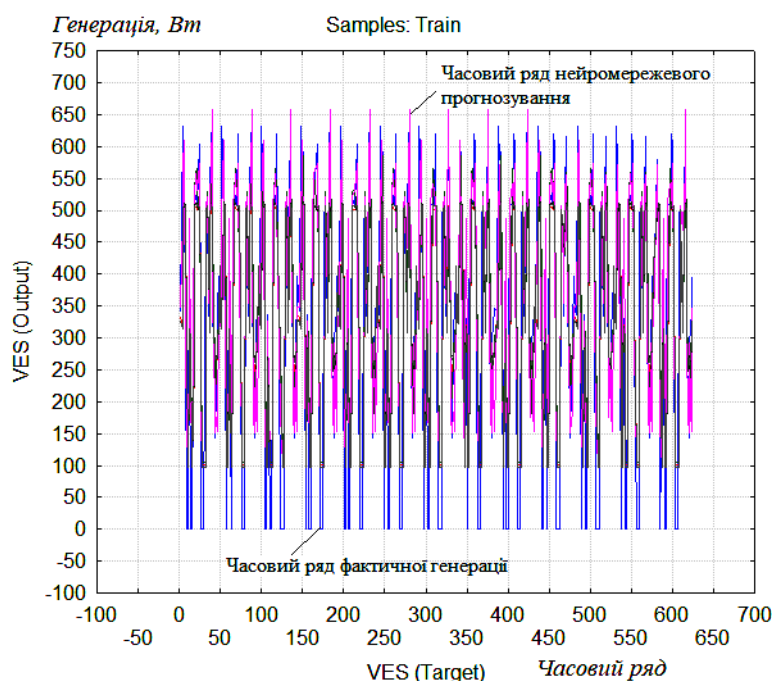


Рис. 7 – Результати нейромережевого прогнозування генерації ВЕС

Аналогічно до нейромережевого прогнозування генерації від СЕС, стосовно ВЕС можна константувати, що адаптовані неймережі доцільно використовувати при прогнозуванні генерації від вітру: максимальна середньоквадратична похибка опрацювання навчальної вибірки – 0,756942%, максимальна середньоквадратична похибка опрацювання тестової вибірки – 0,749334% (в обох випадках найгіршу якість із вибраних мереж продемонструвала НМ радіально-базисної функції).

Узагальнено: архітектура ефективної для прогнозування генерації від ВЕС НМ являє собою багатошаровий персептрон із одним прихованим шаром (кількість нейронів у ньому від 2 до 6), зміна функцій активації особливого впливу на якість предикту також не продемонструвала.

При цьому виявлений недолік для прогнозування функціонування СЕС, ще більш чітко виражений для НМ-предиктів стосовно ВЕС: при переході від нульової генерації (її відсутності) або при її різкому збільшенні НМ показує значне короткочасне погіршення якості предикту, можливо і до 50-80% (див. рис. 7, рис. 8).

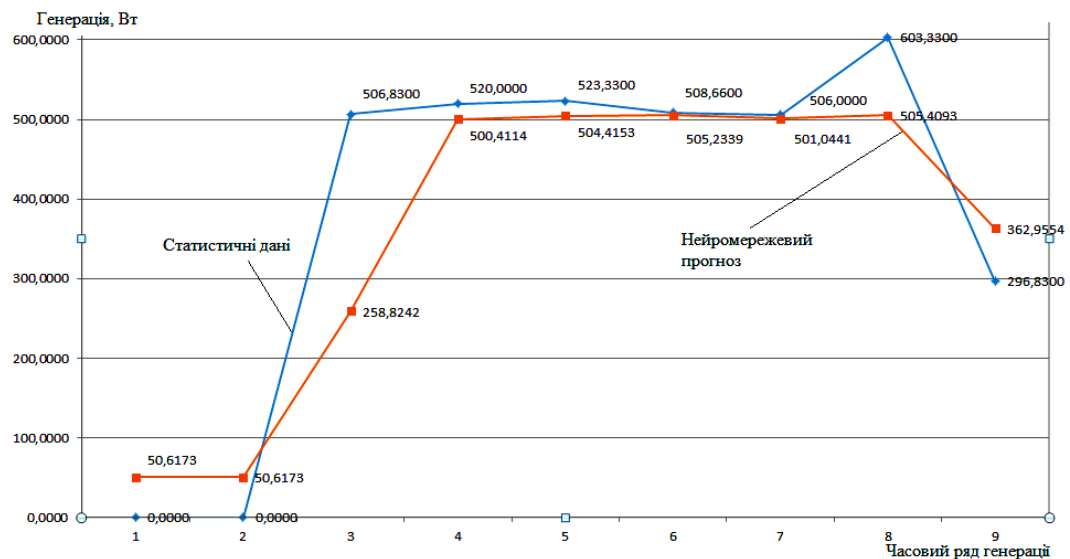


Рис. 8 – Приклад нейромережевого прогнозування генерації ВЕС при її різких амплітудних змінах (багатошаровий персептрон із 3 нейронами у прихованому шарі)

Результати нейромережевого моделювання та їх використання для прогнозування генерації від поновлювальних джерел в цілому підтвердили ефективність таких підходів і їх доцільність застосування у «Модулі прогнозування генерації вітроелектричної станції», та, відповідно, й при об'єктно орієнтованому «Модулі прогнозування електроспоживання» (див. рис. 2).

Тоді діаграма послідовності дій інтелектуального управління енергозабезпеченням локальних об'єктів на етапах запуску та прийняття рішень щодо зміни структурної схеми комутації технічного обладнання, включатиме послідовність (рис. 9):

1. Інженер-технолог ініціює запуск системи.
2. ІБУЕ передає інженеру-технологу графіки прогнозу нейромережевої моделі на основі попередньої статистики (при фільтрації інформаційних каналів з використанням перетворення Гільберта-Хуанга для усунення встановлених недоліків нейромережевих предиктів), а саме: генерації електроенергії (включаючи відновлювані джерела енергії), очікуваного споживання та передбачуваного УДТ. Часовий відрізок прогнозу – 30 хвилин.
3. Інженер-технолог приймає рішення стосовно прийнятності розрахунків, при необхідності вносить корективи, та дає команду на перехід у штатний режим (виробничий період функціонування після першого прогнозування генерації на основі очікуваного споживання до повної зупинки системи).
4. ІБУЕ розраховує схеми комутації згідно оптимального УДТ (на весь часовий період визначений інженером технологом).
5. ІБУЕ передає на локальні контролери налаштування режимів роботи.
6. ІБУЕ зберігає інформацію в базі даних.
7. З ІБУЕ у режимі синхронного повідомлення відправляється запит на локальні контролери стосовно відповідності протікання процесу раніше заданим режимам роботи (нотація UML). Інтелектуальний блок переходить у режим очікування – всі операції виконуються згідно попередньо розрахованих показників.

8. ІБУЕ отримує інформацію щодо невідповідності раніше прогнозованих і заданих генерації або/і споживання енергії її фактичним показникам.

9. ІБУЕ відправляє повідомлення інженеру-технологу щодо зміни структури комутації та новий графік оптимального УДТ. Повідомлення має структуру з відмовою на включення (нотація UML) – якщо не буде оперативної відповіді, то система працюватиме автономно.

10. ІБУЕ розраховує та віддає команду на зміну схеми комутації.

11. ІБУЕ зберігає інформацію в базі даних.

12. ІБУЕ відправляє у режимі синхронного повідомлення (нотація UML) запит на локальні контролери стосовно відповідності протікання процесу раніше заданим режимам роботи.

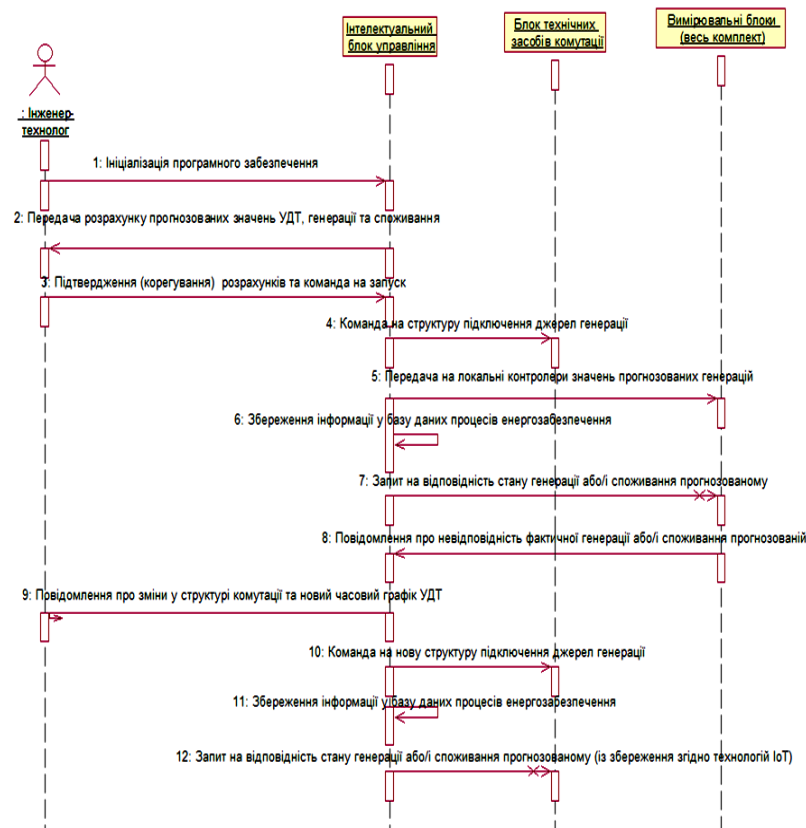


Рис. 9 – Діаграма послідовності (нотація UML) фрагменту інтелектуального управління комбінованим енергозабезпеченням локальних об'єктів із функцією прогнозування генерації відновлюваними джерелами

Ключовою перевагою такого підходу для реалізації інтелектуального управління комбінованим електрозабезпеченням локальних об'єктів є його адаптивність та здатність оперативно змінювати режими роботи в залежності від отриманих даних щодо прогнозів генерації відновлюваних джерел: особливості режиму електроспоживання (зміна графіка навантаження), потужність генерації відновлюваними джерелами тощо.

Висновки.

Ця стаття є продовженням досліджень, пов'язаних з аналізом структур комбінованих систем електроживлення шляхом забезпечення оптимального вибору потужностей традиційних та відновлюваних джерел для формування загального енергетичного балансу МЕС у системі енергетичного менеджменту локальних об'єктів.

Запропонований підхід щодо інтелектуального управління МЕС локальних об'єктів на основі нейромережевого прогнозування генерації електроенергії відновлюваними джерелами шляхом ресурсно-процесного моделювання з використання умовного динамічного тарифу. Результати дослідження враховують енергетичні та економічні чинники поведінки системи "вироблення електроенергії з відновлюваних джерел - графік споживання - динамічна ціна електроенергії". Розроблений метод заснований на системно-аналітичному аналізі поведінки складних багатокомпонентних систем із використанням статистичної інформації.

Встановлено, що архітектура ефективної для прогнозування генерації від СЕС нейромережі являє собою багатопартийний перцептрон із одним прихованим шаром (кількість нейронів у ньому від 2 до 7). Це

підтверджено якістю моделювання: максимальна середньоквадратична похибка опрацювання навчальної вибірки – 0,980214%, максимальна середньоквадратична похибка опрацювання тестової вибірки – 0,98674%.

Обґрунтовано, що для прогнозування генерації вітросонячною системою НМ доцільно використовувати багатошаровий перцептрон із одним прихованим шаром (кількість нейронів у ньому від 2 до 6); при цьому досягається якість моделювання: максимальна середньоквадратична похибка опрацювання навчальної вибірки – 0,756942%, максимальна середньоквадратична похибка опрацювання тестової вибірки – 0,749334%.

Реалізація моделі показала недолік нейромережевого прогнозування генерації від СЕС та ВЕС: при переході від нульової генерації (її відсутності) або при її різкому збільшенні НМ показують значне короткочасне погіршення якості предикту (для СЕС – 50-70%, для ВЕС – 50-80%).

Одержані результати показали, що використання УДТ як інтегрального показника поточної вартості електроенергії дає змогу знайти найбільш ефективне поєднання спроможності генерації відновлюваних джерел для забезпечення графіка електроспоживання і мінімізації витрат на електрозабезпечення локальних об'єктів.

В подальшому одержані результати нейромережевого моделювання будуть використані для розроблення алгоритмів автоматизованих систем управління МЕС з декількома джерелами, їх програмної та апаратної реалізації з адаптацією до управління у реальному часі.

Список використаних джерел

1. European Smart Grids Technology Platform. Vision and Strategy for Europe's Electricity Networks of the Future. – Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2006.
2. Каплун В. В. Умовний динамічний тариф як критерій ефективності функціонування мікроенергетичних систем локальних об'єктів / В. В. Каплун // Вісник Київського національного університету технологій та дизайну. Серія : Технічні науки. - 2016. - № 3. - С. 50-58.
3. Каплун В.В. Ресурсно-процесний підхід к построению математической модели микроэнергетической системы / В. В. Каплун, П. А. Павлов, В. Н. Штепа // Вісник Київського національного університету технологій та дизайну. Серія "Технічні науки" : рецензований науковий журнал. – 2016. – № 2. – С. 48-60.
4. Global Energy Forecasting Competition 2014: Probabilistic Solar Power Forecasting [Електронний ресурс]. URL: <https://www.crowdanalytix.com/contests/global-energy-forecasting-competition-2014-probabilistic-solar-power-forecasting> (date of appeal: 29.07.2019)
5. Brester Ch. Yu., Semenkin E. S. Development of adaptive genetic algorithms for neural network models multicriteria design // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М. Ф. Решетнева. 2013. № 4 (50). С. 99–103.
6. Cortes C., Vapnik V. N. Support-Vector Networks // Machine Learning, 20, 1995.
7. Smola A. J., Schoelkopf B. A tutorial on support vector regression. Statistics and Computing, 1998.
8. Y-K Wu, and J-S Hong, "A literature review of wind forecasting technology in the world," IEEE Power Tech 2007, Lausanne, pp. 504-509, 1-5 July 2007.
9. "Load Forecasting" Chapter 12, E.A Feinberg and Dora Genethlio, Page 269 – 285
10. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
11. Нейромережеве прогнозування часових рядів температури навколишнього природного середовища / В.П. Лисенко, Н.А. Заєць, В.М. Штепа, А.О. Дудник // Біоресурси і природокористування: наук. журн. – 2011. – Т. 3, № 3-4. – С. 102-108.

V. Kaplun, Dr.Eng.Science, Prof. **ORCID** 0000-0001-7040-9344
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine
V. Shtepa, Assoc. Prof. **ORCID** 0000-0002-2796-3144
Polesky State University
S. Makarevych, Assoc. Prof. **ORCID** 0000-0002-9601-5156
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine

NEURO-NETWORK MODEL FOR PROVIDING ELECTRICITY GENERATION BY RENEWABLE SOURCES IN ENERGY MANAGEMENT SYSTEM OF LOCAL OBJECT

The paper provides continuation research related to the analysis of the structures of combined power systems. It's considered with regard the choice of the model line of power traditional and renewable sources for forming energy balance microgrid system to increase the efficiency of management energy local objects.

The research is to substantiate and implement a neural network model to predict the generation of electricity from renewable sources to develop intelligent algorithms for the energy management system of local objects. Neural network modeling, theory of computational intelligence, and gradient optimization methods for analyzing the behavior of multicomponent systems were used to create an intelligent prognostic apparatus.

The principles of intelligent management combined power supply of local objects based on neural network prediction of electricity generation by renewable sources are substantiated. The paper is proposed basic algorithms for the system of energy management of local objects.

By means of neural network prediction electricity generation by renewable sources, the basic theoretical principles of creation of the system of intellectual control of the combined electric supply of local objects based on a conditional dynamic tariff are formulated.

It is given based to allow users conditional dynamic tariff to reconcile real-time power schedules with one parameter.

The propose a neural network model for a combined power system with a wind- solar power plant to develop algorithms and structural and logical diagram of intelligent management power consumption local object with heterogeneous sources is allowed. It's based to use statistics of daily electricity generation with half-hour discrete energy.

References

1. European Smart Grids Technology Platform. Vision and Strategy for Europe's Electricity Networks of the Future. – Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities, 2006.
2. Kaplun V. V. Umovnyi dynamichniy taryf yak kryterii efektyvnosti funktsionuvannya mikroenergetychnykh system lokalnykh ob'ektiv / V. V. Kaplun // Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu tekhnolohii ta dyzainu. Seriya : Tekhnichni nauky. - 2016. - № 3. - S. 50-58.
3. Kaplun V.V. Resursno-protsessnyi podkhod k postroenyiu matematycheskoi modeli mikroenergetycheskoi systemy / V. V. Kaplun, P. A. Pavlov, V. N. Shtepa // Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu tekhnolohii ta dyzainu. Seriya "Tekhnichni nauky" : retsenzovanyi naukovyi zhurnal. – 2016. – № 2. – S. 48-60.
4. Global Energy Forecasting Competition 2014: Probabilistic Solar Power Forecasting [Електронний ресурс]. URL: <https://www.crowdanalytix.com/contests/global-energy-forecasting-competition-2014-probabilistic-solar-power-forecasting> (дата звернення: 29.07.2019)
5. Brester Ch. Yu., Semenkin E. S. Development of adaptive genetic algorithms for neural network models multicriteria design // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М. Ф. Решетнева. 2013. № 4 (50). С. 99–103.
6. Cortes C., Vapnik V. N. Support-Vector Networks // Machine Learning, 20, 1995.
7. Smola A. J., Schoelkopf B. A tutorial on support vector regression. Statistics and Computing, 1998.
8. Y-K Wu, and J-S Hong, "A literature review of wind forecasting technology in the world," IEEE Power Tech 2007, Lausanne, pp. 504-509, 1-5 July 2007.
9. "Load Forecasting" Chapter 12, E.A Feinberg and Dora Genethlio, Page 269 – 285
10. Kruhlov V.V. Yskusstvennye neironnye sety. Teoriya y praktyka / V.V. Kruhlov. – M.: Horiachaia lynyia – Telekom, 2002. – 382 s.
11. Neiromerezheve prohnouvanntia chasovykh riadiv temperatury navkolyshnoho pryrodnoho seredovyscha / V.P. Lysenko, N.A. Zaiets, V.M. Shtepa, A.O. Dudnyk // Bioresursy i pryrodokorystuvannya: nauk. zhurn. – 2011. – Т. 3, № 3-4. – S. 102-108.

УДК 621.311.001

В.В. Каплун, докт. техн. наук, проф. ORCID 0000-0001-7040-9344
Национальный университет биоресурсов и природопользования Украины
В.М. Штепа, канд. техн. наук, доц. ORCID 0000-0002-2796-3144
Полесский государственный университет, Республика Беларусь
С.С. Макаревич, канд. техн. наук, доц. ORCID 0000-0002-9601-5156
Национальный университет биоресурсов и природопользования Украины

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕНЕРАЦИИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ВОЗОБНОВЛЯЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ В СИСТЕМЕ ЭНЕРГОМЕНЕДЖМЕНТА ЛОКАЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ

Целью исследования является обоснование и реализация нейросетевой модели для прогнозирования генерации возобновляемыми источниками в системе энергоменеджмента локальных объектов.

В статье обоснованы принципы интеллектуального управления комбинированным электрообеспечением локальных объектов на основе нейросетевого прогнозирования генерации

электроэнергии возобновляемыми источниками. Сформулированы принципы интеллектуального управления комбинированным электрообеспечением локальных объектов на основе условного динамического тарифа, что позволило пользователю согласовывать график электропотребления в режиме реального времени по одному параметру. Также предложены алгоритм и структурно-логическая схема интеллектуального управления микроэнергетическими системами локальных объектов с традиционными и возобновляемыми источниками.

Ключевые слова: локальный объект, микроэнергетическая система, возобновляемые источники, нейросетевое моделирование, условный динамический тариф, интеллектуальное управление.

Надійшла 01.05.2019

Received 01.05.2019