УДК 621.311 https://doi.org/10.36296/1819-8058.2022.4(71)26-36

МОДЕЛІ ВУЗЛОВОГО НАВАНТАЖЕННЯ В ЗАДАЧАХ ОЦІНКИ І ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКУ ВИНИКНЕННЯ АВАРІЙНИХ СИТУАЦІЙ В ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЧНИХ СИСТЕМАХ

Отримано 28 жовт. 2022; рекомендовано до публікації 27 груд. 2022
Доступно онлайн 30 груд. 2022

Є. І. Бардик[1], Я. С. Коваль[2]

Автор для коресподенції: Бардик Євген,
e-mail: bardik1953@gmail.com

[1] д-р техн. наук. Інститут електродинаміки НАН України, Інститут відновлюваної енергетики НАН України, м. Київ
https://orcid.org/0000-0002-5776-1500

[2] аспірант каф. ВДЕ, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м. Київ

Для задач аналізу ризику виникнення аварійних ситуацій в ЕЕС у разі відмов електрообладнання створено програмний модуль обробки ретроспективної й оперативної інформації щодо величин вузлового навантаження. Запропоновано підхід щодо трансформації статистичних розподілів імовірності в нечіткі інтервали , що дає можливість використовувати отримані залежності з різною формою представлення вихідної інформації при ймовірнісно-статистичному моделюванні режимів ЕЕС. Побудована математична модель прогнозування вузлового навантаження на основі МГУА-подібних нейронних мереж. Проведено розрахунки й порівняльний аналіз результатів прогнозування вузлового навантаження підсистеми «НЕК УКРЕНЕРГО» на інтервалі одна година на основі методів ARIMA, ARMAX та МГВА – нейронних мереж.

Ключові слова: *прогнозування, нейронні мережі, навантаження, підсистема, ARIMA, ARMAX, GMDH.*

NODAL LOAD MODELS IN THE PROBLEMS OF EVALUATING AND FORECASTING THE RISK OF EMERGENCY SITUATIONS IN ELECTRICAL ENERGY SYSTEMS

Received 28 Oct. 2022; accepted 27 Dec. 2022.
Available online 30 Dec. 2022

E. I. Bardyk[1], Y. S. Koval[2]

Author for correspondence: Bardik Yevgen,
e-mail: bardik1953@gmail.com

[1]dr. technical Sciences, Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Institute of Renewable Energy National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv
https://orcid.org/0000-0002-5776-1500

[2]graduate student VDE, National Technical University of Ukraine "Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Kyiv
https://orcid.org/0000-0001-8022-5821

The conditions of operation of modern electric power systems (EES) with power plants of various types are analyzed. The need to increase the accuracy of forecasting the service life of electrical equipment and nodal load of power systems has been established. For the tasks of analyzing the risk of emergency situations in the UES in case of failures of electrical equipment, a software module for processing retrospective and operational information on the values of the node load has been created. An approach to the transformation of statistical probability distributions into fuzzy intervals is proposed, which makes it possible to use the obtained dependencies with different forms of representation of the initial information in probabilistic-statistical modeling of UES modes. A mathematical model of nodal load forecasting based on MGUA-like neural networks is built.

Keywords: *Load forecasting, EES subsystem, ARIMA, ARMAX, GMDH.*

Вступ. Головною функцією сучасних електроенергетичних систем є забезпечення надійності й економічності генерації, розподілу і споживання електроенергії. Наразі з розвитком ринкових відносин в електроенергетиці України загострюється проблема забезпечення режимної надійності сучасних електроенергетичних

систем (ЕЕС) [2, 33]. Суттєвий вплив на надійність ЕЕС України в сучасних умовах визначають такі основні фактори: лібералізація енергетичної галузі, зростання зносу і низькі темпи оновлення основних фондів; напружений режим роботи електрообладнання в умовах ринкових відносин; зростання вимог споживачів щодо підтримання постійно високого рівня надійності; збільшення частки джерел розосередженої генерації [1, 10]. Зазначені фактори сприяють зростанню інтенсивності аварійних ситуацій, що підтверджується виникненням за останні десятиріччя низки системних аварій в ЕЕС Північної Америки, Західної Європи, Росії, переважно внаслідок відмов силового й комутаційного обладнання.

У зв'язку з цим в електроенергетиці України актуальними є задачі врахування й аналізу всіх ризиків, особливо ризику експлуатації ЕЕС з електростанціями різних типів внаслідок відмов електрообладнання, яке має на сьогодні значний рівень зношення і вичерпання ресурсу. Оперативний персонал повинен знати і враховувати всі можливі експлуатаційні ризики в прогнозований період від декількох хвилин, до декількох діб, тижнів наперед [3]. Тому важливим є прогнозування технічного стану електрообладнання, активної та реактивної потужностей вузлів ЕЕС з електростанціями різних типів, особливо з вітроенергетичними установками (ВЕУ), оскільки похибки в прогнозах потужностей ВЕУ і навантажень в умовах відмов окремих елементів можуть призвести до небалансу між генерацією і споживанням, каскадному розвитку аварій [4]. Для розв'язання цих задач необхідна розробка моделей оцінки і прогнозування ризику відмов електрообладнання і потужності вузлового навантаження ЕЕС. Особливо важливою задачею в зв'язку з цим є забезпечення необхідного рівня достеменності отриманої інформації щодо потужностей вузлів навантаження енергосистем .

Наразі існує низка робіт [12, 16, 35], в яких розглянуто питання моделювання електрообладнання для визначення ресурсу працездатності та ймовірності відмови, оцінки і управління експлуатаційними ризиками електростанцій і ЕЕС. В [6] вирішувались задачі визначення індексу ТС, ідентифікації та рівня розвитку дефекту в умовах детермінованого, ймовірнісного та нечіткого характеру інформації, але не визначався прогнозований ТС і ризик відмови електроенергетичного об'єкта.

Моделювання режимів ЕЕС для визначення кількісних показників ризику виникнення аварійних ситуацій при відмовах електрообладнання на інтервалі спостереження ймовірнісно-статистичними методами розглянуто в [34], але реалізована детермінована модель вузлового навантаження.

В [17] представленні результати моделювання і дослідження режимної надійності ЕЕС з урахуванням випадковості відмови електрообладнання, стохастичного характеру режиму ЕЕС, можливих сценаріїв розвитку аварійної ситуації, але прийнято рівномірний закон розподілу навантаження в межах можливого експертно визначеного діапазону його змінення і не визначались кіль-кісні показники ризику ЕЕС на основі прогнозних значень ресурсу працездатності обладнання та потужності вузлів навантаження.

Постановка завдання. Метою роботи є розробка моделей вузлового навантаження енергосистем для аналізу експлуатаційних ризиків електроенергетичних систем при відмовах електрообладнання. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити математичне й програмне забезпечення формування функцій розподілу ймовірності потужності вузлового навантаження на основі ретроспективних даних;
- побудувати модель трансформації (перетворення) статистичних законів розподілу вузлового навантаження на інтервалі часу спостереження в нечіткі інтервали;
- дослідити і вибрати моделі прогнозування вузлового навантаження з використанням нечітких нейронних мереж підсистем ЕЕС, що реально функціонують.

Виклад основного матеріалу

Формування функцій розподілу ймовірності потужності вузлового навантаження. Існуючі на сьогоднішній день традиційні [9] моделі вузлового навантаження не повною мірою відповідають сучасним вимогам. Слід зазначити, що в статистичному моделюванні режимів ЕЕС часто не використовуються оперативні дані з вузлового навантаження, реальний імовірнісний розподіл вузлового навантаження на інтервалі часу спостереження та нечіткість вихідної інформації. Так, в [2,3,4] потужність у вузлах схеми енергосистеми S_{Hj} у процесі статистичного моделювання стану ЕЕС визначають виходячи з рівномірного закону розподілу навантаження за формулою:

$$S_{Hj} = S_{Hminj} + (S_{Hmaxj} - S_{Hminj}) \bullet P_{SH}, \qquad (1.1)$$

де $S_{Hminj} < S_{Hj} < S_{Hmaxj}$ – визначений можливий діапазон змінення вузлового навантаження; P_{SH} – випадкове рівномірно розподілене число між 0 та 1. Реальний закон розподілу ймовірності потужності навантаження не є рівномірним, що підтверджується реальними експлуатаційними даними.

З метою підвищення точності оцінки і прогнозування вузлового навантаження були отримані й оброблені дані погодинних значень вузлового активного навантаження однієї з підсистем ЕЕС НЕК «Укренерго» (рис. 1). Гістограми частот, функції розподілу та щільності вузлового навантаження та їх аналітична апроксимація вузлів схеми (див. рис. 1) на інтервалі спостереження квартал наведені на рис. 2.

Рис. 1. Карта-схема центрального енергорайону ЕЕС України

Fig. 1. Map-scheme of the central power district of the EES of Ukraine

Отримані залежності використовують при ймовірнісно-статистичному моделюванні режимів ЕЕС для аналізу експлуатаційних режимів при плановому й аварійному виведенні з роботи електрообладнання [3, 16].

Перетворення статистичних законів розподілу вузлового навантаження в нечіткі інтервали. В задачах моделювання ЕЕС для оцінки режимної надійності зазвичай одночасно використовують декілька базових способів формалізації інтервальної, ймовірнісної, нечітко-інтервальної інформації [31]. Важливою задачею є зведення різних описів невизначеності, якщо це можливо, до єдиної форми представлення. При цьому найбільш універсальним є інтервальний спосіб представлення невизначеності, оскільки не є можливим перетворення нечітко-інтервальної невизначеності до різних частотних перетворень (відсутня необхідна кількісна інформація) та використання практично корисних арифметичних операцій для параметрів заданих частотними розподілами [20]. Це потребує перетворення реально отриманих статистичних розподілів імовірності в нечіткі інтервали. Разом з цим урахування нечіткості вихідної інформації, зокрема потужності навантаження в алгоритмах і програмах аналізу структурної надійності ЕЕС, нечіткого ймовірнісно-статистичного моделювання режимів ЕЕС (метод Монте-Карло), а також прогнозування навантаження з використанням нечітких нейронних мереж [18] дає змогу більш об’єктивно і точно отримати кінцевий результат [19].

Найбільш узагальненим підходом відповідної трансформації є приведення нечіткого інтервального числа до трапецієвидного виду, що відповідає відомій методології розкладання нечітких інтервалів на відповідні альфа-рівні. Існуючі алгоритми [14] не завжди мають можливість виконати трансформацію в функцію належності $\mu(x)$ шляхом кусково-лінійної апроксимації $f(x)$ з необхідною точністю. Крім того, реально існуючі функції щільності навантаження $f(x)$ часто мають складний характер, і це викликає певні труднощі в перетворенні. Для згладжування характеристик невизначеностей доцільно згідно з [14] виконати перехід до інтегрального розподілу імовірності $F(x) = \int_{-\infty}^{0} f(x)dx$.

Аналіз законів розподілу вузлового навантаження енергосистем, результатів трансформації $f(x)$ у функцію належност $\mu(x)$ показує, що для нечітко-інтервального представлення достатньо мати інформацію тільки для двох інтервалів, що відповідають значенням функція належності $\mu(x) = 0$ (основа інтервалу) і найбільш можливим значенням функції належності $\mu(x) = 1$. Отримані результати визначення параметрів функцій належності вузлового навантаження для різних альфа-рівнів розглядуваної підсистеми «НЕК УКРЕНЕРГО» наведені в табл. 1.

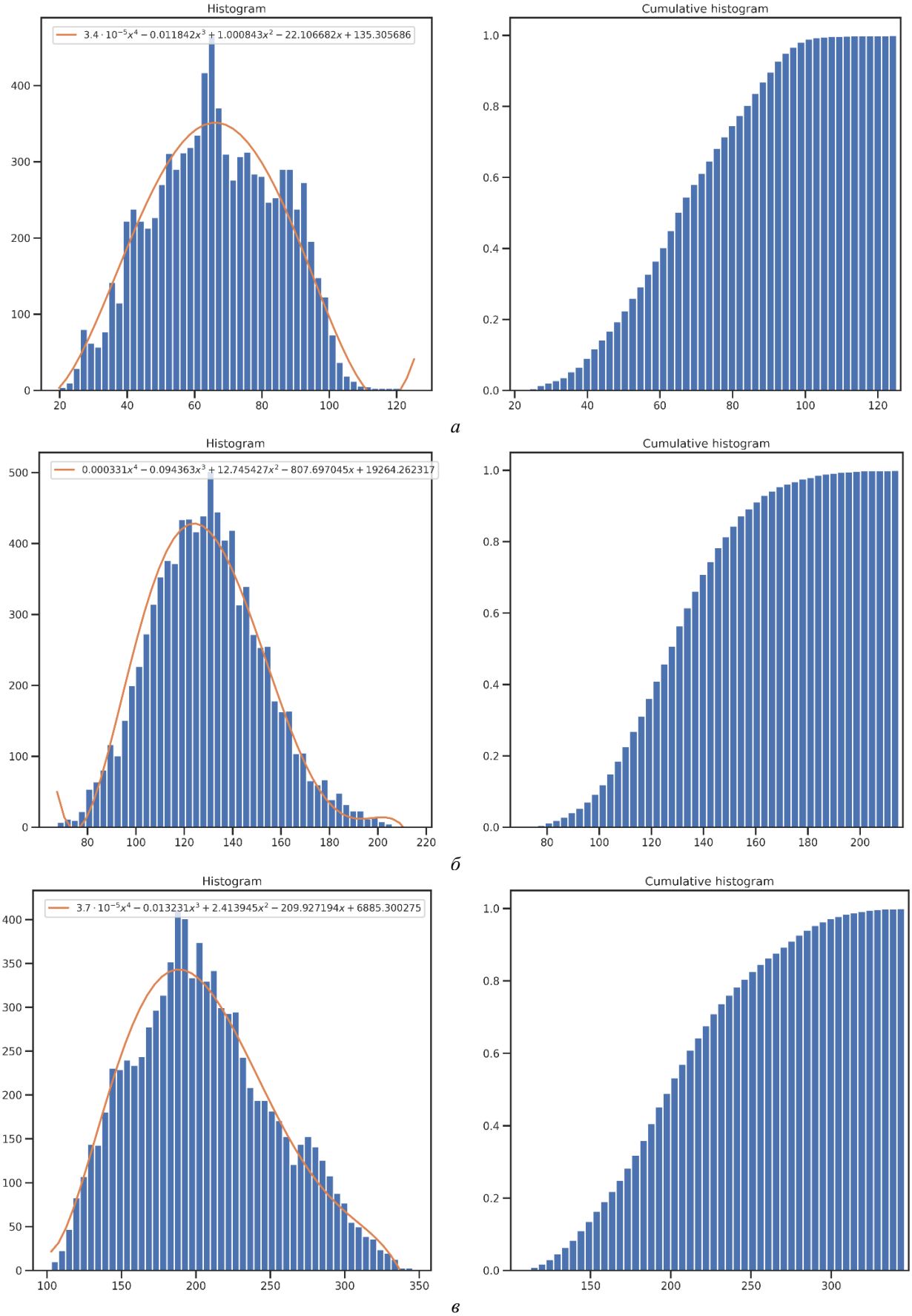

Рис. 2. Гістограми частот, функції розподілу та щільності вузлового навантаження: а – ПС Черкаська, б – ПС Лісова, в – ПС Житомирська

Fig. 2. Histograms of frequencies, distribution functions, and nodal load density: a – Cherkassy Substation, б – Lisova Substation, в – Zhytomyrska Substation

Таблиця 1. Результати погодинних розрахунків параметрів функцій належності потужності ЕЕС для різних α рівнів
Table 1. The results of hourly calculations of the parameters of the EES capacity belonging functions for different α levels

Година доби спостереження	Параметри нечітких інтервалів вузлового навантаження, що відповідає різним α рівням									
	ПС Лісова					ПС Житомирська				
	α=0	α=0.25	α=0.5	α=0.75	α=1	α=0	α=0.25	α=0.5	α=0.75	α=1
00:00	[76.9-156.3]	[91.4-154.3]	[96.7-146.5]	[104.3-141.8]	[115.7-137.8]	[133.2-261.2]	[139.8-231.2]	[144.3-206.7]	[147.9-188.1]	[152.3-182.1]
01:00	[68.2-158.4]	[82.5-144.6]	[92.4-138.4]	[98.5-139.1]	[108.3-132.6]	[119.5-242.3]	[136.5-227.2]	[139.7-214.7]	[146.5-176.6]	[149.1-168.5]
02:00	[67.5-153.7]	[78.1-141.6]	[90.6-135.4]	[96.5-131.2]	[112.1-128.3]	[114.3-228.4]	[113.6-218.5]	[121.3-166.3]	[125.4-159.3]	[127.7-151.6]
03:00	[65.3-158.6]	[74.3-144.2]	[87.4-138.5]	[91.8-133.2]	[106.1-126.2]	[106.3-224.2]	[113.5-217.4]	[119.3-189.7]	[125.6-173.5]	[136.5-157.7]
04:00	[64.7-148.1]	[71.3-136.1]	[78.3-133.7]	[86.8-127.1]	[96.4-122.6]	[112.4-223.4]	[132.3-229.2]	[146.4-212.5]	[149.9-197.2]	[154.2-186.4]
05:00	[59.8-136.8]	[76.2-138.5]	[84.5-134.1]	[96.5-131.2]	[98.3-114.5]	[115.2-217.3]	[135.5-205.5]	[143.5-198.3]	[149.9-191.5]	[156.4-183.6]
06:00	[61.4-159.7]	[73.1-153.6]	[81.6-144.4]	[85.3-138.3]	[92.3-124.3]	[113.2-258.6]	[139.8-221.2]	[142.3-204.7]	[135.9-185.9]	[149.8-180.1]
07:00	[81.3-179.2]	[84.4-154.7]	[93.5-144.1]	[98.9-145.2]	[106.5-133.5]	[109.2-231.2]	[131.2-218.2]	[140.1-209.7]	[147.9-186.7]	[155.3-179.1]
08:00	[76.6-186.2]	[87.3-154.5]	[91.4-142.1]	[95.4-137.5]	[98.4-135.4]	[122.4-306.5]	[137.6-264.4]	[158.5-231.6]	[167.6-223.5]	[172.6-214.5]
09:00	[73.4-186.3]	[83.4-160.3]	[96.6-152.1]	[101.3-147.5]	[108.5-137.2]	[139.6-326.6]	[139.8-299.7]	[157.8-274.6]	[165.5-229.5]	[175.6-219.6]
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
21:00	[82.5-178.4]	[88.4-164.6]	[92.6-155.4]	[99.1-148.4]	[109.3-142.5]	[152.4-318.7]	[165.8-293.5]	[171.4-265.4]	[176.3-238.2]	[183.6-219.3]
22:00	[85.3-186.5]	[93.1-171.1]	[101.5-164.4]	[109.3-152.4]	[114.5-143.3]	[161.4-287.6]	[172.3-272.4]	[180.6-239.9]	[189.8-224.6]	[181.3-215.5]
23:00	[77.4-173.6]	[95.8-159.4]	[108.4-156.2]	[115.4-151.5]	[118.3-147.3]	[141.5-278.7]	[153.8-243.7]	[159.7-219.2]	[167.7-204.7]	[174.3-196.7]

Нейромережеве прогнозування вузлового навантаження підсистеми ЕЕС. Наразі можна виділити декілька груп методів, які використовуються для прогнозування ресурсних і режимних параметрів об'єктів електроенергетики. Насамперед це статистичні методи і методи штучного інтелекту.

Статистичний підхід у загальному випадку може бути застосований за наявності ретроспективних даних щодо прогнозованих параметрів, а відповідна вибірка параметрів являє собою багатовимірний часовий ряд. Для прогнозування часового ряду широко використовують різні авторегресійні методи, частіше інших це модифікації ARIMA (Autoregressive integrated moving average – модель авторегресії та інтегрованого ковзного середнього). Модель ARIMA, що належить до класу лінійних моделей, може добре описувати поведінку як стаціонарних, так і нестаціонарних часових рядів. Для прогнозування модель ARIMA використовує інформацію, що міститься у вихідному ряді й спирається в основному на автокореляційну структуру даних часового ряду.

Головною перевагою таких методів є низька обчислювальна складність, проте точність цих методів не завжди задовільна [15]. Для підвищення точності часто використовують гібридні моделі, які об'єднують принципи авторегресії з деякими методами фільтрації [2, 5, 9]. Основний недолік гібридних моделей – це нададитивне підвищення складності, що спричиняє в результаті високу трудомісткість налаштування методу та втрату універсальності моделей. Метод Бокса – Дженкінса є класичним статистичним методом прогнозування, широко застосовуваним, зокрема, для отримання короткострокового прогнозу навантаження. Однак використання моделей ARIMA має кілька недоліків:

Необхідно мати відносно велику кількість вихідних даних; при використанні моделі ARIMA для несезонних даних необхідна наявність значної кількості спостережень (не менше 50), які не завжди можливо отримати.

Побудова задовільної моделі ARIMA часто вимагає великих витрат тимчасових і обчислювальних ресурсів; крім того, перед побудовою моделі Бокса – Дженкінса необхідно провести аналіз даних на однорідність.

Врахування зовнішніх факторів (температура навколишнього середовища, хмарність, відносна вологість, тип дня тижня), які впливають на вузлове навантаження, ефективно реалізується застосуванням декомпозиційних методів прогнозування ARMAX [13].

Друга група методів – інтелектуальні моделі – відрізняються великою різноманітністю [18,20,27]. Точне моделювання зміни навантаження, де воно розглядається як випадковий процес, є утрудненим внаслідок нелінійних і складних відношень між навантаженням і факторами, від яких воно залежить. Крім того, існуючі методи прогнозування електричного навантаження не завжди можуть працювати із «зашумленими» або неповними даними, тоді як часто доводиться мати справу з такою інформацією. Тому необхідні нові підходи, методи для прогнозування електричного навантаження, які б враховували різні дані, давали можливість працювати з неточними, неповними даними. Одним з таких підходів, які швидко розвиваються, є метод, що ґрунтується на нечіткій логіці і нейронних мережах, – нечіткі нейронні мережі.

Очевидно, що без урахування специфіки конкретної задачі неможливо вибрати або синтезувати архітектуру НМ, яка найкраще пристосована для даного випадку. Якщо ділянки стаціонарності рядів контрольованих показників настільки є короткими, то наявних даних недостатньо, щоб навчити всі синаптичні ваги традиційних широко використовуваних НМ.

Одним із перспективних підходів для вирішення цих задач є створення гібридних обчислюваних конструкцій (структур), які дають змогу використовувати переваги кожного із взаємодіючих компонентів при одночасному зменшенні впливу їх недоліків та обмежень, зокрема нейронні мережі, які ґрунтуються на використанні МГУА, – МГУА-подібні нейронні мережі (МГУАНМ).

Головна принципова відмінність МГУАНМ (рис. 3) від «звичайних» нейронних мереж – це те, що оцінка параметрів функцій активації здійснюється не одночасно для всіх нейронів мережі, а для кожного нейрона окремо. Основою таких мереж є метод групового врахування аргументів (МГВА) – один з найуспішніших методів структурно-параметричної ідентифікації моделей в умовах невизначеності, що відрізняється застосуванням принципів автоматичної генерації варіантів, неостаточних рішень і послідовної селекції моделей оптимальної складності за зовнішніми критеріями.

Задача побудови математичних моделей прогнозування вузлового навантаження полягає в загальному випадку у визначенні невідомих, але об'єктивно існуючих залежностей між багатовимірними рядами контрольованих значень активних і реактивних потужностей $y(k) = (y_1(k), \dots, y_i(k), \dots, y_n(k))^T$ і багатомірними * рядами екзогенних змінних $x(k) = (x_1(k), \dots, x_i(k), \dots, x_n(k))^T$, які описують поточні значення факторів (умов) (температура навколишнього середовища, хмарність, відносна вологість і день тижня) [18].

При цьому $y_i(k)$– значення і-го контрольованого параметра в момент часу k=1, 2, … ; $X_p(k)$ – значення р-го фактора впливу. Таким чином необхідно синтезувати багатовимірну залежність $\hat{y}_i(k) = f_i(x(k))$, яка зв'язує з допомогою деякого апріорі невідомого перетворення $f(t)$ екзогенний багатовимірний ряд $x(k)$ з прогнозною оцінкою $\hat{y}_i(k)$ векторного процесу $y(k)$.

Якщо врахувати передісторію прогнозування і екзогенних змінних, то рівняння (1) для і-го прогнозованого параметра (показника) можна записати у вигляді [20,27]:

$$\hat{y}_i(k) = f_i(y_1(t-1), \dots, y_i(k-n_{1,i}),$$
$$x_1(k-1), \dots, x_1(k-n_{b,1}), x_2(k-1), \dots,$$
$$x_2(k-n_{1,2}), \dots, x_p(k-1), \dots, x_q(k-n_{B,q})$$

де $n_{A,i}$, $n_{B,q}$ – порядок максимального запізнення прогнозованої та екзогенних змінних, відповідно. Після перепозначення аргументів маємо :

$$\hat{y}_i(k) = f_i(Z_1(k), \dots, Z_{n1,i}(k), Z_{n1,i+1}(k), \dots,$$
$$Z_1(k-n_{b,1}), x_2(k-1), \dots, x_2(k-n_{1,2}), \dots,$$
$$x_p(k-1), \dots, x_q(k-n_{B,q}) \quad (1.2)$$

загальна кількість яких складає:

$$n_{A,i} + n_{B,i} + \dots + n_{B,q} = n^{\wedge} \quad (1.3)$$

Як базова модель використовувався показниковий поліном Колмогорова – Габора [5], який в загальному випадку має вигляд:

$$Y = w_0 + \sum_{i=1}^{N} w_{ij} x_i + \sum_{j=1}^{N} \sum_{i \le j} w_{ij} x_i x_j +$$
$$+ \sum_{i=1}^{N} \sum_{j \le i} \sum_{k \le j} w_{ijk} x_i x_j x_k + \dots , \quad (1.4)$$

де w_0, w_i, w_{ij} – коофіцієнти полінома, що підлягають оцінюванню.

Опис (1.4) лежить в основі так званої поліноміальної нейромережі [20,27] архітектура якої наведена на рис. 4.

Перший прихований шар розширює вхідний простір з допомогою поліноміального нелінійного перетворення вхідного вектора

$$Z = (Z_1, Z_2, \dots, Z_{nA+nB,1+\cdots nB,q})^T , \quad (1.5)$$

так, що проходить відтворення входів у новий простір підвищеної розмірності

$$Z \in R^{nA+nB+\cdots+nB,q} \to \left(\varphi_1(Z), \varphi_2(Z), \dots, \varphi_n(Z)\right)^T \in R^n \quad (1.6)$$

Вихідний шар утворений n звичайними адалінами [16] і реалізує відтворення розширеного простору у вихідне

$$\varphi(Z) \in R^n \to \hat{y} = (\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots \hat{y}_n) \in R^n \quad (1.7)$$

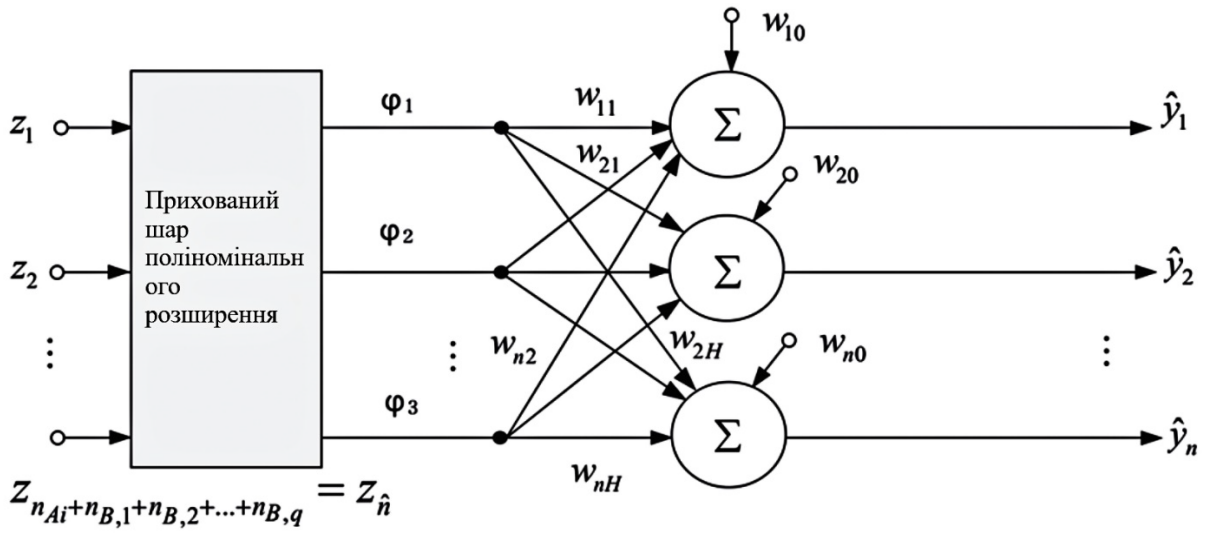

Рис. 3. Структура схема поліноміальної нейромережі

Fig. 3. The structure of the scheme of the polynomial neural network.

$$Y_i = w_0 + \sum_{i=1}^{N} w_{ij} x_i \quad \text{i=1,2,....n.} \qquad (1.8).$$

Кожна з функцій залежить тільки від вхідного сигналу і використовуваного поліноміального розширення і не містить вільних параметрів.

Для прогнозування ресурсу працездатності обладнання і вузлового навантаження створено математичні моделі і програмне забезпечення на основі штучних нейронних мереж з елементами нечіткої логіки. Тестування різних математичних моделей прогнозування навантаження виконувалось з використанням фактичних усереднених на інтервалі одна година значень вузлових навантажень, отриманих за період один рік з оперативно-вимірювального комплексу енергосистеми «НЕК УКРЕНЕРГО», що містить 56 вузлів з яких 17 є вузлами навантаження. Порівнювались такі методи короткострокового прогнозування навантаження: ARIMA (Auto-regressive integrated moving average), декомпозиційний метод (ARMAX), метод групового урахування аргументів (МГУА) – нейронних мереж. Як критерій оптимізації використовується середньоквадратична похибка моделі на навчальній вибірці. Результати прогнозування погодинного навантаження окремих вузлів розглядаємої енергосистеми наведено в таблицях 2…4. Графіки прогнозу навантаження підстанцій підсистеми ЕЕС різними методами наведено на рис.4.

Таблиця 2. Результат прогнозу погодинного навантаження доби серпневого дня ПС Житомир

Table 2. The result of the forecast of the hourly load of PS Zhytomyr on August day

Година	Навантаження	МГУА	ARIMA	ARMAX
0	174,1947021	180,042	195,8871695	181,2428
1	157,4676666	164,3853	180,0340856	167,7196
2	145,5559998	157,8324	171,2639243	162,5293
3	144,5422363	157,2023	163,7302072	159,7
4	144,0353394	151,8724	164,5608858	156,2287
5	143,5284729	153,1125	163,8134576	156,4299
6	152,3988647	162,6797	167,6589895	170,1581
7	174,4481506	187,2996	180,8415552	186,5433
8	187,3735809	199,7469	191,3772754	199,9977
9	206,3815918	218,1211	210,5683855	226,8342
10	211,9572601	230,9084	221,0999484	234,4263
11	214,9985352	229,6393	227,9245756	235,4984
12	222,3482971	226,6333	227,4907812	230,7487
13	222,3482971	226,1584	223,9624286	227,1301
14	224,8827057	224,2663	221,0813465	227,9356
15	215,7588654	227,4057	221,4142253	228,3152
16	217,786377	229,9434	222,5107985	235,2818
17	214,7451019	231,9972	232,9680242	233,1209
18	207,6487732	230,7431	241,2682671	229,2537
19	205,1143799	227,2531	244,4365137	241,3789
20	204,8609314	225,9963	242,0672808	238,18
21	212,2107086	228,1704	238,7378001	230,1227
22	219,0535889	225,3146	229,4357477	219,6406
23	188,8942261	203,4223	207,6888398	199,8581

Таблиця 3. Результат прогнозу погодинного навантаження доби серпневого дня ПС Київська

Table 3. The result of the hourly load forecast of the PS Kyivska on August day

Година	Навантаження	МГУА	ARIMA	ARMAX
0	211,1356659	217,8383082	195,3123844	181,2427876
1	182,1444702	189,094954	173,8660976	167,7195974
2	165,6534729	172,0682884	162,0794398	162,5293429
3	157,4790649	161,7001105	152,2143571	159,6999634
4	158,3825684	157,1049768	148,6253581	156,2286727
5	160,9019623	161,4869774	150,9628947	156,4299175
6	166,8422699	168,1327016	157,2300294	170,158064
7	199,0169678	199,4941023	175,0864609	186,5432574
8	226,7717743	228,7447229	192,6742896	199,9977184
9	257,8055725	258,543989	218,1026329	226,8342295

10	266,7864685	268,3867216	232,8269777	234,4262744
11	270,5871582	268,9106451	238,1737518	235,4984172
12	260,5108643	263,7445004	245,8485859	230,7487026
13	258,1343689	268,356723	243,2460302	227,1301435
14	259,7507629	274,5408768	244,3789599	227,9356476
15	264,5506592	270,915264	237,8646035	228,3152068
16	260,1774597	272,6980381	232,7197609	235,2818266
17	261,270874	269,1409258	225,2335384	233,120927
18	256,5661621	269,0552078	228,345219	229,2537333
19	252,5744629	260,3215536	224,7891114	241,378934
20	250,2465668	255,3038733	235,8193959	238,1800485
21	270,7307739	273,958689	256,2090107	230,1227318
22	275,9594727	287,7922101	276,8926659	219,6406032
23	238,7947693	248,1301864	232,9638829	199,858059

Таблиця 4. Похибки прогнозу погодинного навантаження ПС Київська та ПС Житомирська

Table 4. Forecast errors of the hourly load of PS Kyivska and PS Zhytomyrska

ПС Київська			
Похибка	МГУА	ARIMA	ARMAX
MAPE	5,268 %	11,341 %	17,61 %
RMSPE	7,603 %	14,406 %	21,345 %
ПС Житомирська			
Похибка	МГУА	ARIMA	ARMAX
MAPE	8,35 %	19,89 %	17,402 %
RMSPE	9,908 %	22,315 %	24,261 %

Порівняльний аналіз отриманих середніх абсолютних похибок у відсотках (MAPE) показав, що вони для розглядуваних методів ARIMA, ARMAX та МГУА, складають 11,341 %, 17,61 % і 5,268 % відповідно. Отримані результати свідчать про те, що метод МГУА може виконувати хороші прогнози з найменшими похибками, та слугувати для короткострокового прогнозування навантаження вузлів підсистем ЕЕС.

Висновки. Проведено короткий аналіз умов функціонування сучасних ЕЕС з електростанціями різних типів, визначена актуальність прогнозування технічного стану, ресурсу працездатності електрообладнання та вузлового навантаження енергосистем за результатами моніторингу параметрів стану підсистем ЕЕС, що реально функціонують. Для задач аналізу ризику виникнення аварійних ситуацій в ЕЕС в разі відмов електрообладнання створено програмний модуль обробки ретроспективної й оперативної інформації щодо величин вузлового навантаження, що дозволяє: формувати гістограми частот та функцій розподілу ймовірності вузлового навантаження на інтервалі часу спостереження (тиждень, місяць, квартал, 6 місяців) у певний час доби. Запропоновано підхід щодо трансформації статистичних розподілів імовірності в нечіткі інтервали, що дає змогу використовувати отримані залежності з різною формою представлення вихідної інформації при ймовірнісно-статистичному моделюванні режимів ЕЕС та прогнозуванні вузлового навантаження нечіткими нейронними мережами.

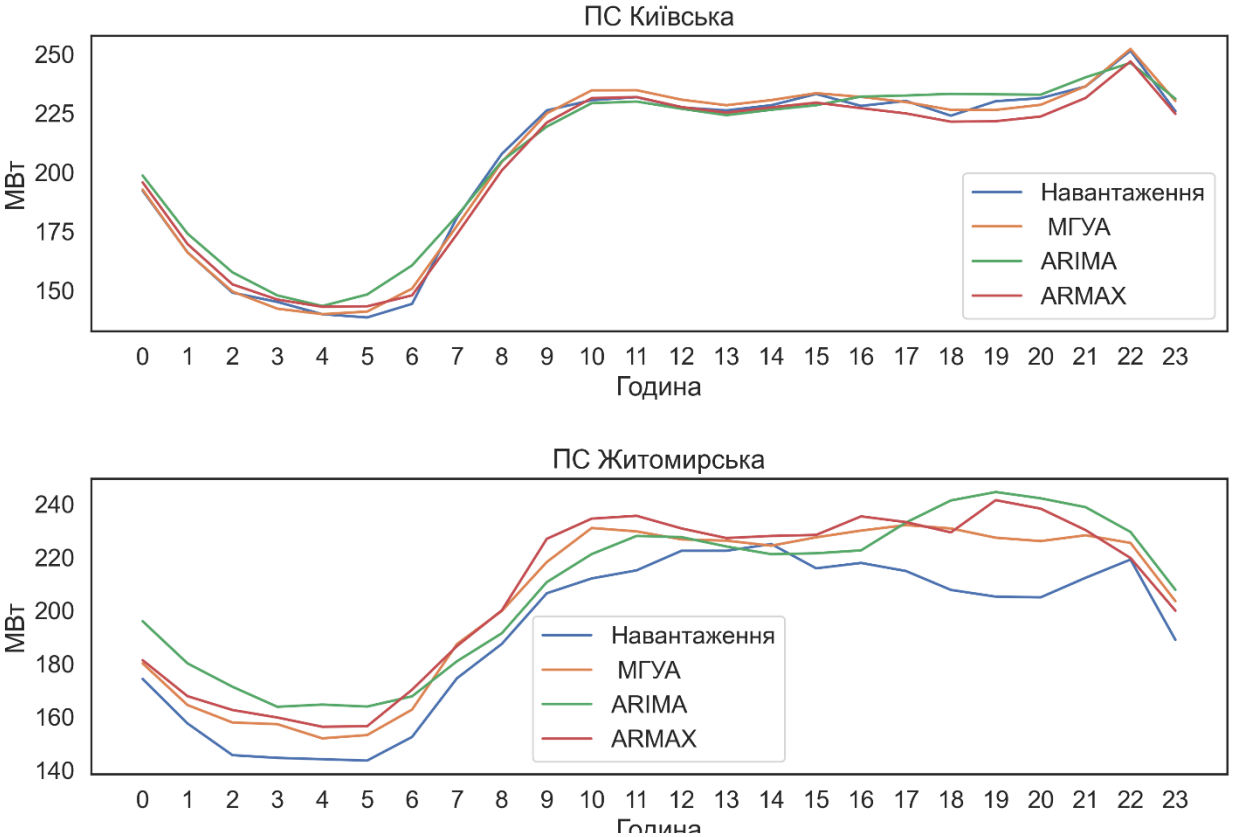

Рис. 4. Графік прогнозу навантаження ПС Київська та ПС Житомирська різними методами

Fig. 4. Schedule of the load forecast of Kyiv and Zhytomyr stations using different methods

Проведено тестування різних математичних моделей прогнозування навантаження з використанням фактичних усереднених на інтервалі одна година значень вузлових навантажень, отриманих за період один рік з оператив-но-вимірювального комплексу енергосистеми «НЕК УКРЕНЕРГО» на основі методів ARIMA, ARMAX та МГУА – нейронних мереж. Порівняльний аналіз показав, що метод МГУА забезпечує прогноз із найменшими похибками та може слугувати для короткострокового і середньо-строкового прогнозування навантаження вузлів підсистем ЕЕС.

ПОСИЛАННЯ:

1. A study of Electrical Security Risk Assessment System based on Electricity Regulation / Dahai You A., Qing Qian Chen B., Xianggen Yin C., Bo Wang D. Energy Policy. 2011. Vol. 39. P. 2062–2074. https://doi. 10.1016/j.enpol.2011.01.050
2. Review on Risk Assessment of Power System / Shiwen Y., Hui H., Chengzhi W., Hao G., Hao F. // Procedia Computer Science. 2017. Vol. 10. P. 1200–1205. https://doi. 10.1016/j.procs.2017.05.399
3. Ciapessoni E., Cirio D., Gagleoti E. A probabilistic approach for operational risk assessment of power systems. CIGRE. 2008. P. 4–114.
4. Handschin E., Jurgens I., Neumann C. Long term optimization for risk-oriented asset management // 16th Power Systems Computation Conference. Glasgow. 2008.
5. Bardyk E., Bolotnyi N. Development of a model for determining a priority sequence of power transformers out of service. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2018. Vol. 3. Issue 8 (93). P. 6–15. https://doi. 10.15587/1729-4061.2018.133570
6. Артемчук В. О., Білан Т. Р., Блінов І. В., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. та ін. Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об'єктів енергетики. За ред. А. О. Запорожця, Т. Р. Білан. К. 2017. 312 с.
7. Черненко П. О., Мірошник В. О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання. Праці Інституту електродинаміки НАН України. 2018. 50. С. 5–11.
8. Костерєв М. В., Бардик Є. І. *Питання побудови нечітких моделей оцінки технічного стану об'єктів електричних систем*. Київ, Україна: НТУУ «КПІ». 2011.
9. Alhelou H. H., Hamedani-Golhan M., Njenda T., and Siano P. "A Survey on Power System Blackout and Cascading Events: Research Motivations and Challenges," *Energies.* 2019. Vol. 12. No. 4. P. 1–28. https://doi.org/10.3390/en12040682.
10. Reliability centered maintenance optimization for power distribution systems / Yssaad B., Khiat M., Chaker A. International Journal of Electrical Power & Energy Systems. 2014. Vol. 55. P. 108–115. https://doi. 10.1016/j.ijepes.2013.08.025
11. Handschin E., Jurgens I., Neumann C. Long term optimization for risk-oriented asset management // 16th Power Systems Computation Conference. Glasgow. 2008.
1. 11.Bardyk Ye. I. Modelling and assessment of chances of failure of power systems electrical equipment taking into account the after repair resource restoration level // Visnyk of National Mining University. 2014. Issue 3. P. 82–90.
12. Дилигенский Н. В., Дымова Л. Г., Севастьянов П. В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология. М.: Машиностроение-1. 2004. 336 с.
13. Штовба С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB. М.: Горячая линия. Телеком. 2007. 288 с.
14. Goerdin S. A. V., Smit J. J., and Mehairjan R. P. Y. "Monte Carlo simulation applied to support risk-based decision making in electricity distribution networks," *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*, Eindhoven, Netherlands. 2015. P. 1–5. https://doi.org/10.1109/PTC.2015.7232494.
15. Бідюк П. І. Аналіз часових рядів / П. І. Бідюк, В. Д. Романенко, О. Л. Тимощук. К.: Політехніка. 2010. 317 с.
16. Papalexopoulos A. D., Hesterberg T. C. 'A Regression Based Approach to Short Term Load Forecasting', IEEE Transactions on Power Systems. 1990. 5 (1). P. 40–45.
17. Бэнн Д. В., Фармер Е. Д. Сравнительные модели прогнозироваания электрической нагрузки: Пер. с англ. М.: Энергоатомизздат. 1987. 200 с.
18. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика. 2002. 344 с.
19. A. A. Desouky, M. M. Elkateb, 'Hybrid adaptive techniques for electric-load forecast using ANN and ARIMA', IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution. 2000. 147 (4). P. 213–217.
20. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: аритектуры, обучение, применения / Е. В.Бодянский, О. Г. Руденко. Харьков. ТЕЛЕТЕХ. 2004. 372 с.
21. Шумилова Г. П., Готман Н. Э., Старцева Т. Б. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей. Электричество. 1999. № 10. С. 6–12.

22. Кушнарев Ф. А., Морхов А. Ю., Надтока И. И. Прогнозирование электропотребления на основе нечетких множеств. Изв. вузов. Электромеханика. 1994. № 6. С. 74.

23. Brown M. Neural networks for modelling and control / Ed. by C. J.Harris“AdvancesIntelligent Control” [Текст] / M. Brown, C. J. Harris. London: Taylor and Francis. 1994. P. 85–112.

24. Івахненко А. Г. Індуктивні методи самоорганізації моделей складних систем / А. Г. Івахненко. К.: Наук. Іумка. 1982. 296 с.

25. Ивахненко А. Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. Киев: Техника. 1975. 345 с.

26. Elattar E. E., Goulermas J. Y., Wu Q. H. Generalized Locally Weighted GMDH for Short Term Load Forecasting // Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews. 2012. 42. No. 3. P. 345–356. Pappas S., Ekonomou L. Comparison of Artificial Intelligence Metho

27. Мантула Е. В. Прогнозирующая нейронная сеть с переменнной структурой для контроля показателей загрязнения окружающей среды. Бионика интеллекта. 2013. № 1 (80), с. 112–116.

REFERENCE:

1. A study of Electrical Security Risk Assessment System based on Electricity Regulation / Dahai You A., Qing Qian Chen B., Xianggen Yin C., Bo Wang D. Energy Policy. 2011. Vol. 39. P. 2062–2074. https://doi. 10.1016/j.enpol.2011.01.050

2. Review on Risk Assessment of Power System / Shiwen Y., Hui H., Chengzhi W., Hao G., Hao F. Procedia Computer Science. 2017. Vol. 109. P. 1200–1205. https://doi. 10.1016/j.procs.2017.05.399

3. Ciapessoni E., Cirio D., Gagleoti E. A probabilistic approach for operational risk assessment of power systems. CIGRE. 2008. P. 4–114.

4. Bardyk E., Bolotnyi N. Development of a model for determining a priority sequence of power transformers out of service. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2018. Vol. 3. Issue 8 (93). P. 6–15. https://doi. 10.15587/1729-4061.2018.133570

5. Artemchuk V. O., Bilan T. R., Blinov I. V., Martynyuk O. V., Miroshnyk V. O. etc. Theoretical and applied foundations of economic, ecological and technological functioning of energy facilities. Under the editorship A. O. Zaporizhia, T. R. Bilan. K. 2017. 312 p.

6. Chernenko P. O., Miroshnyk V. O. Short-term forecasting of the electrical load of the power supply company using an artificial neural network of deep learning. Proceedings of the Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine. 2018. No. 50. P. 5–11.

7. The question of building fuzzy models for assessing the technical condition of objects of electrical systems: monogr. / M. V. Kosterev, E. I. Bardyk. K.: NTUU "KPI". 2011. 148 p.

8. H. H. Alhelou, M. Hamedani-Golshan, T. Njenda, and P. Siano, “A Survey on Power System Blackout and Cascading Events: Research Motivations and Challenges,” *Energies*. 2019. Vol. 12. No. 4. P. 1–28. https://doi.org/10.3390/en12040682.

9. Reliability centered maintenance optimization for power distribution systems / Yssaad B., Khiat M., Chaker A. // International Journal of Electrical Power & Energy Systems. 2014. Vol. 55. P. 108–115. https://doi. 10.1016/j.ijepes.2013.08.025

10. Handschin E., Jurgens I., Neumann C. Long term optimization for risk-oriented asset management // 16th Power Systems Computation Conference. Glasgow. 2008.

11. Bardyk Ye. I. Modelling and assessment of chances of failure of power systems electrical equipment taking into account the after repair resource restoration level // Visnyk of National Mining University. 2014. Issue 3. P. 82–90.

12. Diligensky N. V., Dymova L. G., Sevastyanov P. V. Fuzzy modeling and multicriteria optimization of production systems under uncertainty: technology, economics, ecology. M.: Mashinostroenie-1. 2004. 336 p.

13. Shtovba S. D. Designing fuzzy systems using MATLAB. – M.: Hot line. - Telecom, 2007. - 288 p.

14. S. A. V. Goerdin, J. J. Smit and R. P. Y. Mehairjan, “Monte Carlo simulation applied to support risk-based decision making in electricity distribution networks,” *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*, Eindhoven, Netherlands. 2015. P. 1–5. https://doi.org/10.1109/PTC.2015.7232494.

15. Bidyuk P. I. Analysis of time series / Bidyuk P. I., Romanenko V. D., Tymoshchuk O. L. - K.: Polytechnic, 2010. - 317 p.

16. A.D. Papalexopoulos, T.C. Hesterberg, 'A Regression Based Approach to Short Term Load Forecasting', IEEE Transactions on Power Systems. 1990. 5(1). P.40–45.

17. Bann D. W., Farmer E. D. Comparative models for predicting electrical load: Per. from English. M.: Energoatomizzdat. 1987. 200 p.

18. Osovsky S. Neural networks for information processing. M.: Finance and statistics. 2002. 344 p.

19. A. A. Desouky, M. M. Elkateb, 'Hybrid adaptive techniques for electric-load forecast using ANN and ARIMA', IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution. 2000. 147 (4). P. 213–217.

20. Bodyansky E.V. Artificial neural networks: architectures, learning, applications / E. V. Bodyansky, O. G. Rudenko. Kharkiv: TELETECH. 2004. 372 p.

21. Shumilova G. P., Gotman N. E., Startseva T. B. Short-term forecasting of electrical loads using artificial neural networks. Electricity. 1999. No. 10. P. 6–12.

22. Kushnarev F. A., Morkhov A. Yu., Nadtoka I. I. Forecasting of power consumption based on fuzzy sets // Izv. universities. Electromechanics. 1994. No. 6. P. 74

23. Brown M. Neural networks for modelling and control / Ed. by C. J.Harris"AdvancesIntelligent Control" / M. Brown, C. J. Harris. London: Taylor and Francis, 1994. P. 85–112.

24. A.G. Ivakhnenko Inductive methods of self-organization of models of complex systems/A.H. Ivakhnenko. Kyiv: Nauk. Dumka. 1982. 296 p.

25. Ivakhnenko A. G. Long-term forecasting and control of complex systems. Kyiv: Technique. 1975. 345 p.

26. Elattar E. E., Goulermas J. Y., Wu Q. H. Generalized Locally Weighted GMDH for Short Term Load Forecasting // Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews. 2012. 42. No. 3. P. 345–356. Pappas S., Ekonomou L. Comparison of Artificial Intelligence Metho

27. E. V. Mantula. A predictive neural network with a variable structure for monitoring environmental pollution indicators, Bionics of Intelligence. 2013. No. 1 (80). P. 112–116.