

О. О. РУБАНЕНКО, Д. О. ДАНИЛЬЧЕНКО, В. В. ТЕПТЯ

ВИЗНАЧЕННЯ ГЕНЕРУВАННЯ ВДЕ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

В статті досліджено перспективи та потенціал використання відновлюваних джерел енергії для вирішення проблеми глобального потепління. Проаналізовано світову тенденцію збільшення обсягів генерування електроенергії фотоелектричними станціями за даними Міжнародного агентства з відновлюваної енергетики та тенденцію збільшення встановленої потужності фотоелектричних станцій в Україні, які реалізують генеровану потужність за «зеленим» тарифом за даними Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг України. Досліджено можливості та умови використання штучних нейронних мереж для визначення генерування електроенергії фотоелектричних станцій на прикладі електричної станції «Цекинівська-2» 4–5 черга. Для формування бази даних для створення і навчання штучних нейронних мереж було використано платформу розроблену European Commission – Photovoltaic Geographical Information System. Встановлено закономірності зміни метеорологічних супутникових даних та їх вплив на генерування електроенергії фотоелектричних станцій. Для цього використано програмний комплекс MATLAB, а саме модуль для створення штучних нейронних мереж – Neural Networks Toolbox. Висота сонця умовно вважається сталою і її значення повторюється з року в рік або має незначне відхилення, тому може використовуватись як індикатор години і умовно можна вважати відомим наперед, тобто визначеним за емпіричними формулами і таким що змінюється тільки під впливом певних астрофізичних закономірностей. Щодо температури на висоті 2 м та вітру на висоті 10 м, то ці метеорологічні дані є відомими, так як вони потрібні не лише для прогнозування роботи відновлюваних джерел енергії, а й також в сільському господарстві. Тому найбільш проблемними вважаються дані пов'язані з сонячним випромінюванням, так як цю величину найважче визначити. Супутникові дані можуть мати похибку, встановлення метеопостів, а саме якісних піранометрів є вартісною процедурою, але допоможе забезпечити навчальною вибіркою якісних даних. Для прогнозування з задовільною точністю потрібно накопичити дані хоча б за рік роботи метеопосту, щоб отримати і проаналізувати певну вибірку даних. Для прогнозування генерування використано модулі nntool та Anfis MATLAB. Але отримані результати можна використовувати для оцінки ефективності роботи фотоелектричних станцій, але вони є незадовільними для оперативного балансування системи.

Ключові слова: відновлювані джерела енергії, фотоелектричні станції, штучні нейронні мережі; генерування електроенергії; прогнозування; метеорологічні фактори.

Е. А. РУБАНЕНКО, Д. А. ДАНИЛЬЧЕНКО, В. В. ТЕПТЯ

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ГЕНЕРИРОВАНИЯ ВИЭ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В статье исследованы перспективы и потенциал использования возобновляемых источников энергии для решения проблемы глобального потепления. Проанализированы мировая тенденция увеличения объемов генерации электроэнергии фотоэлектрическими станциями по данным Международного агентства по возобновляемой энергетике и тенденция увеличения установленной мощности фотоэлектрических станций в Украине, которые продают генерируемую электроэнергию по «зеленому» тарифу по данным Национальной комиссии, осуществляющей государственное регулирование в сферах энергетики и коммунальных услуг Украины. Исследованы возможности и условия использования искусственных нейронных сетей для определения генерирования электроэнергии фотоэлектрических станций на примере электрической станции «Цекинівська-2» 4–5 очередь. Для формирования базы данных для создания и обучения искусственных нейронных сетей было использовано платформу, разработанную European Commission – Photovoltaic Geographical Information System. Установлены закономерности изменения метеорологических спутниковых данных и их влияние на генерирование электроэнергии фотоэлектрических станций. Для этого использован программный комплекс MATLAB, а именно модуль для создания искусственных нейронных сетей – Neural Networks Toolbox. Высота солнца условно считается постоянной и ее значение повторяется из года в год или имеет незначительное отклонение, поэтому может использоваться как индикатор часа и условно можно считать известным заранее, то есть определенным по эмпирическим формулам и таким изменяющейся только под влиянием определенных астрофизических закономерностей. По температуре на высоте 2 м и ветра на высоте 10 м, то эти метеорологические данные известны, так как они нужны не только для прогнозирования работы возобновляемых источников энергии, но также в сельском хозяйстве. Поэтому наиболее проблемными считаются данные связанные с солнечным излучением, так как эту величину самое определить. Спутниковые данные могут иметь погрешность, использование метеопостов, а именно качественных пиранометров, не смотря на их цену, поможет обеспечить учебную выборку качественных данных. Для прогнозирования с удовлетворительной точностью нужно накопить данные хотя бы за год работы метеопоста, чтобы получить и проанализировать определенную выборку данных. Для прогнозирования генерирования использовано модули nntool и Anfis MATLAB. Полученные результаты можно использовать для оценки эффективности работы фотоэлектрических станций.

Ключевые слова: возобновляемые источники энергии; фотоэлектрические станции; искусственные нейронные сети; генерирование электроэнергии; прогнозирование; метеорологические факторы.

О. О. RUBANENKO, D. O. DANYLCHENKO, V. V. TEPTYA

DETERMINATION OF RESS GENERATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Paper considers the perspectives and potential of using renewable energy sources to decide the global warming problem. The World trend of increasing electricity generation by photovoltaic power stations according to the International Renewable Energy Agency and the trend of increasing the installed capacity of photovoltaic power stations in Ukraine, which supply the generated capacity at a "green" tariff according to the National Commission for State Regulation of Energy utilities of Ukraine. Opportunities and conditions of using artificial neural networks to defined the power generation of photovoltaic power stations on the example of the power plant "Tsekiniivska-2" 4–5 turns are investigated. A platform developed by the European Commission – Photovoltaic Geographical Information System – was used to create a database for the creation and training of artificial neural networks. Regularities of change of meteorological satellite data and their influence on electricity generation of photovoltaic power stations are established. For this purpose, the software complex MATLAB was used, namely the module for the creation of artificial neural networks – Neural Networks Toolbox.

© О. О. Рубаненко, Д. О. Данильченко, В. В. Тептя, 2020

The height of the sun is conditionally considered constant and its value is repeated from year to year or has a slight deviation, so it can be used as an indicator of the hour and can be considered known in advance, so determined by empirical formulas and changes only under certain astrophysical laws. Regarding the temperature at 2 m and the wind at 10 m, these meteorological data are known, as they are needed not only for forecasting the operation of renewable energy sources but also in agriculture. Therefore, data related to solar radiation are considered to be the most problematic, as this value is the most difficult to determine. Satellite data may have an error, the installation of weather stations, namely quality pyranometers is a costly procedure, but will help provide a training sample of quality data. To forecast with satisfactory accuracy, it is necessary to collect data for 1 year of operation of the weather station. The nntool and Anfis MATLAB modules were used to predict generation. But the obtained results can be used to assess the effectiveness of the photovoltaic power stations, but they are unsatisfactory for the operational balancing of the system.

Keywords: renewable energy sources, photovoltaic stations, artificial neural networks; electricity generation; forecasting; meteorological factors.

Вступ. Використання відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) дозволить частково вирішити проблему глобального потепління. У роботі [1] зазначається, що Європейська Комісія затвердила стратегію дій щодо створення Енергетичного Союзу. Цей Енергетичний Союз допомагатиме забезпечувати стійкість електроенергетичних систем з ВДЕ, енергетичну безпеку та економічну конкурентоспроможність. Головною метою створення Енергетичного союзу є співпраця між державами-членами для об'єднання та диверсифікації енергетичних ресурсів, а також ідея «зробити Європейський Союз (ЄС) першим у світі у галузі відновлюваних джерел енергії та очолити боротьбу з глобальним потеплінням» [2]. Стати першим у світі кліматично нейтральним континентом до 2050 року є метою Європейської енергетичної стратегії зеленого курсу – найамбітнішого пакету заходів, який повинен дозволити європейським громадянам та бізнесу отримати вигідні умови для реалізації стратегії сталого розвитку.

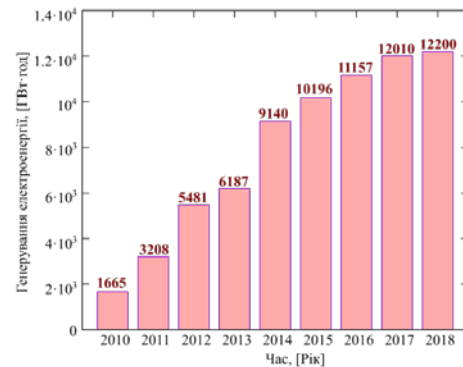
Використання відновлюваної енергії має багато потенційних переваг, включаючи зменшення викидів парникових газів, диверсифікацію енергопостачання та зменшення залежності від вартості викопного палива (зокрема, нафти та газу). Швидкі темпи будівництва нових об'єктів ВДЕ можуть також стимулювати зайнятність населення в ЄС шляхом створення робочих місць у нових «зелених» технологіях. У [3] подано останні статистичні дані щодо частки енергії з відновлюваних джерел загалом та у трьох секторах споживання (електроспоживання, опалення та охолодження і транспорт) у ЄС [3].

За даними National Renewable Energy Laboratory, за одну годину на Землю надходить більше енергії сонця, ніж використовується населенням Землі за один рік. Сьогодні енергія сонця використовується по-різному – для обігріву будинків і підприємств, для нагрівання води або генерування електроенергії [4]. За оцінками Міжнародного енергетичного агентства попит на ВДЕ зростає, незважаючи на негативний вплив ситуації, викликані Covid-19 [5].

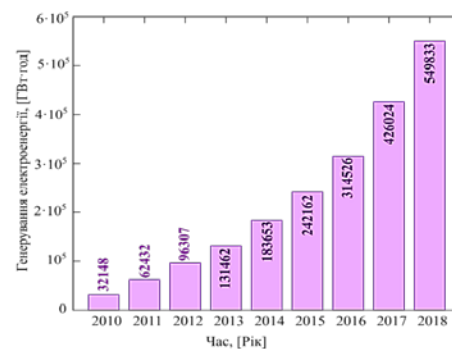
Світова тенденція збільшення генерування електроенергії фотоелектричними станціями за даними International Renewable Energy Agency (IRENA) представлена на рис. 1 [6]. В Україні теж є позитивна динаміка зміни генерування ВДЕ та їх встановленої потужності (рис. 2).

В Україні, як і в світі, спостерігається десятирічна тенденція стрімкого зростання потужностей відновлюваної енергетики, наприклад, у 2018 році з доповнення у 171 гігаватт (ГВт) (див. рис. 1 – рис. 2) [7]. Щорічне світове збільшення на 7,9 % встановленої потужності було в основному забезпечено введенням в

експлуатацію сонячних та вітрових електричних станцій, частка яких склала 84 % від усіх типів ВДЕ. Загальна потужність виробництва відновлювальної енергії в світі досягла 2 551 ГВт на кінець 2018 року.



а



б

Рисунок 1 – Світова тенденція збільшення генерування електроенергії фотоелектричними станціями за даними IRENA: а – сонячні термальні станції; б – сонячні фотоелектричні станції

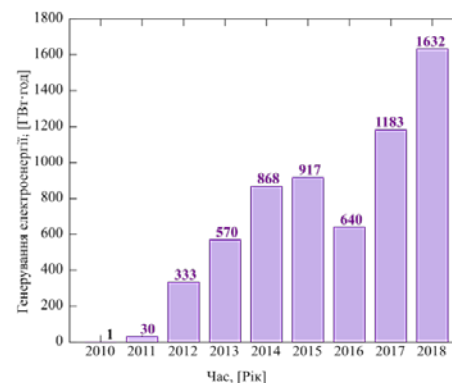


Рисунок 2 – Тенденція збільшення генерування електроенергії фотоелектричними станціями в Україні за даними IRENA

Спостерігається стабільна тенденція до стрімкого зростання темпів приросту приєднання до електричних мереж об'єднаної електроенергетичної системи (ОЕС) України об'єктів відновлюваної енергетики. Загальна встановлена потужність об'єктів електроенергетики, що виробляють електричну енергію з альтернативних джерел енергії та яким встановлено «зелений» тариф, в порівнянні з 2017 роком збільшилась на 742,5 МВт (з яких вітрових електричних станцій (ВЕС) – 67,7 МВт, фотоелектричних станцій (ФЕС) – 646,4 МВт, біомаса/біогаз – 24,4 МВт, мікро-, міні- та малі гідроелектростанції – 4 МВт) та становить 2 117,2 МВт.

Загальна встановлена потужність генеруючих установок приватних домогосподарств зросла у 3 рази: з 51 МВт станом на кінець 2017 року до 157 МВт наприкінці 2018 року. Виробництво електричної енергії за 2018 рік об'єктами електроенергетики, яким встановлено «зелений» тариф, порівняно з 2017 роком збільшилось на 691 млн кВт·год або на 33 % та становить 2 777,3 млн кВт·год (що складає 1,9 % від обсягів виробництва електричної енергії електростанціями, які входять до ОЕС України) [7].

Тенденція збільшення встановленої потужності ВДЕ в Україні, які реалізують генеровану потужність за «зеленим» тарифом, за даними Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сфері енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП) показана на рис. 3.



Рисунок 3 – Тенденція збільшення встановленої потужності: фотоелектричних станцій (ФЕС) в Україні, які реалізують генеровану потужність за «зеленим» тарифом за даними НКРЕКП (а); ВДЕ в Україні, які реалізують генеровану потужність за «зеленим» тарифом за даними НКРЕКП (б)

В Україні спостерігаються проблеми балансування в електроенергетичних системах. Цей дисбаланс потужності, спричинений збільшенням кількості ВЕС і ФЕС. Також проблеми балансування потужності, спричинені недостатнім обсягом маневрової потужності для балансування. Така ситуація в електричних мережах на тлі тенденцій

щорічного збільшення встановленої потужності та генерування електроенергії ВДЕ ставить нові виклики та задачі [8–11]. Тому актуальною є задача визначення обсягів генерування електроенергії ВДЕ.

Мета роботи. Дослідження можливості та умов використання штучних нейронних мереж для визначення генерування електроенергії фотоелектричними станціями.

Виклад основного матеріалу. Оскільки ВДЕ стають все більш популярними у розвитку світової енергетики, підвищення точності прогнозування генерування ВДЕ є критичним для планування, керування параметрами режимів та експлуатації енергосистем [12]. Однак це є складним завданням через непостійний і хаотичний характер даних, що характеризують роботу ВДЕ. На сьогодні розроблено різні методи, включаючи фізичні моделі, статистичні методи, методи штучного інтелекту та їхні гібриди для підвищення точності прогнозування ВДЕ. Зокрема, в [13] авторами досліджено актуальність використання Deep Learning, як перспективного машинного навчання, що здатне виявляти властиві нелінійні особливості та інваріантність структури даних [13].

Використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для визначення сонячного випромінювання детально описано в роботі [14]. У цій роботі представлена модель для прогнозування погодинних даних про сонячне випромінювання з використанням середньодобового значення сонячної радіації. Запропонована модель являє собою узагальнену регресійну ШНМ, яка має три входи, а саме середнє щоденне сонячне випромінювання, годинний кут та годинний кут заходу сонця. Вихідний шар має один вузол, який є середньою годинною сонячною радіацією. Навчання та розробка запропонованої моделі виконуються за допомогою MATLAB та вибірки 43 800 наборів даних погодинної глобальної сонячної радіації. Результати показують, що запропонована модель має кращу точність прогнозування порівняно з деякими емпіричними та статистичними моделями. У цьому дослідженні для оцінки якості запропонованої моделі використовуються такі статистичні характеристики: середнє абсолютне значення похибки (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) та середньоквадратична похибка. Ці значення для запропонованої моделі становлять 11,8 % та –3,1 % відповідно. До недоліків даної моделі можна віднести потребу у формуванні великої вибірки достовірних даних, які отримані шляхом накопичення протягом 5 років, та, звісно, наявності метеопосту на досліджуваній станції.

Використання і порівняння результатів прогнозування генерування ВДЕ з використанням трьох найпопулярніших технік представлено в багатьох літературних джерелах, зокрема мова йде про Artificial Neural Network – штучні нейронні мережі (ШНМ), Genetic algorithm fused with artificial neural network – генетичний алгоритм зі штучною нейронною мережею і Adaptive Neuro-fuzzy inference system – Адаптивна нейро-нечітка система виведення [15–17]. Автори статей використовують їх для прогнозування

генерування ВЕС [15–17] та ФЕС [18, 19] в залежності від зміни метеорологічних параметрів [20], споживання зарядними станціями для електромобілів, що живляться від ФЕС [21]. Це свідчить про актуальність використання даного напрямку прогнозування. Якщо немає метеопоста на локації і потрібно визначити генерування ВДЕ можна скористатись онлайн-сервісами для визначення ретроспективних погодинних метеорологічних параметрів. Для формування бази даних при створенні і навчанні ШНМ можна використати розроблену European Commission платформу – Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS) [22]. Для того щоб використати цей сервіс потрібно знати координати (Latitude/Longitude), тип панелей, потужність, що фотоелектричний модуль може генерувати за стандартних умов, встановлену потужність станції, втрати системи станції у відсотках (рис. 4). Реальна встановлена потужність зараз для ФЕС «Цекинівська-2» 4–5 черга складає 1 045,44 кВт.

Якщо невідома встановлена потужність станції, можна скористатись формулою:

$$P_{ст} = S_M \cdot E / 100 \quad (1)$$

де E – ефективність сонячних модулів (15,9 %);
 S_M – сумарна площа встановлених панелей

$$S_M = n \cdot S_{M0}, \quad (2)$$

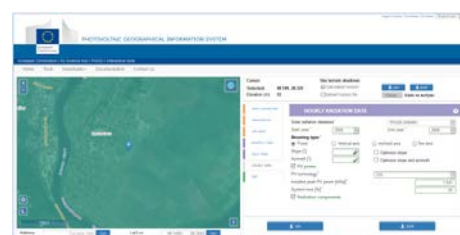
де n – кількість встановлених панелей (наприклад, для ФЕС «Цекинівська-2» 4–5 черга $n = 4356$);

S_{M0} – площа однієї фотоелектричної панелі (для ФЕС «Цекинівська-2» 4–5 черга $S_{M0} = 1,6635$).

Дані на представленому сервісі доступні для конкретної локації з 2005 до 2016 року. Фрагмент отриманої інформації з PVGIS наведений в табл. 1 для 13 липня 2014 та 2015 років. Аналіз ненормованих супутникових даних, які враховані при визначенні генерування, фрагмент яких наведений в табл. 1, дає можливість встановити закономірності їх зміни. Наприклад, параметр H_{sun} (висота сонця) умовно вважається сталим і його значення повторюється з року в рік або має незначне відхилення, тому може

використовуватись як індикатор години і його можна умовно вважати відомим наперед, тобто визначеним за емпіричними формулами і таким, що змінюється тільки під впливом певних астрофізичних закономірностей.

Щодо температури на висоті 2 м та вітру на висоті 10 м, то ці метеорологічні дані є відомими, оскільки вони потрібні не лише для прогнозування роботи ВДЕ, а й також в сільському господарстві та авіаперевезеннях. Тому найбільш проблемними вважаються дані, пов'язані з сонячним випромінюванням, оскільки цю величину найважче визначити. Супутникові дані можуть мати похибку, встановлення метеопостів, а саме якісних пірометрів, є вартісною процедурою. Відомі зараз програмні засоби (MeteoNorm, SolarGis) зможуть надавати прогнозні дані за певні кошти і також не гарантують якість прогнозу.



а

time	P	Gb(i)	Gd(i)	Gr(i)	H_sun	T2m	WS10m	int
130181	0	0	0	0	0	0	0	0
130182	0	0	0	0	0	0	0	0
130183	0	0	0	0	0	0	0	0
130184	0	0	0	0	0	0	0	0
130185	0	0	0	0	0	0	0	0
130186	0	0	0	0	0	0	0	0
130187	0	0	0	0	0	0	0	0
130188	135,9	106,77	62,24	0,07	8,27	2,27	2,04	0
130189	351,27	344,82	301,8	2,32	13,03	1,19	3,05	0
130190	701,62	701,28	575,75	2,66	17,78	0,11	3,21	0
130191	275,69	381,58	568,54	2,6	18,74	0,66	3,32	0
130192	310,79	295,75	152,43	2,77	17,49	1,49	3,42	0
130193	846,61	106,19	105,65	2,52	13,74	2,2	3,51	0
130194	198,53	198,55	68,76	1,15	8,01	1,53	3,55	0
130195	0	0	0	0	0	0,85	3,59	0
130196	0	0	0	0	0	0,18	3,63	0
130197	0	0	0	0	0	0,03	3,63	0
130198	0	0	0	0	0	0,12	4,04	0
130199	0	0	0	0	0	-0,26	4,25	0
130200	0	0	0	0	0	-0,87	4,51	0
130201	0	0	0	0	0	-4,48	4,05	0
130202	0	0	0	0	0	-0,58	3,84	0
130203	0	0	0	0	0	-0,38	3,84	0
130204	0	0	0	0	0	-0,48	3,84	0
130205	0	0	0	0	0	-0,48	3,84	0
130206	P: PV system power (kW)							
130207	Gd(i): Beam (direct) irradiance on the inclined plane (plane of the array) [W/m ²]							
130208	Gd(i): Diffuse irradiance on the inclined plane (plane of the array) [W/m ²]							
130209	Gr(i): Reflected irradiance on the inclined plane (plane of the array) [W/m ²]							
130210	H_sun: Sun height (degrees)							
130211	T2m: 2 m air temperature (Degree Celsius)							
130212	WS10m: 10 m total wind speed (m/s)							
130213	int: 5 minutes solar radiation values are reconstructed							
130214	Timezone: GB 199.28.201 SA 1999							

б

Рисунок 4 – Віконна заставка сервісу для отримання погодинних метеорологічних даних PVGIS (а) та приклад отриманих даних (б)

Таблиця 1 – Фрагмент отриманої інформації з PVGIS

13.07.2014								13.07.2015							
Час	Обсяг ген-ня	G _{b(i)}	G _{d(i)}	G _{r(i)}	H_sun	T _{2m}	WS _{10m}	Час	Обсяг ген-ня	G _{b(i)}	G _{d(i)}	G _{r(i)}	H_sun	T _{2m}	WS _{10m}
4:10	5,81	0	17,88	0,22	15,7	15,4	3,14	4:10	5,85	0	17,88	0,22	15,7	14,27	1,66
5:10	143,68	26,46	176,53	2,59	25,37	15,92	3,62	5:10	153,31	37,69	180,11	2,8	25,37	16,78	1,9
6:10	139,39	3,85	192,12	2,43	35,18	16,44	4,1	6:10	39,89	0	68,7	0,85	35,18	19,28	2,15
7:10	214,86	16,72	276,79	3,62	44,73	17,69	4,03	7:10	112,7	0	164,69	2,05	44,73	19,72	3,03
8:10	196,43	3,28	268,42	3,37	53,37	18,93	3,97	8:10	140,28	0	200,45	2,49	53,37	20,16	3,92
9:10	197	1,12	272,99	3,41	59,97	20,18	3,9	9:10	217,95	4,46	296,75	3,73	59,97	20,6	4,8
10:10	424,2	149,54	429,26	6,72	62,78	20,88	3,83	10:10	94,84	0	141,16	1,76	62,78	19,46	3,91
11:10	591,97	472,97	345,93	8,85	60,6	21,58	3,75	11:10	217,66	4,47	294,87	3,71	60,6	18,31	3,02
12:10	454,89	247,74	376,91	7,08	54,39	22,28	3,67	12:10	91,95	0	136,46	1,7	54,39	17,17	2,12
13:10	340,4	132,69	335,42	5,52	45,93	22,41	3,17	13:10	102,91	0	150,57	1,87	45,93	16,95	1,76
14:10	295,71	149,25	260,16	4,94	36,45	22,53	2,68	14:10	30,09	0	54,58	0,68	36,45	16,72	1,39
15:10	234,76	234	107,41	4,66	26,65	22,66	2,18	15:10	43,89	0	73,41	0,91	26,65	16,5	1,02
16:10	78,22	69,82	75,41	2,68	16,95	22,11	1,89	16:10	49,17	0,51	79,92	1,01	16,95	15,9	1,12
17:10	21,65	0	43,42	0,56	7,69	21,55	1,61	17:10	17,99	0	37,09	0,48	7,69	15,31	1,22

Для якісного прогнозування із задовільною точністю потрібно накопичити дані хоча б за рік роботи метеопосту, щоб отримати і проаналізувати певну вибірку даних. Тому з метою визначення генерування ВДЕ в заданий момент часу потрібно спрогнозувати сонячне випромінювання. Побудовано ШНМ, де вхідними даними є температура, висота сонця, швидкість вітру. Для покращення якості прогнозування, можна збільшувати кількість вхідних даних, кількість нейронів, кількість шарів (глибину) ШНМ, підібрати оптимальну модель ШНМ. На якість навчання мережі значною мірою впливає якість вхідних даних. Супутникові дані, які є в наявності на безкоштовних сервісах, наприклад PVGIS, дають погодинні значення сонячного випромінювання.

Визначення генерування ВДЕ з використанням модуля Neural Networks програмного комплексу MATLAB. Для прогнозування генерування використано модулі nntool та Anfis MATLAB. Але отримані результати можна використовувати для орієнтовної оцінки ефективності роботи ФЕС, проте вони є незадовільними для оперативного балансування системи.

Тому в роботі досліджено способи покращення якості навчання мережі (зменшення похибки навчання RMSE), зокрема, як було рекомендовано в [23], збільшено кількість епох навчання мережі, кількість вхідних даних, змінено функції приналежності та методи формування функцій приналежності.

Проаналізувавши дані за 2013–2015 роки для місце розташування ФЕС «Цекинівська-2» 4–5 черга, сформовано навчальну вибірку для створення ШНМ. Для цього використано програмний комплекс MATLAB, а саме модуль для створення штучних нейронних мереж – Neural Networks Toolbox. До складу пакету входить більше 160 різних функцій, що дають можливість створювати, навчати і досліджувати нейронні мережі [24, 25].

При формуванні вибірки навчальних даних брались до уваги тільки ті погодинні дані, коли станція генерує електроенергію – вихід: погодинне значення генерування електроенергії ВДЕ кВт·год; вхід:

- $G_b(i)$: сонячне (пряме) опромінення на похилій площині ($Вт/м^2$);
- $G_d(i)$: дифузне опромінення на похилій площині ($Вт/м^2$);
- $G_r(i)$: відбите опромінення на похилій площині ($Вт/м^2$);
- H_{sun} : висота сонця (градуси);
- T_{2m} : температура повітря на висоті 2 м (градуси Цельсія);
- WS_{10m} : загальна швидкість вітру на висоті 10 м (м/с).

На рис. 5 і 6 показано налаштування завантаження даних, налаштування мережі, вибір методу навчання та оцінки якості навчання, результати навчання відповідно. Результати навчання побудованої штучної нейронної мережі для ненормалізованої вибірки даних показано на рис. 7.

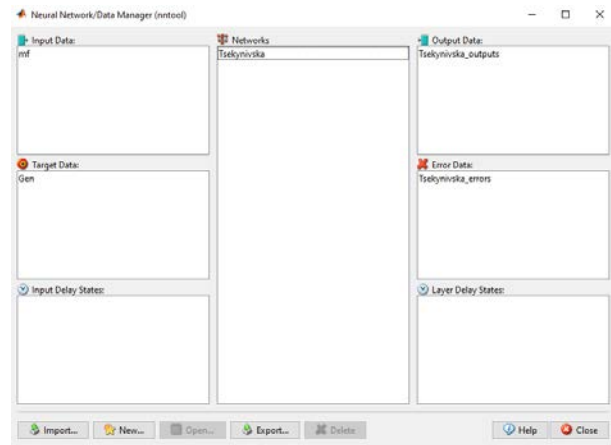
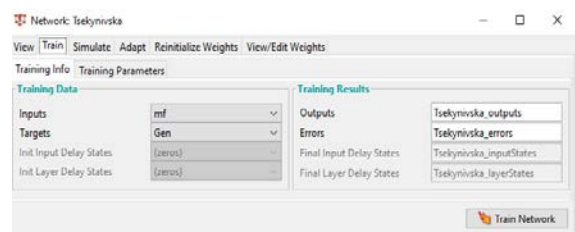
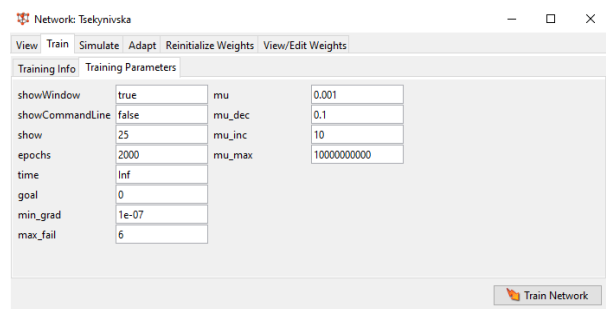


Рисунок 5 – Віконна заставка Neural Networks Toolbox для керування мережею і даними



a



b

Рисунок 6 – Віконна заставка Neural Networks Toolbox для налаштування навчання мережі: a – вибір даних входів та виходу; b – введення параметрів навчання

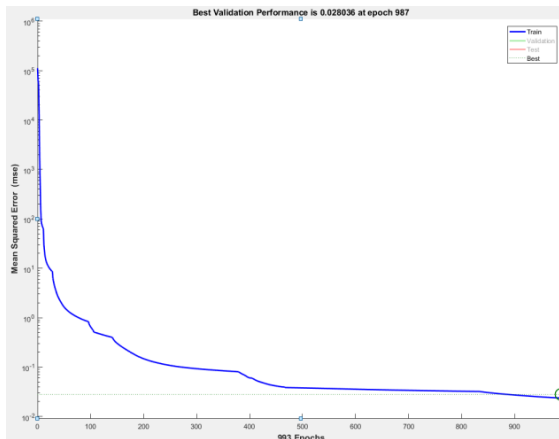
Для покращення якості навчання мережі була виконана нормалізація навчальної вибірки шляхом віднімання середньорічного значення та діленням на максимальне річне значення кожного погодинного значення з ненульовим генеруванням в рамках одного року. Результати навчання мережі після нормалізації даних показані на рис. 8. Оцінка якості навчання мережі здійснювалась за сумарною квадратичною похибкою (Sum Squared Error – SSE):

$$SSE = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (3)$$

де x_i – поточне значення;
 \bar{x} – середнє значення;
 n – кількість спостережень;
 i – номер спостереження.

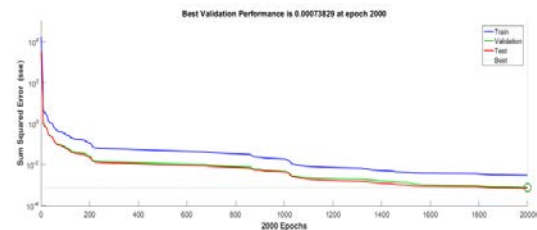


a

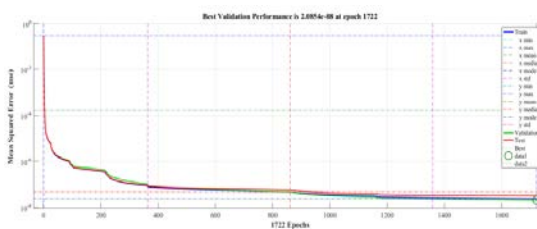


б

Рисунок 7 – Результати навчання побудованої штучної нейронної мережі для ненормалізованої вибірки даних: *a* – створена мережа; *б* – середньоквадратична похибка (Mean Squared Error – MSE)



a



б

Рисунок 8 – MSE та SSE навчання побудованої ШНМ для нормалізованих даних: *a* – SSE; *б* – MSE

А також MSE:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (4)$$

де \hat{x} – отримане значення (спрогнозоване).

Якщо не можливо використати велику вибірку даних, то ШНМ можна навчати і по нормалізованій вибірці даних отриманих за 2 роки, що теж показало задовільний результат (рис. 9).

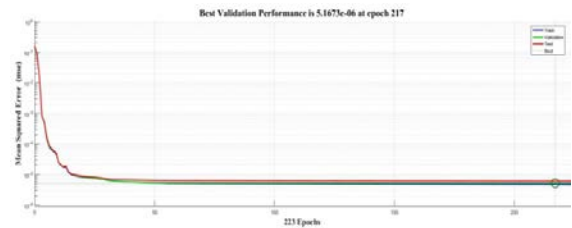
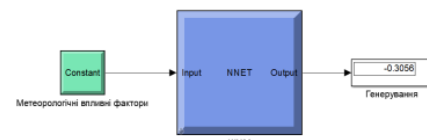


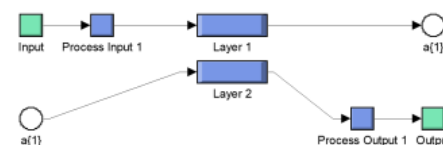
Рисунок 9 – MSE навчання побудованої ШНМ для нормалізованих даних

Для того, щоб можна було інтегрувати створену ШНМ в програмний модуль Simulink з подальшим використанням для автоматичного налаштування, наприклад, автоматичних регуляторів та організації систем керування використано команду gensim. Зі створеної мережею можна проводити різні експерименти, можливі в середовищі Simulink (рис. 10); взагалі, за допомогою команди gensim здійснюється інтеграція створених неймереж в блок-діаграми цього пакета з використанням наявних при цьому інструментів моделювання різних систем (наприклад, можливо вбудовування неймережевого регулятора в систему управління і моделювання останньої і т. п.).

ШНМ була навчена за даними 2014 та 2015 рр, та перевірена за даними 2016 року, відносна похибка визначення генерування 1,5 %.



a



б

Рисунок 10 – Створена ШНМ в Simulink: *a* – вигляд ШНМ; *б* – структура ШНМ

Висновки. В Україні спостерігаються проблеми балансування в електроенергетичних системах. Цей дисбаланс потужності, спричинений збільшенням кількості ВЕС і ФЕС. Також проблеми балансування потужності, спричинені недостатнім обсягом маневреної потужності для балансування. Така ситуація в електричних мережах на тлі тенденцій щорічного збільшення встановленої потужності та генерування електроенергії ВДЕ ставить нові виклики та задачі.

Для української енергетики проблема є більш актуальною, оскільки з 1 січня 2021 р. буде прийнято постанову про фінансову відповідальність за небаланс потужності в електроенергетичній системі. Енергопостачальні компанії, які генерують електроенергію за допомогою ВДЕ, будуть платити фінансовий штраф за небаланс електроенергії. У цих умовах актуалізується проблема аналізу нестабільності генерування електроенергії ВДЕ при керуванні параметрами нормальних режимів роботи електроенергетичних систем [9].

Прогнозування виробництва електроенергії з мінімальною похибкою для мінімізації можливої компенсації за неточні прогнози дані є необхідним для власників ФЕС, ВЕС та міні гідроелектростанцій. Прогнозування стає ключовим інструментом для економічно ефективної інтеграції ВДЕ, таких як ВЕС, СЕС, малі гідроелектростанції, у мікро-, локальні, регіональні та національні енергетичні системи. Слід також зазначити, що навіть завдяки великій кількості програмного забезпечення та алгоритмів, що дозволяють формувати прогнози дані, питання надійного та точного прогнозування все ще вимагає ретельного вивчення та дослідження, оскільки постійна зміна погоди значно ускладнює процес прогнозування. Використання ШНМ дозволяє частково вирішити задачу визначення генерування.

Список літератури

- Child M., Kemfert C., Bogdanov D., and Breyer C. Flexible electricity generation, grid exchange and storage for the transition to a 100% renewable energy system in Europe. *Renewable Energy*. 2019. Vol. 139. P. 80–101. doi: 10.1016/j.renene.2019.02.077
- European Commission, *Energy Union and Climate*. URL: <https://ec.europa.eu> (дата звернення: 03.12.2020).
- Renewable energy statistics. *A European Green Deal. Striving to be the first climate-neutral continent*. URL: https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal_en (дата звернення: 05.12.2020).
- Shinn L. *Renewable Energy: The Clean Facts*. URL: <https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts> (дата звернення: 05.12.2020).
- Global Energy Review 2020. URL: <https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2020> (дата звернення: 05.12.2020).
- Renewable capacity statistics. URL: <https://www.irena.org> (дата звернення: 05.12.2020).
- Звіт про результати діяльності Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг у 2018 році. Постанова НКРЕКП № 440 від 29.03.2019. Київ: НКРЕКП, 2018. 304 с.
- Rubanenko O., Yanovych V. Analysis of instability generation of Photovoltaic power station. *2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. Kyiv, Ukraine, 2020. P. 128–133. doi: 10.1109/ESS50319.2020.9160093
- Rubanenko O., Yanovych V., Miroshnyk O., Danylchenko D. Hydroelectric Power Generation for Compensation Instability of Non-guaranteed Power Plants. *2020 IEEE 4th International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS)*. Istanbul, Turkey, 2020. P. 52–56. doi: 10.1109/IEPS51250.2020.9263151
- Rubanenko O., Miroshnyk O., Shevchenko S., Yanovych V., Danylchenko D., Rubanenko O. Distribution of Wind Power Generation Dependency of Meteorological Factors. *2020 IEEE KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*. Kharkiv, Ukraine, 2020. P. 472–477. doi: 10.1109/KhPIWeek51551.2020.9250114
- Lezhniuk P., Komar V., Kravchuk S. Regimes Balancing in the Local Electric System with Renewable Sources of Electricity. *2019 IEEE 20th International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE)*. Lviv-Slavske, Ukraine, 2019. P. 1–4. doi: 10.1109/CPEE47179.2019.8949118
- Sree Lakshmi G., Rubanenko O., Hunko I. Renewable Energy Generation and Impacts on E-Mobility. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. vol. 1457. doi: 10.1088/1742-6596/1457/1/012009
- Wang H., Z. Lei Z., Zhang X., Zhou B., Peng J. A review of deep learning for renewable energy forecasting. *Energy Conversion and Management*. 2019. vol. 198. P. 111799 doi: 10.1016/j.enconman.2019.111799
- Khalib T., Elmenreich W. A Model for Hourly Solar Radiation Data Generation from Daily Solar Radiation Data Using a Generalized Regression Artificial Neural Network. *International Journal of Photoenergy*. 2015. vol. 2015. P. 1–13. doi: 10.1155/2015/968024
- Wu Y. K., Wu Y. C., Hong J. S., Phan L. H. Phan Q. D. Probabilistic Forecast of Wind Power Generation with Data Processing and Numerical Weather Predictions. *2020 IEEE/IAS 56th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS)*. Las Vegas, NV, USA, 2020. P. 1–11. doi: 10.1109/ICPS48389.2020.9176791
- Suyono H., Prabayanti D. O., Shidiq M., Hasanah R. N., Wibawa U., Hasibuan A. Forecasting of Wind Speed in Malang City of Indonesia using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Autoregressive Integrated Moving Average Methods. *2020 International Conference on Technology and Policy in Energy and Electric Power (ICT-PEP)*. Bandung, Indonesia, 2020. P. 131–136. doi: 10.1109/ICT-PEP50916.2020.9249867
- Hussieny O. Abd Al-Azeem, El-Beltagy M. A., El-Tantawy S. Forecasting of renewable energy using ANN, GPANN and ANFIS (A comparative study and performance analysis). *2020 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*. Giza, Egypt, 2020. P. 54–59. doi: 10.1109/NILES50944.2020.9257963
- Hamouda N., Babes B., Kahla S., Boutaghane A., Beddar A., Aissa O. ANFIS Controller Design Using PSO Algorithm for MPPT of Solar PV System Powered Brushless DC Motor Based Wire Feeder Unit. *2020 International Conference on Electrical Engineering (ICEE)*. Istanbul, Turkey, 2020. P. 1–6. doi: 10.1109/ICEE49691.2020.9249869
- Andrew-Cotter J., Uddin M. N., Amin I. K. Particle Swarm Optimization based Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for MPPT Control of a Three-Phase Grid-Connected Photovoltaic System. *2019 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*. San Diego, CA, USA, 2019. P. 2089–2094. doi: 10.1109/IEMDC.2019.8785403
- Sujil A., Kumar R., Bansal R. C. FCM Clustering-ANFIS-based PV and wind generation forecasting agent for energy management in a smart microgrid. *The Journal of Engineering*. 2019. Vol. 2019, Iss. 18. P. 4852–4857. doi: 10.1049/joe.2018.9323
- Jaladi K. K., Kumar S., Saini L. M. ANFIS Controlled Grid Connected Electric Vehicle Charging Station Using PV Source. *2020 First IEEE International Conference on Measurement, Instrumentation, Control and Automation (ICMICA)*. Kurukshetra, India, 2020. P. 1–5. doi: 10.1109/ICMICA48462.2020.9242717
- Photovoltaic Geographical Information System. URL: https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/#PVP (дата звернення: 03.12.2020).
- Odabas M. S., Temizel K. E., Caliskan O., Senyer N., Kayhan G., Ergun E. Determination of reflectance values of hypericum s leaves under stress conditions using adaptive network based fuzzy inference system. *Neural Network World*. 2014. Vol. 24, No. 1. P. 79–87. doi: 10.14311/NNW.2014.24.004
- Моделирование нейронных сетей в MATLAB. URL: <http://window.edu.ru> (дата звернення: 03.12.2020).
- Сердюк А. А. Компьютерные системы искусственного интеллекта. URL: <http://www.dgma.donetsk.ua> (дата звернення: 03.12.2020)

References (transliterated)

- Child M., Kemfert C., Bogdanov D., and Breyer C. Flexible electricity generation, grid exchange and storage for the transition to a 100% renewable energy system in Europe. *Renewable Energy*. 2019, Vol. 139, pp. 80–101. doi: 10.1016/j.renene.2019.02.077

2. *European Commission, Energy Union and Climate*. Available at: <https://ec.europa.eu> (accessed 03.12.2020).
3. *Renewable energy statistics. A European Green Deal. Striving to be the first climate-neutral continent*. Available at: https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal_en (accessed 05.12.2020).
4. Shinn L. *Renewable Energy: The Clean Facts*. Available at: <https://www.nrdc.org/stories/renewable-energy-clean-facts> (accessed 05.12.2020).
5. *Global Energy Review 2020*. Available at: <https://www.iea.org/reports/global-energy-review-2020> (accessed 05.12.2020).
6. *Renewable capacity statistics*. Available at: <https://www.irena.org> (accessed 05.12.2020).
7. *Zvit pro rezul'taty diyal'nosti Natsional'noyi komisiyi, shcho zdysnyuye derzhavne rehulyuvannya u sferakh enerhetyky ta komunal'nykh posluh u 2018 rotsi. Postanova NKREKP # 440 vid 29.03.2019* [Report on the performance of the National Commission for State Regulation of Energy and Public Utilities in 2018. NKREKP Resolution No. 440 dated 29.03.2019]. Kyiv, NKREKP, 2018. 304 p.
8. Rubanenko O., Yanovych V. Analysis of instability generation of Photovoltaic power station. *2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*. Kyiv, Ukraine, 2020, pp. 128–133. doi: 10.1109/ESS50319.2020.9160093
9. Rubanenko O., Yanovych V., Miroshnyk O., Danylchenko D. Hydroelectric Power Generation for Compensation Instability of Non-guaranteed Power Plants. *2020 IEEE 4th International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS)*. Istanbul, Turkey, 2020, pp. 52–56. doi: 10.1109/IEPS51250.2020.9263151
10. Rubanenko O., Miroshnyk O., Shevchenko S., Yanovych V., Danylchenko D., Rubanenko O. Distribution of Wind Power Generation Dependently of Meteorological Factors. *2020 IEEE KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*. Kharkiv, Ukraine, 2020, pp. 472–477. doi: 10.1109/KhPIWeek51551.2020.9250114
11. Lezhniuk P., Komar V., Kravchuk S. Regimes Balancing in the Local Electric System with Renewable Sources of Electricity. *2019 IEEE 20th International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE)*. Lviv-Slavske, Ukraine, 2019, pp. 1–4, doi: 10.1109/CPEE47179.2019.8949118
12. Sree Lakshmi G., Rubanenko O., Hunko I. Renewable Energy Generation and Impacts on E-Mobility. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020, vol. 1457. doi: 10.1088/1742-6596/1457/1/012009
13. Wang H., Z. Lei Z., Zhang X., Zhou B., Peng J. A review of deep learning for renewable energy forecasting. *Energy Conversion and Management*. 2019, vol. 198, pp. 111799 doi: 10.1016/j.enconman.2019.111799
14. Khalib T., Elmenreich W. A Model for Hourly Solar Radiation Data Generation from Daily Solar Radiation Data Using a Generalized Regression Artificial Neural Network. *International Journal of Photoenergy*. 2015, vol. 2015, P. 1–13. doi: 10.1155/2015/968024
15. Wu Y. K., Wu Y. C., Hong J. S., Phan L. H. Phan Q. D. Probabilistic Forecast of Wind Power Generation with Data Processing and Numerical Weather Predictions. *2020 IEEE/IAS 56th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (I&CPS)*. Las Vegas, NV, USA, 2020, pp. 1–11. doi: 10.1109/ICPS48389.2020.9176791
16. Suyono H., Prabawanti D. O., Shidiq M., Hasanah R. N., Wibawa U., Hasibuan A. Forecasting of Wind Speed in Malang City of Indonesia using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Autoregressive Integrated Moving Average Methods. *2020 International Conference on Technology and Policy in Energy and Electric Power (ICT-PEP)*. Bandung, Indonesia, 2020, pp. 131–136, doi: 10.1109/ICT-PEP50916.2020.9249867
17. Hussieny O. Abd Al-Azeem, El-Beltagy M. A., El-Tantawy S. Forecasting of renewable energy using ANN, GPANN and ANFIS (A comparative study and performance analysis). *2020 2nd Novel Intelligent and Leading Emerging Sciences Conference (NILES)*. Giza, Egypt, 2020, pp. 54–59. doi: 10.1109/NILES50944.2020.9257963
18. Hamouda N., Babes B., Kahla S., Boutaghane A., Beddar A., Aissa O. ANFIS Controller Design Using PSO Algorithm for MPPT of Solar PV System Powered Brushless DC Motor Based Wire Feeder Unit. *2020 International Conference on Electrical Engineering (ICEE)*. Istanbul, Turkey, 2020, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICEE49691.2020.9249869
19. Andrew-Cotter J., Uddin M. N., Amin I. K. Particle Swarm Optimization based Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for MPPT Control of a Three-Phase Grid-Connected Photovoltaic System. *2019 IEEE International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*. San Diego, CA, USA, 2019, pp. 2089–2094. doi: 10.1109/IEMDC.2019.8785403
20. Sujil A., Kumar R., Bansal R. C. FCM Clustering-ANFIS-based PV and wind generation forecasting agent for energy management in a smart microgrid. *The Journal of Engineering*. 2019, Vol. 2019, Iss. 18, pp. 4852–4857. doi: 10.1049/joe.2018.9323
21. Jaladi K. K., Kumar S., Saini L. M. ANFIS Controlled Grid Connected Electric Vehicle Charging Station Using PV Source. *2020 First IEEE International Conference on Measurement, Instrumentation, Control and Automation (ICMICA)*. Kurukshetra, India, 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICMICA48462.2020.9242717
22. *Photovoltaic Geographical Information System*. Available at: https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/#PVP (accessed 03.12.2020).
23. Odabas M. S., Temizel K. E., Caliskan O., Senyer N., Kayhan G., Ergun E. Determination of reflectance values of hypericum s leaves under stress conditions using adaptive network based fuzzy inference system. *Neural Network World*. 2014, Vol. 24, No. 1, pp. 79–87. doi: 10.14311/NNW.2014.24.004
24. *Modelirovanie neyronnykh setey v MATLAB* [Modelling neural networks in MATLAB]. Available at: <http://window.edu.ru> (accessed 03.12.2020).
25. Serdyuk A. A. *Komp'yuternye sistemy iskustvennogo intellekta* [Computer-based artificial intelligence systems]. Available at: <http://www.dgma.donetsk.ua> (accessed 03.12.2020)

Надійшло (received) 09.12.2020

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Рубаненко Олена Олександрівна (Rubanenko Elena Aleksandrovna, Rubanenko Olena) – кандидат технічних наук, доцент, докторант кафедри електричних станцій і систем; Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2660-182X>; e-mail: olenarubanenko@ukr.net.

Данильченко Дмитро Олексійович (Данильченко Дмитрий Алексеевич, Danylchenko Dmytro) – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри передачі електричної енергії, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», Харків, Україна; e-mail: danylchenko.e@khpri.edu.ua.

Тептя Віра Володимирівна (Тептя Вера Владимировна, Teptya Vira) – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри електричних станцій і систем; Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна; e-mail: teptyavira@gmail.com.