

В. А. ПОПОВ, Д.В. ЯЦЕНКО, О.В. АДАНІКОВ

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"

В.О. ОНУФРЕЙ

Міністерство енергетики України

АДАПТИВНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ РЕЖИМУ РОЗПОДІЛЬНИХ МЕРЕЖ З РОЗПОДІЛЕНОЮ ГЕНЕРАЦІЄЮ ДЛЯ ОБґРУНТУВАННЯ УМОВ ВИКОРИСТАННЯ ДИСТАНЦІЙНО КЕРОВАНИХ КОМУТАЦІЙНИХ АПАРАТІВ

При вирішенні задачі керування режимами розподільних мереж побудованих за петлевою схемою, як основний захід мінімізації втрат електричної енергії розглядали визначення оптимального місця розмикання в залежності від сезону року, а саме для осінньо-зимового та весняно-літнього максимумів навантажень. Але швидке й масштабне впровадження джерел розподіленої генерації у електричні мережі 6-10 кВ призводить до частой зміни потокорозподілу в мережі та, без сумніву, викликає необхідність розробки нових принципів керування їх режимами. Успішність даного заходу напряму залежить від належного рівня автоматизації мереж, тим паче, з урахуванням того, що більша частина обладнання розподільних мереж випрацювала свій фізичний ресурс.

Концепція активних розподільних мереж передбачає повне інформаційне забезпечення, автоматизацію процесів керування режимами та розробку раціональної стратегії використання призначених для цієї мети відповідних технічних засобів. Враховуючи, що у найближчий час не існує можливості повністю оснастити розподільні мережі дистанційно керованими комутаційними апаратами, виникає питання їх оптимального розміщення й використання. Для вирішення даної проблеми, враховуючи обмежений комутаційний ресурс комутаційних апаратів, в статті пропонується адаптивна модель прогнозування електричного навантаження вузлів мережі/вихідної потужності відновлюваних джерел енергії (ВДЕ). Результати прогнозування будуть використовуватись, як вихідні дані для визначення техніко-економічної доцільності реалізації відповідних керуючих впливів на режими розподільної мережі.

На підставі отриманих результатів досліджень можна зробити висновок, що розроблений адаптивний моделі кожен з залучених методів при вирішенні задачі короткострокового прогнозування електричного навантаження/вихідної потужності сонячних панелей показує різні рівні похибки в залежності від довжини часового інтервалу. Дана тенденція зберігається як у добовому, так і у тижневому розрізі.

Ключові слова: розподільна мережа, розподілена генерація, дистанційно керовані комутаційні апарати, режими електричних мереж, адаптивна модель прогнозування.

V. A. POPOV, D.V. YATSENKO, O.V. ADANIKOV

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

V.O. ONUFREI

Ministry of Energy of Ukraine

AN ADAPTIVE MODEL FOR PREDICTING THE PARAMETERS OF A DISTRIBUTION NETWORK WITH DISTRIBUTED GENERATION FOR JUSTIFICATION OF THE CONDITIONS OF USE REMOTELY CONTROLLED SWITCHING DEVICES

When solving the problem of controlling the modes of distribution networks built on a loop scheme, as the main measure to minimize electricity losses was considered to determine the optimal place of disconnection depending on the season, namely for autumn-winter and spring-summer maximum loads. But the rapid and large-scale introduction of distributed generation sources in 6-10 kV electrical networks leads to frequent changes in the flow distribution in the network and, no doubt, necessitates the development of new principles for controlling their modes. The success of this measure directly depends on the appropriate level of network automation, especially given that most of the equipment of distribution networks has exhausted its physical resource.

The concept of active distribution networks provides full information support, automation of control processes and the development of a rational strategy for the use of appropriate technical means for this purpose. Given that in the near future it is not possible to fully equip distribution networks with remotely controlled switching devices, there is a question of their optimal location and use. To solve this problem, given the limited switching resource of switching devices, the article proposes an adaptive model for predicting the electrical load of network nodes / output power of renewable energy sources (RES). The forecasting results will be used as initial data to determine the technical and economic feasibility of the implementation of appropriate control effects on the modes of the distribution network.

Based on the obtained research results, it can be concluded that the developed adaptive model of each of the methods involved in solving the problem of short-term prediction of electrical load / output power of solar panels shows different levels of error depending on the length of the time interval. This trend persists both daily and weekly.

Keywords: distribution network, distributed generation, remotely controlled switching devices, electric network modes, adaptive forecasting model.

Вступ

Розподільні електричні мережі напругою 6-10 кВ є важливою ланкою в процесі передачі електричної енергії від об'єктів генерації безпосередньо до кінцевих споживачів. Сумарна протяжність розподільних повітряних (ПЛЛ) і кабельних (КЛЛ) ліній на території України становить близько 320 тис км. і простежується тенденція їх зростання [1]. У зв'язку з цим завдання забезпечення надійності та ефективності режимів таких мереж є важливим етапом забезпечення енергетичної безпеки держави [2].

Основною проблемою, яка при цьому виникає, є те, що більша частина обладнання розподільних мереж відпрацювала свій експлуатаційний ресурс і потребує заміни. Окрім того в сучасних умовах складність керування режимами розподільної мережі додатково збільшується за рахунок поширення використання джерел розподіленої генерації (ДРГ), що принциповим чином може впливати на характер строморозподілу [3]. Тому, перспективним і необхідним завданням є створення інтелектуальної розподільної мережі, що забезпечує автоматизоване ефективне керування процесами розподілу, споживання електроенергії та її генерації з боку ДРГ. У більшості випадків вихідна потужність ДРГ залежить від низки метеорологічних факторів і, як наслідок, це може призводити до різкої зміни поточкорозподілу в мережі

Основним і найбільш ефективним заходом щодо зниження технічних втрат електроенергії у розподільних мережах є робота мережі за умови підтримання оптимальної її топології. Оптимальне місце розмикання мережі знаходиться шляхом порівняння різних варіантів конфігурації мережі та визначення найкращої, з точки зору мінімізації втрат активної енергії. Згідно традиційної постановки задачі, раціональні місця розмикання електричних мереж, побудованих за петлевою схемою, встановлювали двічі на рік, відповідно, для осінньо-зимового та весняно-літнього максимумів навантажень, що вже є недостатнім в сучасних умовах, виходячи з наведених вище міркувань.

Ефективність вирішення даної задачі залежать, в першу чергу, від рівня автоматизації розподільної мережі. Так при використанні сучасних дистанційно керованих комутаційних апаратів (КА) з'являється можливість динамічного вирішення задачі, тобто майже у режимі реального часу.

Виходячи з зазначеного, метою роботи є створення алгоритму визначення раціональних місць розміщення та використання вимикачів з дистанційним керуванням на підставі розробленої адаптивної моделі прогнозування електричного навантаження та вихідної потужності ВДЕ для можливості формування ефективних режимів роботи розподільних мереж з метою мінімізації технічних втрат енергії.

Постановка задачі

Формування інтелектуальних розподільних мереж передбачає оснащення мережі засобами автоматизації та забезпечення можливості моніторингу процесів як передачі, розподілу так і генерації з боку ДРГ. Необхідною умовою є отримання інформації у реальному часі. Завдяки цим обставинам з'являється можливість більш ефективно вирішити більшість традиційних задач керування режимами розподільних мереж.

Зокрема, задача вибору оптимальних місць розмикання розподільних мереж, яка традиційно сприймалась як задача середньострокового планування, в зазначених умовах вже може розглядатися у якості задачі оперативного керування. Це означає, що місця нормального розмикання розподільних мереж не залишаються незмінними протягом сезону року і навіть доби, а можуть змінюватися в залежності від фактичного режиму розподільної лінії [4].

Даний захід дозволить отримувати вигоду від ефективного використання ДРГ, які орієнтовані на ВДЕ з мінливою вихідною потужністю. Скоріше за все, робота ДРГ з повною його потужністю чи його відключення буде значно впливати на формування строморозподілу в мережі, що в свою чергу вимагає відповідної реконфігурації лінії з точки зору мінімізації втрат електричної енергії (ЕЕ).

В цьому випадку, так само, як і при традиційній постановці задачі, в якості критерію оптимальності розглядається мінімум втрат ЕЕ:

$$A \rightarrow \min. \quad (1)$$

При існуючому підході до вирішення даної задачі втрати ЕЕ розраховували окремо для однієї доби виходячи з типових графіків навантаження вузлів мережі для осінньо-зимового та весняно-літнього максимумів навантажень. На основі отриманих результатів і приймали рішення, щодо тієї чи іншої конфігурації розподільної мережі. Обрана точка розмикання мережі залишалась незмінною у продовж всього сезону.

Очевидно, що зазначена умова буде виконуватися, якщо ми забезпечимо мінімум втрат потужності на окремих часових інтервалах деякого періоду часу (Т), наприклад, тієї ж доби, характерної з точки зору графіків навантаження для певного сезону року.

$$P \rightarrow \min, t = 1, \dots, T. \text{ індекс } t \quad (2)$$

Зрозуміло, що такий підхід, в загальному випадку, передбачає можливість динамічної зміни точок розмикання розподільної лінії протягом періоду часу (Т) [4].

Оскільки в розподільних мережах все ще використовуються вимикачі навантаження з ручним керуванням реалізація даного підходу неможлива. Однак часткове встановлення дистанційно керованих КА, замість традиційних, які відпрацювали свій ресурс, може спростити вирішення цієї задачі.

Разом з тим, доречно зазначити наступне. Ні Україна, ні будь-яка інша навіть економічно розвинена країна світу, швидше за все, ні сьогодні, ні навіть в найближчій перспективі не буде мати можливості повного оснащення розподільних мереж комутаційними апаратами, які працюють автоматично (наприклад, типу реклоузера) або керованими дистанційно. Більш того, з огляду на фінансові можливості вітчизняної енергетичної галузі, важко припустити, що навіть в окремих розподільних лініях буде розміщуватися декілька дистанційно керованих вимикачів. Тому тут доречно говорити відносно можливості точкового використання даної пропозиції і за умови, що в конкретних розподільних лініях буде розміщено не більше двох комутаційних апаратів подібного типу. Безумовно, що в цьому випадку основна увага повинна бути приділена лініям, де є споживачі з незбіжним за часом характером зміни електроспоживання або в якості

розосередженої генерації підключені відновлювані джерела енергії, режим генерації яких не співпадає з режимом споживання ЕЕ [4].

Відповідний алгоритм визначення місць розташування й керування роботою вимикачів з дистанційним керуванням включає в себе:

- вибір ряду контурів розподільних мереж, в яких було б доцільним встановити дистанційно керовані комутаційні апарати, враховуючи добову неоднорідність потоків потужності на окремих ділянках;
- по окремим періодам часу, використовуючи характерні добові графіки навантажень вузлів і генерації з боку розосереджених джерел енергії, вирішується задача вибору оптимальних місць їх розміщення, виходячи з мінімізації втрат потужності;
- для контурів, у яких при різних добових режимах оптимальні місця їх розміщення не збігаються, визначаються вузли де розміщення дистанційно керованих вимикачів було б найбільш доцільним;
- розраховується раціональна частота спрацьовування дистанційно керованих комутаційних апаратів, враховуючи їх комутаційний ресурс;
- визначається тривалість часу, у разі відповідної зміни параметрів режиму на протязі якого, виникає доцільність зміни стану комутаційних апаратів, виходячи з обґрунтованої частоти їх спрацьовування;
- вирішується питання щодо зміни стану комутаційних апаратів на підставі аналізу спрогнозованих на визначений період часу параметрів режиму.

Таким чином, при розробці відповідної методики керування режимами розподільної мережі, виникає принципове завдання короткострокового прогнозування електричних навантажень та вихідної потужності ВДЕ. Його особливістю є те, що в даному випадку мова повинна йти не про прогнозування точкових значень електричного навантаження та вихідної потужності ВДЕ на деякому інтервалі упередження, а про необхідність здійснити як би «сканування» деякого інтервалу часу з тим, що б переконатися в стабільності зміни відповідних параметрів режиму. Такий підхід дозволить, враховуючи існуючий обмежений комутаційний ресурс вимикачів, виключити необґрунтовані їх спрацьовування при короткострокових змінах режиму електричної мережі [4].

Виклад основного матеріалу

При моделюванні режимів розподільної мережі та прогнозуванні електричних навантажень/вихідної потужності ДРГ є доцільним розглядати декілька сценаріїв згідно з характером інформаційного забезпечення, яке може бути використане для вирішення зазначених задач.

1. Сценарію 1 відповідає ідеальна ситуація з точки зору інформаційного забезпечення. У мережі встановлені сучасні вимірювальні прилади, які дозволяють з будь-яким кроком дискретності отримувати параметри режиму у реальному часі з усіх вузлів навантаження (рисунок 1), а також вихідної потужності, яка видається в мережу джерелом розподіленої генерації. Даний сценарій відображає дійсність, відповідну концепціям SMART GRID і SMART CITY, в яких основною характеристикою є спостережуваність.

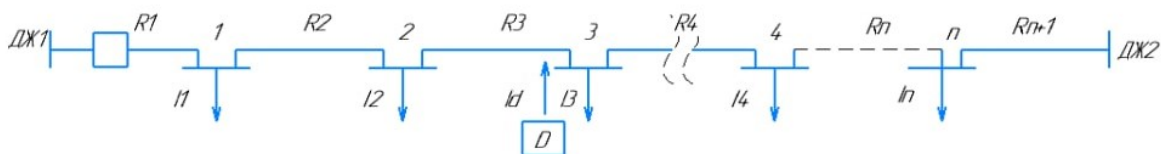


Рис. 1. Умовна схема розподільної лінії напругою 6-10 кВ з ДРГ.

Отримані дані використовуються як для розрахунку втрат активної потужності для кожного інтервалу часу t , так і подальшому їх прогнозуванні що є підставою для визначення оптимального місця розмикання лінії у реальному часі.

Але виходячи з нинішнього стану розподільних мереж, самого процесу розвитку і зростання кількості джерел розподіленої генерації, а також досвіду країн, які пройшли даний перехідний етап можна зробити висновок, що 100% вимірювальні прилади не можуть бути встановлені відразу, в усіх розподільних мережах, так як це процес поступовий і залежить від багатьох економічних і технічних факторів.

2. Другий сценарій передбачає, що сучасні пристрої вимірювань встановлені тільки на головній ділянці лінії (рисунок 1) та в місці підключення ДРГ. В цьому випадку є можливість також отримувати дані з будь-якою дискретністю. Для прийняття рішень, щодо зміни конфігурації мережі використовують прогнозні значення навантаження на головній ділянці лінії та вихідну потужність ДРГ лінії, але з тією різницею у порівнянні з попереднім сценарієм, що розподіл навантаження між окремими вузлами здійснюється у відповідності з певним алгоритмом, наприклад, на підставі [5]. Зазначений факт повинен бути врахований і при вирішенні задачі прогнозування електричних навантажень.

3. Сценарій 3 пов'язаний з ситуацією, коли наявна інформація є недостатньою для реалізації аргументованого моделювання режиму розподільної лінії і, відповідно, прогнозування електричних навантажень/вихідної потужності ДРГ на підставі традиційних методів. В цьому випадку фактор невизначеності інформації має бути певним чином врахований при вирішенні зазначених вище задач.

Для вирішення поставленої задачі в роботі пропонується використання адаптивної моделі прогнозування електричного навантаження та вихідної потужності АДЕ. Під адаптивною моделлю

прогнозування ми розуміємо декілька методів прогнозування, які працюють паралельно. Скажімо, адаптивна модель прогнозування електричного навантаження/вихідної потужності ДРГ включає n методів прогнозування M_1, \dots, M_n . В момент часу t ми починаємо прогнозувати електричне навантаження на крок вперед $t+1$ (якщо ретроспективні дані з дискретністю 15 хвилин, то крок рівний 15 хвилин). Під час прогнозування ми використовуємо усі методи, які ми попередньо включили у модель. Після отримання фактичних показників розраховуємо похибку. Скажімо, за результатами використання усіх методів прогнозування зміни параметрів режиму електричної мережі будуть недостатні для обґрунтування доцільності виконання реконфігурації мережі. У цьому випадку в момент часу $t+1$ ми прогнозуємо навантаження на наступний крок, тобто на $t+2$. Перевірка точності прогнозування повторюється. Данні кроки, продовжуються до того моменту, коли за результатами прогнозування хоча б на підставі одного з методів не буде отримано результат, який свідчить о доцільності реконфігурації розподільної лінії. Далі ми виконуємо сканування часового проміжку на який виконується реконфігурація (рисунок 2), для перевірки тривалості відповідної зміни навантаження/вихідної потужності ВДЕ.

Якщо зміна параметрів режиму відповідає зазначеним умовам триває – приймається рішення про реконфігурацію мережі, у випадку короткочасної зміни навантаження – топологія залишається незмінною. У випадку виконання сканування часового проміжку найбільшу «вагу» має той метод, який на попередніх кроках показав найменшу похибку. Даний алгоритм також може бути використаний у якості «помічника» диспетчерському персоналу, тобто надати диспетчеру інформацію про прогнозовану тривалість зміни параметрів режиму, а диспетчер буде самостійно приймати рішення, щодо доцільності зміни топології мережі. Алгоритм роботи адаптивної моделі графічно представлений на рисунку 3.

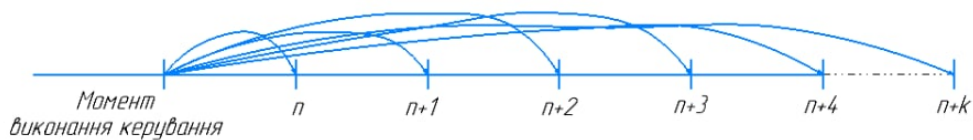


Рис. 2. Сканування часового проміжку з метою підтвердження стабільності зміни параметрів режиму.

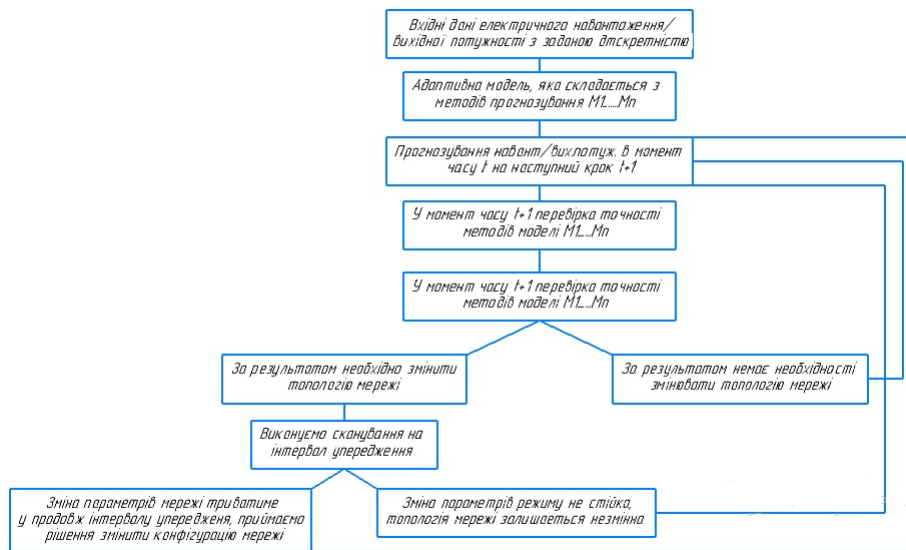


Рис. 3. Алгоритм роботи адаптивної моделі прогнозування.

У подальшому дослідженні розглянемо сценарій 2 інформаційного забезпечення, згідно якого прогнозування електричного навантаження виконується на головній ділянці мережі та у якості ДРГ розглянемо сонячні панелі, які встановлені у вузлі 3 мережі (рисунок 1).

Існуючі методи прогнозування електричного навантаження та вихідної потужності ВДЕ можна розділити на такі категорії: статистичні, машинного навчання, ансамблеві та штучного інтелекту [4, 5]. Для порівняння розглянемо по одному методу з кожної категорії, які успішно використовувались для вирішення подібних задач.

Експоненційне згладжування - один із класичних методів, що використовується для прогнозування навантаження. Загалом існують три методи експоненціальні згладжування: одинарне згладжування, подвійне експоненціальне згладжування та потрійне експоненціальне згладжування (метод Хольта-Вінтерса). Метод Хольта-Вінтерса широко використовується для вирішення подібних задач та має дві можливі варіації обчислення: адитивна та мультиплікативна. Адитивна модель використовується, якщо вихідні дані демонструють стабільні сезонні коливання. І, навпаки, мультиплікативні моделі використовуються, коли вихідні дані відображають значні сезонні коливання [6]. Досвід використання

методів експоненціального згладжування для прогнозування електричного навантаження та вихідної потужності (рівня сонячної радіації) представлено відповідно у [7-9] та [10, 11].

Метод опорних векторів (SVM) - набір алгоритмів виду «навчання з учителем», які використовуються для задач класифікації та прогнозування [12]. Алгоритм має більш високу точність прогнозування і більш просто визначається структура моделі. Для цього не потрібно володіти значним обсягом ретроспективних даних, що має значні переваги. Недоліком методу опорних векторів є нестійкість по відношенню до шуму у вихідних даних. Автори в [13] використали SVM на основі оптимізації рою частинок, в цілях короткострокового прогнозування електричного навантаження. Автор у [14] для тієї ж мети поєднав SVM з імунним алгоритмом. У статті [15] представлено використання методу опорних векторів для прогнозування вихідної потужності сонячних панелей на 24 годин вперед.

Ансамблеві методи - це парадигма машинного навчання, де кілька моделей (так звані «слабкі учні») навчаються для вирішення однієї і тієї ж проблеми і об'єднуються для отримання кращих результатів. Найбільшого поширення отримав метод екстремального градієнтного бустингу або XGBoost [16]. Це гнучкий метод, який легко справляється з пристосуванням моделі під час роботи. Одним недоліком є те, що він чутливий до викидів. У [17] використовують XGBoost та інші ансамблеві методи для прогнозування вихідної потужності сонячних панелей та вітрової установки. Прогнозування електричного навантаження з використанням методу XGBoost представлено в [18].

Мережі з довготривалою короткостроковою пам'яттю - зазвичай відомі, як «LSTM» - це особливий вид рекурентних нейронних мереж, здатний вивчати довгострокові залежності. Вони були введені Hochreiter & Schmidhuber [19]. Дана модель нейронних мереж дуже добре працює з широким колом завдань прогнозування і класифікації, що забезпечило їх широке використання. Нейронні мережі типу LSTM використовуються у дослідженні [20] для прогнозування електричного навантаження для часових горизонтів на 24 години, 48 годин, 7 днів та 30 днів. У якості факторів використовується низка показників, включаючи температуру, вологість та швидкість вітру. Автори використовують даний метод для прогнозування вихідної потужності сонячних панелей у роботі [21].

В нашому дослідженні тренування моделі здійснювалось на місячній вибірці ретроспективних даних електричного навантаження та вихідної потужності сонячних панелей, а тестова вибірка складає один тиждень. Це обумовлено тим, що при такому об'ємі даних модель може дати прогноз на визначений проміжок часу будь-якого дня наступного тижня з достатньою точністю. Адаптивна модель виконує прогнозування для кожного дня з тестової вибірки. Для того, щоб перевірити твердження про різну ефективність методів прогнозування на різних часових проміжках, добові графіки навантаження та вихідної потужності було вирішено розділити. Нижче наведені графіки всієї вибірки даних електричного навантаження та вихідної потужності, які використовувались у дослідженні (рисунок 6). Оскільки методи даних категорій, окрім моделі Хольта-Вінтерса, є багатфакторні, то в якості факторів для прогнозування електричного навантаження було використано місяць року, день тижня, година доби. Всі розрахунки здійснені використовуючи мову програмування Python 3.6 та середовище Jupyter Notebook з використанням безкоштовних бібліотек.

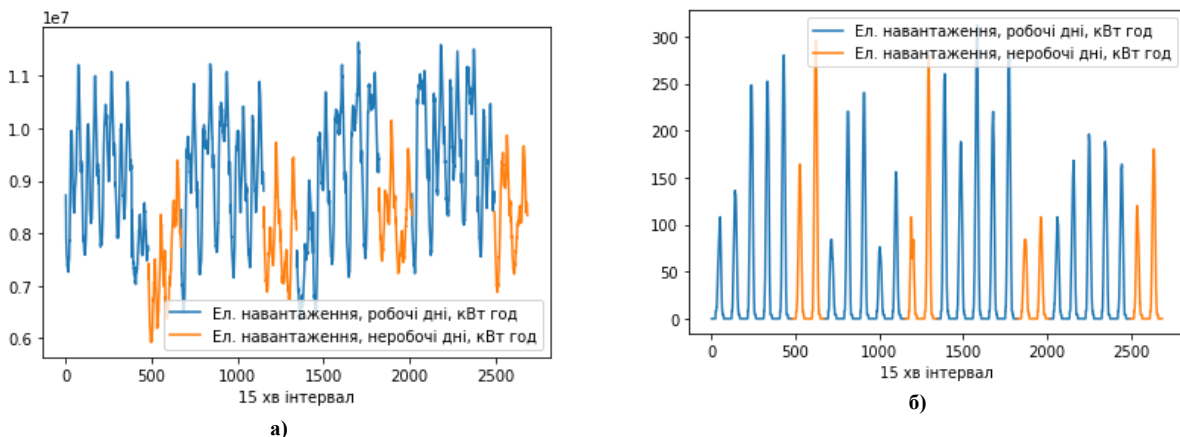


Рис. 4. Дані однієї з розподільних мереж центрального регіону України (а) - графік електричного навантаження; (б) - графік вихідної потужності сонячних панелей

Експериментальні результати дослідження

Значення інтервалу керування режимом роботи розподільної мережі можна визначити виходячи з кількості спрацювань дистанційно-керованого комутаційного апарату. Для реклоузера комутаційний ресурс складає 30 000 комутацій при терміні служби 25 років. У середньому це 3-4 комутації на добу. З цього слідує, що інтервал керування складає 6-8 годин, разом з тим ДРГ, вихідна потужність яких залежить від погодних умов, скоріше за все, не зможуть підтримувати параметри свого режиму у продовж цього періоду, тому розглянемо період прогнозування що дорівнює 3 годинам, хоча визнаємо, що зазначене питання потребує більш детального вивчення на підставі техніко-економічних міркувань.

В якості оцінки якості прогнозування на кожному кроці використовуємо показник: MAPE - середня абсолютна похибка прогнозу у відсотках:

$$MAPE = \frac{100}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (3)$$

де y_i - фактичне значення електричного навантаження/вихідної потужності;

\hat{y}_i - прогнозне значення електричного навантаження/вихідної потужності;

n - обсяг виборки.

Адекватність роботи адаптивної моделі можна перевірити на добовому розрізі при вирішенні задач прогнозування електричного навантаження (вузлів мережі)/вихідної потужності сонячних панелей. Нижче приведені графіки залежності похибки у відсотках на кожному кроці прогнозування для визначених часових інтервалів.



Рис. 4. Зміна похибки окремих методів адаптивної моделі прогнозування у добовому розрізі (при прогнозуванні електричного навантаження головної ділянки мережі).

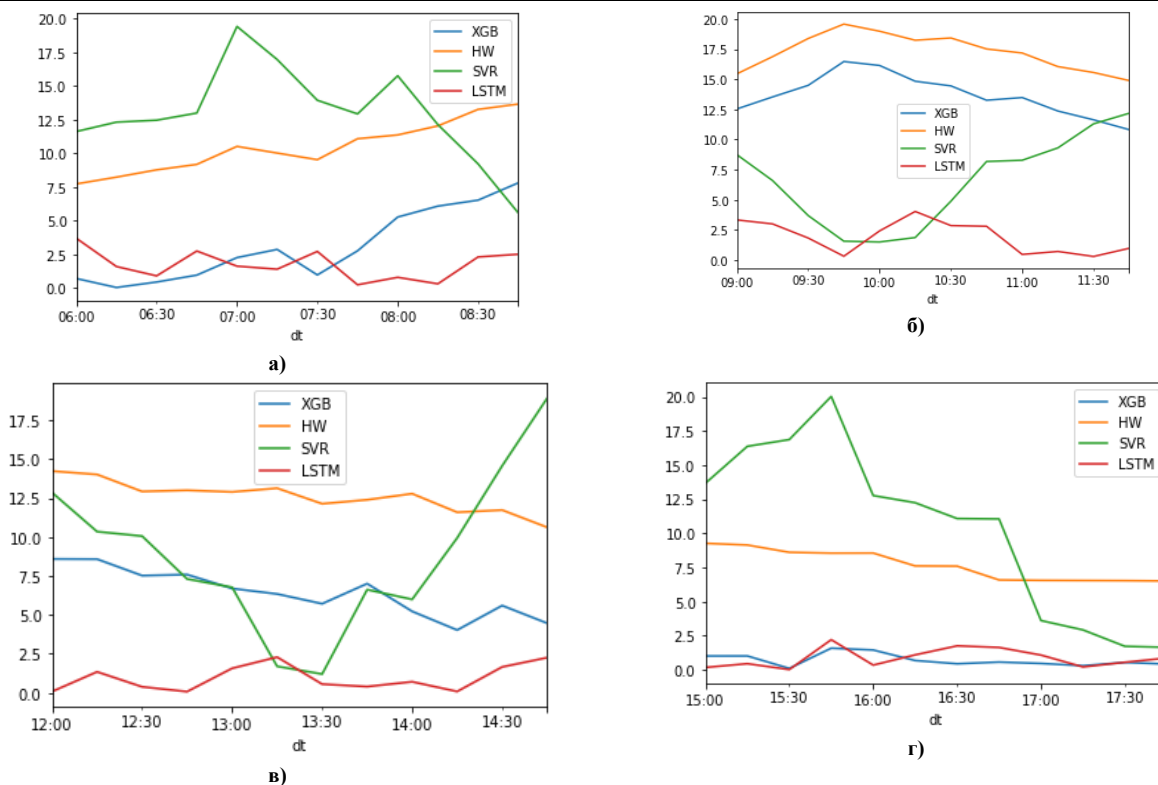


Рис. 5. Зміна похибки окремих методів адаптивної моделі прогнозування у добовому розрізі (при прогнозуванні вихідної потужності сонячних панелей, встановлених у вузлі мережі).

З наведених результатів можна побачити, що кожен з методів адаптивної моделі прогнозування може давати результати з різною точністю на різних часових проміжках. Тому варто зазначити, що адаптивний підхід цілком виправданий при вирішенні задачі керування режимами розподільних мереж у режимі реального часу. Нижче наведені графіки, які відображають середню похибку у відсотках за певний часовий проміжок у тижневому розрізі. Це дозволяє зробити висновок, що тенденція зміни точності методів на різних часових проміжках зберігається.

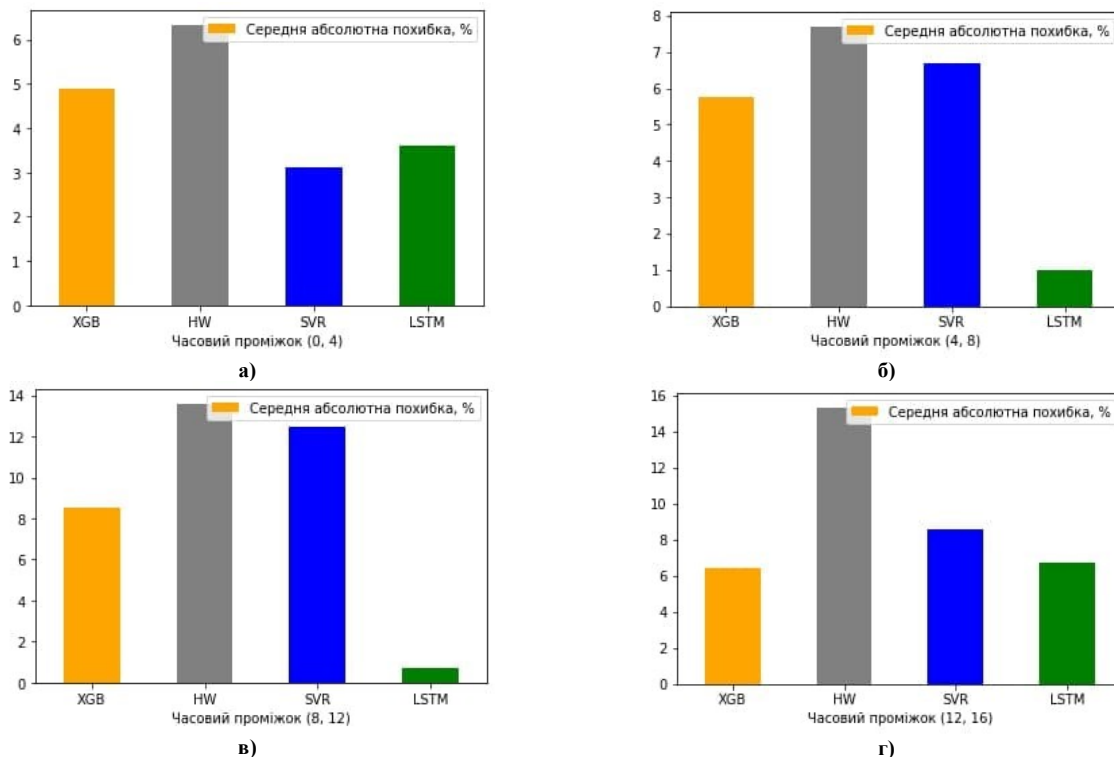


Рис. 3. Точність окремих методів адаптивної моделі, при прогнозуванні електричного навантаження, на різних часових проміжках (а) – часовий проміжок 00:00 – 04:00; (б) – часовий проміжок 04:00 – 08:00; (в) – часовий проміжок 08:00 – 12:00; (г) – часовий проміжок 12:00 – 16:00

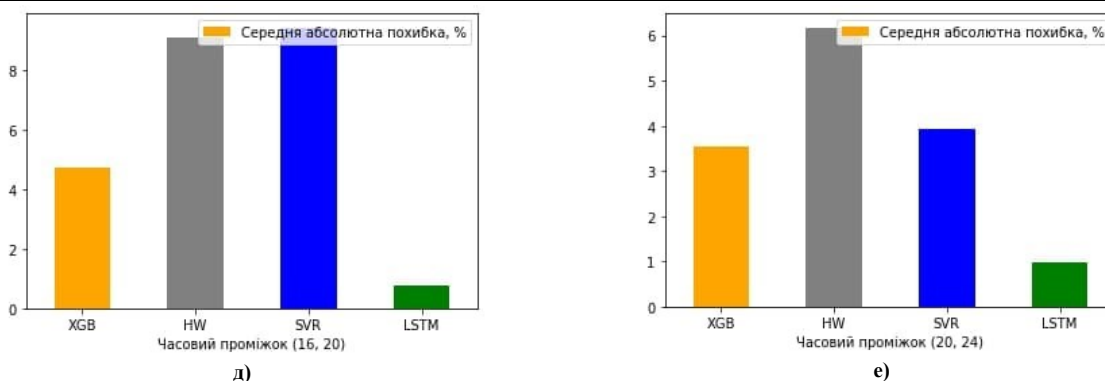


Рис. 3 (продовження). Точність окремих методів адаптивної моделі, при прогнозуванні електричного навантаження, на різних часових проміжках : (д) – часовий проміжок 16:00 – 20:00, (е) – часовий проміжок 20:00 – 24:00.

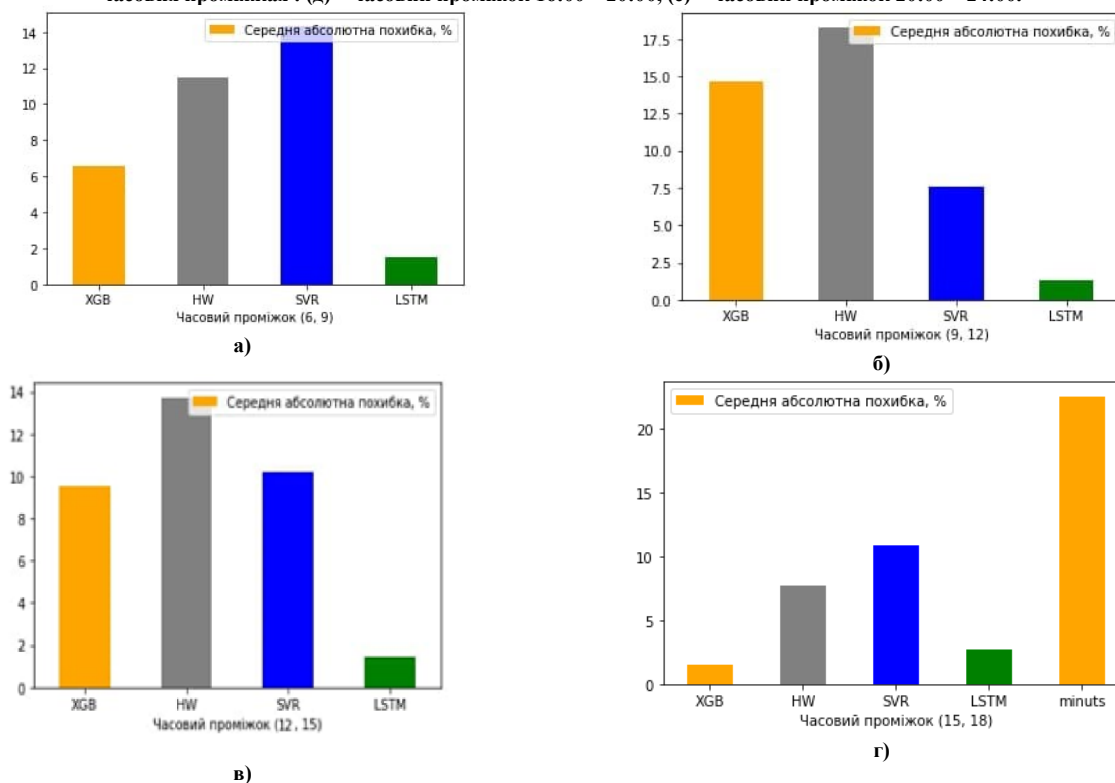


Рис. 4. Точність окремих методів адаптивної моделі, при прогнозуванні вихідної потужності сонячних панелей, на різних часових проміжках (а) – часовий проміжок 06:00 – 09:00; (б) – часовий проміжок 09:00 – 12:00; (в) – часовий проміжок 12:00 – 15:00; (г) – часовий проміжок 15:00 – 17:00.

Висновки

З отриманих результатів можна зробити висновок, що кожен метод розробленої адаптивної моделі при вирішенні задачі короткострокового прогнозування електричного навантаження/вихідної потужності сонячних панелей показує різні результати в залежності від довжини часового інтервалу. Дана тенденція зберігається як у добовому, так і у тижневому розрізі. Методи, які використовуються у адаптивній моделі показують кращі результати при прогнозуванні електричного навантаження вузлів мережі. При прогнозуванні вихідної потужності сонячних панелей дані методи показують дещо нижчу точність прогнозування. Тому для прогнозування вихідної потужності можна розглядати включення методів з інших класів, наприклад ймовірнісні моделі.

З усіх методів, які були включені у адаптивну модель найбільш стійкий результат показують нейронні мережі типу LSTM, тому даний метод можна успішно використовувати як при прогнозуванні навантаження так і вихідної потужності.

Література

1. Циганенко Б.В., Підвищення показників якості електропостачання в розподільних електричних мережах / Б.В. Циганенко, В.В. Кирик//Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції «Відновлювана енергетика та енергоефективність у XXI столітті», 29-30 вересня 2016 р., м.Київ, НТУУ КПІ – Київ, 2016. – стр. 157-162.
2. Бондаренко Р. В. Підвищення надійності функціонування розподільних електричних мереж / Р. В. Бондаренко, О. М. Довгалюк, Г. В. Омеляненко, О. Є. Піротті, Т. В. Сиром'ятнікова // Вісник Харківського

національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка. - 2018. - Вип. 195. - С. 69-71. - Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vkhdustg_2018_195_25

3. Илюшин П. В. Влияние технического состояния оборудования объектов распределенной генерации на надежность функционирования распределительных сетей / Илюшин П. В. // Электрооборудование: эксплуатация и ремонт. - 2019. - № 9. - С. 30–38.

4. В.А. Попов. Особливості використання комутаційних апаратів з дистанційним керуванням в процесі формування активних розподільних мереж / В.А. Попов., Д. В. Яценко, О. В. Аданіков, О. В. Яценко // Энергетика: економіка, технології, екологія. – Київ. – 2020. - №1. – С. 21-28.

5. А.Ф. Жаркин. Системы электроснабжения с источниками распределенной генерации / А.Ф. Жаркин, С.П. Денисюк, В.А. Попов. – Київ. - Наукова Думка, 2016, 232 с.

6. Chusyairi, The Use of Exponential Smoothing Method to Predict Missing Service E-Report / A. Chusyairi, R. N. S. Pelsri, and Bagio // 2017 2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE), Yogyakarta, 2017, pp. 39-44, doi: 10.1109/ICITISEE.2017.8285535.

7. W. R. Christiaanse, Short-Term Load Forecasting Using General Exponential Smoothing // IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-90, no. 2, pp. 900-911, March 1971, doi: 10.1109/TPAS.1971.293123.

8. L. Abderrezak Very short-term electricity demand forecasting using adaptive exponential smoothing methods / L. Abderrezak, M. Mourad and D. Djalel // 2014 15th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA), Hammamet, 2014, pp. 553-557, doi: 10.1109/STA.2014.7086716.

9. Al-Hafid. Short term electrical load forecasting using holt-winters method / Al-Hafid, Majed S. // . Al-Rafidain Engineering. – 2012. - Vol. 20. P. 15-22. 10.33899/rengj.2012.63377.

10. W. Kanchana. PV Power Forecasting with Holt-Winters Method / W. Kanchana , S. Sirisukprasert // 2020 8th International Electrical Engineering Congress (iEECON), Chiang Mai, Thailand, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/iEECON48109.2020.229517.

11. S. Dev. Solar Irradiance Forecasting Using Triple Exponential Smoothing / S. Dev, T. AlSkaif, M. Hossari, R. Godina, A. Louwen and W. van Sark // 2018 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST), Sevilla, 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/SEST.2018.8495816.

12. Fentis. Short-term solar power forecasting using Support Vector Regression and feed-forward / A. Fentis, NN L. Bahatti, M. Mestari and B. Chouri // 2017 15th IEEE International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS), Strasbourg, 2017, pp. 405-408, doi: 10.1109/NEWCAS.2017.8010191.

13. W.-C. Hong. Electric load forecasting by support vector model // Applied Mathematical Modelling, vol. 33, no. 5, P. 2444-2454, 2009.

14. S. Qiang. Short-term power load forecasting based on support vector machine and particle swarm optimization / S. Qiang., Y. Pu // Journal of Algorithms & Computational Technology. – 2018. - Vol. 13. - P. 1-8,.

15. Fentis. Short-term solar power forecasting using Support Vector Regression and feed-forward NN / A. Fentis, L. Bahatti, M. Mestari and B. Chouri // 2017 15th IEEE International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS), Strasbourg, 2017, pp. 405-408, doi: 10.1109/NEWCAS.2017.8010191.

16. X. Liao. Research on Short-Term Load Forecasting Using XGBoost Based on Similar Days / X. Liao, N. Cao, M. Li and X. Kang // International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), Changsha, 2019, p. 675-678.

17. Alberto Torres-Barrán. Regression tree ensembles for wind energy and solar radiation prediction / Alberto Torres-Barrán, Álvaro Alonso, José R. Dorronsoro // Neurocomputing. – 2019. – Vol. 326–327. – P.151-160. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.05.104>.

18. Abbasi R.A. Short Term Load Forecasting Using XGBoost / Abbasi R.A., Javaid N., Ghuman M.N.J., Khan Z.A., Ur Rehman S., Amanullah // Web, Artificial Intelligence and Network Applications. WAINA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing. – Cham. – 2019. - Vol 927. https://doi.org/10.1007/978-3-030-15035-8_108.

19. Hochreiter. Long Short-term Memory / Hochreiter, Sepp & Schmidhuber // Neural computation. - Jürgen. - 1997. - P. 1735-80. 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

20. Shahzad Muzaffar. Short-Term Load Forecasts Using LSTM Networks / Shahzad Muzaffar, Afshin Afshari // Energy Procedia. – 2019. – Vol. 158, P. 2922-2927. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.01.952>.

21. Abdel-Nasser Mohamed. Accurate photovoltaic power forecasting models using deep LSTM-RNN / Abdel-Nasser Mohamed ,Mahmoud Karar // Neural Computing and Applications. – 2019. – Vol. 31. – P. 2727-2740. 10.1007/s00521-017-3225-z.

References

1. Tsyhanenko B.V., Pidvyshchennia pokaznykiv yakosti elektropostachannia v rozpodilnykh elektrychnykh merezhakh / B.V. Tsyhanenko, V.V. Kyryk//Materialy XVII mizhnarodnoinaykovo-praktychnoi konferentsii «Vidnovliuvania enerhetyka ta enerhoefektyvnist u KhKhI stolitti», 29-30 veresnia 2016 r., m.Kyiv, NTUU KPI – Kyiv, 2016. – str. 157-162.

2. Bondarenko R. V. Pidvyshchennia nadiinosti funktsionuvannia rozpodilnykh elektrychnykh merezh / R. V. Bondarenko, O. M. Dovhaliuk, H. V. Omelianenko, O. Ye. Pirotti, T. V. Syromiatnikova // Visnyk Kharkivskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu silskoho hospodarstva imeni Petra Vasylenka. - 2018. - Vyp. 195. - S. 69-71. - Rezhym dostupu: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vkhdustg_2018_195_25

3. Ilyushin P. V. Vliyanie tehničeskogo sostoyaniya oborudovaniya obektov raspredelennoj generacii na nadezhnost funkcionirovaniya raspredelitelnyh setej / Ilyushin P. V. // Elektrooborudovanie: ekspluatatsiya i remont. - 2019. - № 9. - S. 30–38.
4. V.A. Popov. Osoblyvosti vykorystannia komutatsiinykh aparativ z dystantsiynym keruvanniam v protsesi formuvannia aktyvnykh rozpodilnykh merezh / V.A. Popov., D. V. Yatsenko, O. V. Adanikov, O. V. Yatsenko // Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia. – Kyiv. – 2020. - №1. – S. 21-28
5. A.F. Zharkin. Sistemy elektrosnabzheniya s istochnikami raspredelennoj generacii / A.F. Zharkin, S.P. Denisyuk, V.A. Popov. – Kiyiv. - Naukova Dumka, 2016, 232 s.
6. Chusyairi, The Use of Exponential Smoothing Method to Predict Missing Service E-Report / A. Chusyairi, R. N. S. Pelsri, and Bagio // 2017 2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE), Yogyakarta, 2017, pp. 39-44, doi: 10.1109/ICITISEE.2017.8285535.
7. W. R. Christiaanse, Short-Term Load Forecasting Using General Exponential Smoothing // IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. PAS-90, no. 2, pp. 900-911, March 1971, doi: 10.1109/TPAS.1971.293123.
8. L. Abderrezak Very short-term electricity demand forecasting using adaptive exponential smoothing methods / L. Abderrezak, M. Mourad and D. Djalel // 2014 15th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA), Hammamet, 2014, pp. 553-557, doi: 10.1109/STA.2014.7086716.
9. Al-Hafid. Short term electrical load forecasting using holt-winters method / Al-Hafid, Majed S. // . Al-Rafidain Engineering. – 2012. - Vol. 20. P. 15-22. 10.33899/rengj.2012.63377.
10. W. Kanchana. PV Power Forecasting with Holt-Winters Method / W. Kanchana , S. Sirisukprasert // 2020 8th International Electrical Engineering Congress (iEECON), Chiang Mai, Thailand, 2020, pp. 1-4, doi: 10.1109/iEECON48109.2020.229517.
11. S. Dev. Solar Irradiance Forecasting Using Triple Exponential Smoothing / S. Dev, T. AlSkaif, M. Hossari, R. Godina, A. Louwen and W. van Sark // 2018 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST), Sevilla, 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/SEST.2018.8495816.
12. Fentis. Short-term solar power forecasting using Support Vector Regression and feed-forward / A. Fentis, NN L. Bahatti, M. Mestari and B. Chouri // 2017 15th IEEE International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS), Strasbourg, 2017, pp. 405-408, doi: 10.1109/NEWCAS.2017.8010191.
13. W.-C. Hong. Electric load forecasting by support vector model // Applied Mathematical Modelling, vol. 33, no. 5, P. 2444-2454, 2009.
14. S. Qiang. Short-term power load forecasting based on support vector machine and particle swarm optimization / S. Qiang., Y. Pu // Journal of Algorithms & Computational Technology. – 2018. - Vol. 13. - P. 1-8,.
15. Fentis. Short-term solar power forecasting using Support Vector Regression and feed-forward NN / A. Fentis, L. Bahatti, M. Mestari and B. Chouri // 2017 15th IEEE International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS), Strasbourg, 2017, pp. 405-408, doi: 10.1109/NEWCAS.2017.8010191.
16. X. Liao. Research on Short-Term Load Forecasting Using XGBoost Based on Similar Days / X. Liao, N. Cao, M. Li and X. Kang // International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), Changsha, 2019, p. 675-678.
17. Alberto Torres-Barrán. Regression tree ensembles for wind energy and solar radiation prediction / Alberto Torres-Barrán, Álvaro Alonso, José R. Dorronsoro // Neurocomputing. – 2019. – Vol. 326–327. – P.151-160. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.05.104>.
18. Abbasi R.A. Short Term Load Forecasting Using XGBoost / Abbasi R.A., Javaid N., Ghuman M.N.J., Khan Z.A., Ur Rehman S., Amanullah // Web, Artificial Intelligence and Network Applications. WAINA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing. – Cham. – 2019. - Vol 927. https://doi.org/10.1007/978-3-030-15035-8_108.
19. Hochreiter. Long Short-term Memory / Hochreiter, Sepp & Schmidhuber // Neural computation. - Jürgen. - 1997. - P. 1735-80. 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
20. Shahzad Muzaffar. Short-Term Load Forecasts Using LSTM Networks / Shahzad Muzaffar, Afshin Afshari // Energy Procedia. – 2019. – Vol. 158, P. 2922-2927. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.01.952>.
21. Abdel-Nasser Mohamed. Accurate photovoltaic power forecasting models using deep LSTM-RNN / Abdel-Nasser Mohamed ,Mahmoud Karar // Neural Computing and Applications. – 2019. – Vol. 31. – P. 2727-2740. 10.1007/s00521-017-3225-z.

Рецензія/Peer review : 12.02.2021 р.

Надрукована/Printed :10.03.2021 р.