

В. А. Попов, д-р. техн. наук, проф., ORCID 0000-0003-3484-4597  
Д. В. Яценко, PhD студент, ORCID 0000-0001-6702-569X  
О. В. Аданіков, PhD студент, ORCID 0000-0003-2773-244X  
О. В. Яценко, магістр, ORCID 0000-0001-6434-9365  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

## ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ КОМУТАЦІЙНИХ АПАРАТІВ З ДИСТАНЦІЙНИМ КЕРУВАННЯМ В ПРОЦЕСІ ФОРМУВАННЯ АКТИВНИХ РОЗПОДІЛЬНИХ МЕРЕЖ

*Широке впровадження джерел розосередженої генерації у мережах 6-10 кВ призводить до необхідності застосування нових технічних засобів та розробки відповідної методології керування режимами. Разом з тим, формування активних розподільних мереж, як етапу впровадження концепції Smart Grid, передбачає поряд з їх автоматизацію забезпечення адекватного інформаційного моніторингу процесів передачі та розподілу електричної енергії. Тільки за цих умов з'являється можливість вирішення багатьох задач керування режимами роботи розподільних мереж з необхідним рівнем ефективності. Виходячи з цього, в роботі задача вибору оптимальної конфігурації розподільної мережі розглядається, як задача оперативного керування. Для прийняття економічно обґрунтованих рішень зі зміни топології розподільної мережі у статті розроблено нову модель прогнозування електричного навантаження та вихідної потужності джерел розосередженої генерації. Особливістю даної моделі є її адаптивність та можливість одночасного прогнозування значень відповідних параметрів режиму впродовж наперед заданих інтервалів часу.*

**Ключові слова:** активна розподільна мережа, розосереджена генерація, електричні навантаження, прогнозування, керування режимами.

**Вступ.** Як об'єкт управління, системи електропостачання (СЕР) являють собою досить складні багаторівневі системи, стійке функціонування яких, витрати на експлуатацію та збитки у споживачів багато в чому визначаються рівнем автоматизації управління параметрами технологічного процесу. Серед процесів генерування передачі та розподілу електричної енергії (ЕЕ), найнижчою є ефективність операцій з її розподілу між окремими споживачами. Втрати ЕЕ на цьому етапі в даний час в кілька разів перевищують втрати на її передачу. За даними [1] втрати ЕЕ в мережах середньої та низької напруги у США, Англії, Німеччині, Японії та інших країн становлять в даний час від 8 до 12%, в той час як втрати ЕЕ в мережах високої напруги не перевищують 4%. В Україні становище ще гірше. Втрати потужності в мережах середньої і низької напруги досягають 15-20% [2].

Основним і найбільш ефективним заходом щодо зниження технічних втрат електроенергії у розподільних мережах є визначення їх оптимальної топології. 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.

Завдання пошуку місць розмикання розподільної електричної мережі формується так: необхідно визначити місця розмикання мережі, що забезпечують мінімум втрат активної енергії при недопущенні перевантаження ділянок розподільних ліній напругою 6-10 кВ і силових трансформаторів в центрах живлення (ЦЖ), а також дотриманні допустимого рівня напруги в вузлах і рівня струмів замикання на землю на кожній секції шин ЦЖ.

Оскільки одна з основних особливостей активних розподільних мереж, які відрізняє їх від мереж традиційного виконання є рівень автоматизації, то при використанні сучасних комутаційних дистанційно керованих апаратів з'являється можливість управляти топологією мережі в реальному часі. Зазначена задача стає ще більш актуальною в умовах широкого впровадження в розподільні мережі розосереджених джерел генерації та акумулювання ЕЕ.

Виходячи з зазначеного, **метою роботи** є створення алгоритму визначення раціональних місць розміщення та використання вимикачів з дистанційним керуванням на підставі розробленої адекватної адаптивної моделі прогнозування електричного навантаження та параметрів розосереджених джерел енергії для можливості формування ефективних режимів роботи розподільних мереж.

**Постановка задачі.** Відомо, що створення активних розподільних мереж згідно впровадженню концепції Smart Grid передбачає не тільки широку їх автоматизацію, але і включає в себе повне інформаційне забезпечення процесів як передачі і розподілу ЕЕ, так і її генерації локальними джерелами.

© В. А. Попов, Д. В. Яценко, О. В. Аданіков, О. В. Яценко, 2020

При цьому вся ця інформація отримується в реальному часі. Ці обставини відкривають нові можливості для більш ефективного вирішення багатьох традиційних задач керування режимами розподільних мереж. Зокрема, задача вибору оптимальних місць розмикання розподільних мереж, яка традиційно розклалась як задача середньострокового планування, в зазначених умовах може розглядатися у якості задачі оперативного управління. 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. Це виглядає особливо актуальним за умов неоднорідності електричних навантажень у добовому або сезонному розрізах. Ще більш привабливою ця задача стає за умови використання розосередженої генерації, особливо при орієнтації на відновлювані джерела енергії з нестабільної вихідною потужністю. Зрозуміло, що робота такого джерела умовно з максимальною потужністю або його відключення, скоріш за все буде формувати суттєво різні струморозподіли в електричній мережі і, відповідно, вимагати різних точок розмикання відповідної лінії для забезпечення мінімуму втрат ЕЕ.

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

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

При існуючому підході втрати ЕЕ обчислювалися, наприклад, для окремих доби, виходячи з типових для кожного з двох розглянутих характерних сезонів року графіків навантажень вузлів мережі. Виходячи з отриманих результатів і здійснювався вибір оптимального розмикання розподільної лінії. При цьому обрана точка розмикання залишалася фіксованою в межах всього умовного сезону року.

При існуючому підході втрати ЕЕ обчислювалися, наприклад, для окремих днів, виходячи з типових для кожного з двох розглянутих характерних сезонів року графіків навантажень вузлів мережі. На підставі отриманих результатів і здійснювався вибір оптимального місця розмикання розподільної лінії. При цьому обрана точка розмикання залишалася фіксованою в межах всього умовного сезону року.

Разом з тим, умову (1) можна трактувати і дещо в інший спосіб. Очевидно, що дана умова буде виконуватися, якщо ми забезпечимо мінімум втрат потужності на окремих часових інтервалах деякого розглянутого періоду часу (Т), наприклад, тієї ж доби, характерної з точки зору графіків навантаження для певного сезону року.

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

При цьому з'являється можливість одночасного зниження втрат ЕЕ. Зрозуміло, що такий підхід, в загальному випадку, передбачає можливість динамічної зміни точок розмикання розподільної лінії протягом аналізованого періоду часу (Т).

Природно, що практична реалізація даного підходу неможлива при орієнтації на вимикачі навантаження з ручним керуванням, які традиційно використовуються в розподільних мережах. Однак пропозиція часткової заміни традиційних комутаційних апаратів вписується в концепцію Smart Grid, що передбачає масштабну автоматизацію розподільних мереж, зокрема, можливість використання вимикачів з дистанційним управлінням.

Разом з тим, тут 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 про точковому використанні 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 поновлювані джерела енергії, режим генерації яких не співпадає з режимом споживання ЕЕ.

Відповідний алгоритм 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 розміщені дистанційно керованих вимикачів;
- розраховується раціональна частота спрацьовування дистанційно керованих комутаційних апаратів, враховуючи їх комутаційний ресурс;

- визначається тривалість часу, у разі відповідної зміни параметрів на протязі якого, виникає доцільність зміни стану комутаційних апаратів, виходячи з доцільної частоти їх спрацювання;
- вирішується питання щодо зміни стану комутаційних апаратів на підставі аналізу спрогнозованих на визначений період часу параметрів режиму.

Таким чином, при розробці відповідної методології управління режимами розподільної мережі, виникає принципове завдання короткострокового прогнозування електричних навантажень. Його особливістю є те, що в даному випадку мова повинна йти не про прогнозування точкових значень електричного навантаження на деякому інтервалі попередження, а про необхідність здійснити як би «сканування» деякого інтервалу часу з тим, щоб переконатися в стабільності зміни відповідних параметрів режиму. Такий підхід дозволить, враховуючи існуючий обмежений комутаційний ресурс вимикачів, виключити необґрунтовані спрацьовування дистанційно керованих комутаційних апаратів при короткострокових змінах режиму електричної мережі.

#### **Матеріал і результати досліджень**

Існуючі методи прогнозування електричного навантаження можна розділити на такі категорії: статистичні, машинного навчання, ансамблеві та штучного інтелекту [3, 9]. В роботі, з метою підвищення адекватності прогнозування, запропоновано використання, так званої, адаптивної моделі, виходячи з того, що один з зазначених методів може давати кращі результати на якомусь певному проміжку часу, тоді як метод з іншого класу може дати кращий результат на наступному проміжку часу.

Робота адаптивної моделі передбачає одночасне виконання прогнозування декількома методами із обов'язковою перевіркою точності прогнозування на кожному кроці. У випадку, коли метод, який демонстрував найкращий результат на попередньому кроці, показує зміну параметрів режиму, які свідчать о необхідності перенесення місця розмикання РМ, тільки тоді ми виконуємо «сканування» попередньо визначеного часового проміжку з використанням даного методу, для перевірки стабільності зміни відповідних режимних параметрів. У випадку підтвердження стійкості зміни параметрів приймається рішення проводити перекомутацію електричної мережі, у іншому випадку конфігурація мережі залишається незмінною.

Нижче, з метою демонстрації переваг запропонованого підходу, розглянемо модель адаптивного прогнозування електричного навантаження, яка включає в себе наступні методи: випадкового лісу (Random forest), екстремального градієнтного бустингу (XGBoost), адаптивного бустингу (AdaBoost) та звичайного градієнтного бустингу (Gradient boosting). Дані методи відносяться до класу ансамблевих методів. Згідно [4-8] дані методи успішно використовуються дослідниками в останні роки для вирішення подібних задач.

Ансамблеві методи – це клас методів, у яких кілька моделей (так звані, «слабкі учні») навчаються для вирішення однієї і тієї ж проблеми і об'єднуються у ансамбль для отримання кращих результатів. Основна гіпотеза полягає в тому, що при правильному поєднанні слабких моделей ми можемо отримати більш точні і/або надійніші та адекватні моделі. В даних методах використовується теорія дерев рішень, детальніша інформація відносно дерева рішень та тлумачення відповідної термінології приведено у [10].

Дослідження проводилось з використанням даних відносно електричного навантаження визначених з дискретністю у 15 хвилин та отриманих в одній з розподільних мереж центрального регіону України. Об'єм даних на яких здійснювалося тренування та тестування адаптивної моделі відповідає 7 дням (п'ять робочих, два неробочих). При цьому для підвищення якості результатів прогнозу адаптивна модель окремо навчалася на даних робочих та неробочих днів. Графік електричного навантаження, який використовувався в дослідженнях, приведений на рисунку 1.

Методи даного класу є багатофакторні, де в якості факторів було використано місяць року, день тижня, година доби.

**Екстремальний градієнтний бустинг.** Згідно цього методу задаємося вихідними даними електричного навантаження:  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ , де  $x_i$  – часові фактори, від яких залежить значення навантаження, такі як година дня, номер дня тижня та ін..  $y_i$  – фактичні значення електричного навантаження в  $i$ -й момент часу. XGBoost - це контрольований алгоритм навчання, який реалізує процес, так званий бустинг, щоб отримати найбільш точні моделі. Бустинг відноситься до методу навчання ансамблю для побудови послідовно багатьох моделей, причому кожна нова модель намагається виправити недоліки попередньої моделі. Кожна нова гілка, тобто, кожна нова модель, яка додається в ансамбль, є складовою дерева рішень. Таким чином, XGBoost забезпечує паралельне нарощування «дерева». Перевагами зазначеної структури («дерева») є: простота інтерпретації, відсутність обмежень на вид вихідної залежності, гнучкі вимоги до розміру вибірки [8].

Початковим етапом побудови моделі є її ініціалізація з постійним початковим значенням електричного навантаження:

а) Задаємося якимось усередненим початковим значенням  $F_0(x)$  прогнозу електричного навантаження;

б) Використовуючи функцію втрат можна побудувати дерево рішень, мінімізуючи наступний вираз:

$$L = \arg \min \left[ \sum_{i=1}^n L(y_i, p_i) \right] + \frac{1}{2} \cdot \lambda \cdot O_{value}^2 \quad (3)$$

де  $L(y_i, p_i)$  – квадратична функція втрат,  $\lambda$  – параметр регуляризації,  $y_i$  – фактичне значення навантаження в  $i$ -й момент часу,  $p_i$  – прогнозне значення навантаження в  $i$ -й момент часу.

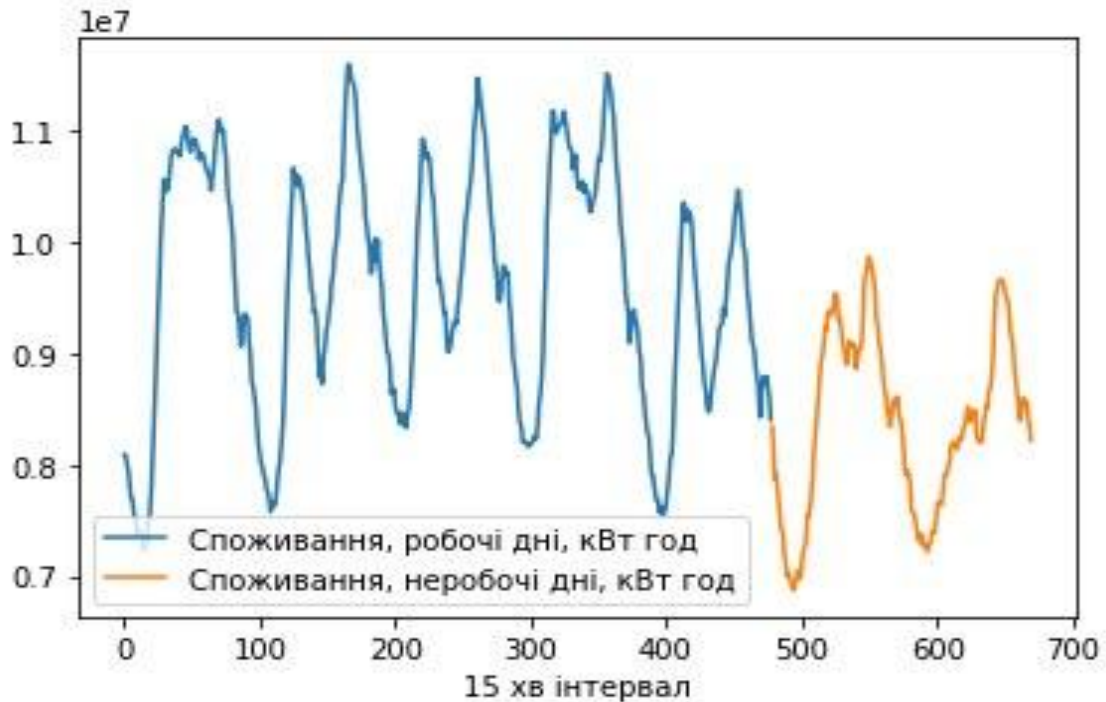


Рисунок 1- Графік електричного навантаження

Звідси знаходимо значення:

$$O_{value} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - p_i)}{n + \lambda} \quad (4)$$

Розраховується:

$$r_{im} = - \left[ \frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial L(F(x_i))} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)}, \text{ для } i=1, \dots, n \quad (5)$$

Згідно виразу (5) ми знаходимо різницю між фактичним та прогнозним значенням навантаження для кожного спостереження вибірки.

Будується дерево рішень для значень  $r_{im}$  і створюється кінцева область  $R_{jm}$  з цих значень. Тобто, використовуючи значення розрахованих параметрів  $r_{im}$  ми розщеплюємо вибірку і знаходимо оптимальний критерій розщеплення за значенням  $S_{score}$ :

$$S_{score} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2}{n + \lambda} \quad (6)$$

Розрахуємо значення  $O_{value}$  для кожного листа дерева рішень згідно визначеного критерію розщеплення дерева рішень.

Оновлення результатів:

$$F_m(x) = F_0(x) + \varepsilon O_{value} \quad (7)$$

де  $\varepsilon$  – показник, який характеризує швидкість навчання і по замовчуванню приймається  $\varepsilon=0,3$ .

Згідно виразу (7) ми отримуємо нові прогнози значення електричного навантаження. Далі алгоритм повторюється.

**Random forest.** Обираємо діапазон даних з вибірки для побудови першого дерева рішень. Тобто для графіку навантаження ми обираємо довільний діапазон даних, для якого будемо перше дерево рішень. Потім розбиваємо нову вибірку на інтервали згідно певного фактору (наприклад часу).

Для розбиття дерева рішень на два листа в цьому випадку використовується середнє значення електричного навантаження на певному інтервалі часу  $P_{average}$  та для кожного листа розраховується  $Res_{squared}$ , як сума квадратів значень різниці між фактичним значенням навантаження та  $P_{average}$  для оцінки кожного розщеплення дерева рішень [4].

$$Res_{squared} = \sum_{i=1}^n (P_i - P_{average})^2 \quad (8)$$

$$\text{де } P_{average} = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{n}$$

Оновлення результатів прогнозу електричного навантаження проводиться після побудови множини дерев рішень. Розрахунок відбувається за принципом пошуку для кожного  $P_i$  інтервал, в який він потрапляє в кожному дереві. Результатом нового прогнозу буде середнє значення суми  $P_{average}$ :

$$F_m(x_i) = \frac{\sum_{i=1}^n P_{average}}{n} \quad (9)$$

Проводимо розрахунок точності прогнозних моделей. Використовуємо модель з найменшою похибкою на наступному кроці прогнозування, паралельно проводячи розрахунок за іншими моделями. Далі алгоритм повторюється.

**Adaboost.** Даний метод широко використовувався для вирішення задач класифікації та регресії [5]. Перший етап – прийняти рівномірний розподіл для параметру  $\omega_i$ , таким чином, щоб кожне спостереження мало однакову вагу.

$$p^{(t)} = \frac{w^{(t)}}{\sum_{i=1}^N w_i^{(t)}} \quad (10)$$

Далі застосуємо, так званих, «слабких учнів» для виконання прогнозування електричного навантаження. У даному випадку будемо використовувати дерева рішень, які містять тільки один корінь та два листа [10].

Далі розрахуємо похибку для даного «слабкого учня» за виразом:

$$\varepsilon_t = \sum_{i=1}^N \left| \int_{y_i}^{h_i(x_i)} p_{i,y}^t dy \right| \quad (11)$$

де  $t=1,2,\dots,T$ ,  $T$ -кількість ітерацій, яка задається на початку розрахунку.

Якщо  $\varepsilon_t > 0,5$ , то  $T=t-1$ , та цикл зупиняється.

Розрахуємо:

$$\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t} \quad (12)$$

На даному кроці розрахунку оновлюємо кінцеву вагу кожного «слабкого учня» за виразом:

$$w_{i,y}^{t+1} = w_{i,y}^t \text{ якщо } y_i \leq y \leq h(x_i) \text{ або } h(x_i) \leq y \leq y_i$$

$$w_{i,y}^{t+1} = w_{i,y}^t \beta_t \text{ у всіх інших випадках (14)}$$

Кінцева модель матиме вигляд:

$$h_f(x) = \inf \left\{ y \in Y : \sum_{t: h_t(x) \leq y} \log(1/\beta_t) \geq \frac{1}{2} \sum_t \log(1/\beta_t) \right\} \quad (15)$$

**Gradient boosting.** На першому кроці виконуємо ініціалізацію моделі з постійним значенням електричного навантаження. Для цього розрахуємо наступний вираз [6]:

$$F_0(x) = \arg \min_{F(x_i)} \sum_{i=1}^n L(y_i, F(x_i)) \quad (16)$$

Згідно цього виразу ми задаємося початковим прогнозним значенням навантаження на першій ітерації, де  $L(y_i, F(x_i))$  – квадратична функція втрат;  $(y_i)$  - фактичне значення навантаження в  $i$ -й момент часу,  $F(x_i)$  - прогнозне значення навантаження в  $i$ -й момент часу,  $x_i$  – часові фактори, від яких залежить значення навантаження).

На даному етапі задамося кількістю дерев рішень від  $m=1$  до  $M=100$ :

а) задамося початковим прогнозним значенням навантаження на першій ітерації, та розраховуємо для  $m=1$ :

$$r_{im} = - \left[ \frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial L(F(x_i))} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)}, \text{ для } i=1, \dots, n \quad (17)$$

Згідно виразу (17) ми знаходимо різницю між фактичним та прогнозним значенням навантаження для кожного спостереження вибірки.

б) Будуємо дерева рішень для значень  $r_{im}$  і створюємо кінцеву область  $R_{jm}$  з цих значень. Тобто, використовуючи розраховані за (17) потрібно:

- розділити вибірку за часовою ознакою і знайти оптимальний критерій розщеплення за індексом *Gini* (в загальному випадку  $Gini = 1 - P_{yes}^2 - P_{no}^2$ , де  $P_{yes}$  – вірогідність випадку, що значення відповідає листу з окремого дерева рішень,  $P_{no}$  - вірогідність випадку, що значення не відповідає листу з окремого дерева рішень) для побудови дерева рішень.

- для  $j = 1, \dots, J_m$  де  $j$  – номер листа дерева рішень розрахувати:

$$\gamma_{jm} = \arg \min_{\gamma} \sum_{x_i \in R_{jm}} L(y_i, F_{m-1}(x_i) + \gamma) \quad (18)$$

Згідно цього виразу визначаються вихідні значення для кожного листа дерева.

- здійснити оновлення результатів:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + v \sum_{j=1}^{J_m} \gamma_m I(x \in R_{jm}), \quad (19)$$

де  $v$  – швидкість навчання,  $F_{m-1}(x)$  – прогнозне значення електричного навантаження на попередній ітерації,  $\sum_{j=1}^{J_m} \gamma_m I(x \in R_{jm})$  – сума вихідних значень для кожного листа дерева.

Згідно (19) отримаємо нове прогнозне значення навантаження. Далі алгоритм повторюється.

В якості оцінки якості прогнозування використовуємо показник:

MAPE - середня абсолютна похибка прогнозу у відсотках:

$$MAPE = \frac{100}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (20)$$

де  $y_i$  - фактичне значення електричного навантаження;

$\hat{y}_i$  - прогнозне значення електричного навантаження;

$n$  - кількість значень у вибірці.

### Експериментальні результати дослідження

При проведенні експериментальних розрахунків використовувалися місячні дані електричного навантаження визначені з дискретністю 15 хвилин. Адаптивна модель спочатку навчали на місячній вибірці, де три тижні розглядалися, як тренувальна послідовність та один тиждень у якості тестової. У ході розрахунків було визначено, що при використанні даних методів прогнозування мінімальний необхідний об'єм даних для навчання моделі дорівнює одному тижню. 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.

Оскільки основне завдання, яке вирішується, це розробка адаптивної моделі прогнозування електричного навантаження для виконання керуючих впливів у розподільній мережі, то після визначення необхідного об'єму даних модель випробовували для прогнозування електричного навантаження для різних часових проміжків доби у продовж тижня. Результати експериментальних розрахунків з оцінкою похибки

прогнозу при використанні різних методів приведені нижче.

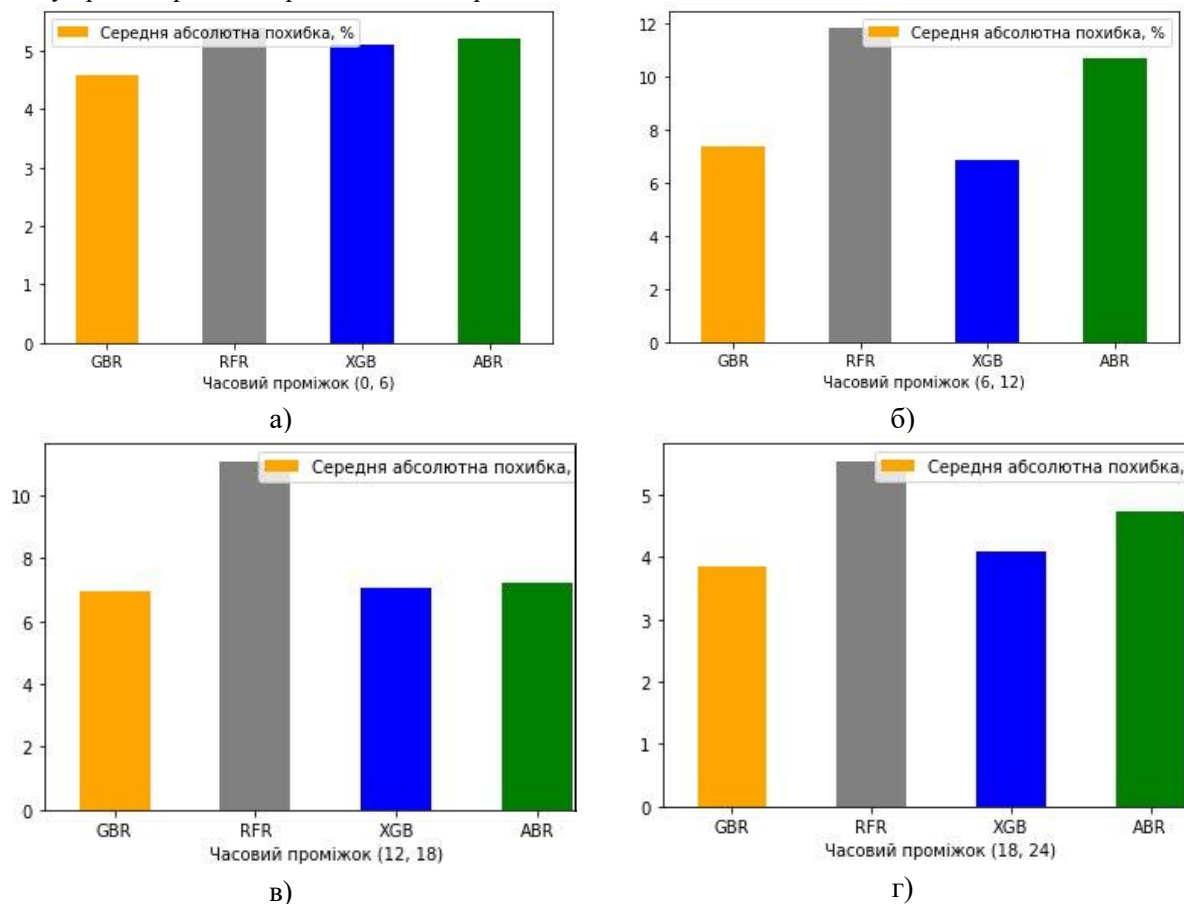


Рисунок 2 – Точність кожного методу адаптивної моделі на різних часових проміжках (а) – часовий проміжок 00:00 – 06:00; (б) – часовий проміжок 06:00 – 12:00; (в) – часовий проміжок 12:00 – 18:00; (г) – часовий проміжок 18:00 – 23:00.

### Висновки

Отримані результати свідчать про доцільність використання різних методів прогнозування залежно від режимів мережі, наявності та якості вимірювань, а також типу споживачів. Результати експериментальних розрахунків демонструють, що один і той же метод може досягти найкращих показників протягом певного періоду часу доби або дня тижня, у той же час він погано працює на інших часових інтервалах або в інші дні тижня. Це дозволяє зробити висновок, що єдиний метод прогнозу не може забезпечити оптимальну точність для будь-якого режиму мережі, будь-якого набору споживачів (типу та кількості) або для будь-якого дня року.

Як вирішення цього питання, у роботі пропонується новий адаптивний метод прогнозування електричного навантаження, який автоматично вибирає метод прогнозування, який краще відповідає певному часовому проміжку, дню тижня, режиму мережі та іншим факторам, що забезпечує прогноз із найменшою похибкою. Методологія адаптивного прогнозування навантаження перевірялась в існуючій розподільній мережі, і отримані результати показали ефективність запропонованого методу.

### Список використаної літератури

1. SMART GRID или умные сети электроснабжения. URL: [http://www.eneca.by/ru\\_smartgrid/](http://www.eneca.by/ru_smartgrid/).
2. Стан справ з технологічними витратами електроенергії в електричних мережах України. URL: [http://mpe.kmu.gov.ua/minugol/control/publish/article?art\\_id=93911](http://mpe.kmu.gov.ua/minugol/control/publish/article?art_id=93911).
3. Gross G. Short-term load forecasting. Proceedings of the IEEE, 1987, 75 (12),-pp. 1558 – 1571.
4. Y. Grichi, Y. Beauregard and T. M. Dao, A random forest method for obsolescence forecasting, IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2017, pp. 1602-1606.
5. Freund, Y., and Schapire, R.E., A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting, Journal of Computer and System Sciences, 1997, Vol. 55, No1, P. 119-139.
6. A. B. Nassif, Short term power demand prediction using stochastic gradient boosting, 5th International Conference on Electronic Devices, Systems and Applications (ICEDSA), 2016, p. 1-4.
7. J. Walther, D.Spanier, N.Panten, E.Abele. Very short-term load forecasting on factory level – A machine

learning approach, Procedia CIRP, 2019, Vol. 80, p. 705-710.

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

9. Ahmad, Tanveer&Zhang, Hongcai&Yan, Biao. A review on renewable energy and electricity requirement forecasting models for smart grid and buildings. Sustainable Cities and Society, 2020, Vol. 55, p. 1-31.

10. Quinlan, J. R. Induction of decision trees. Machine Learning, 1986, Vol. 1(1), p. 81-106.

**V. Popov**, Dr. Eng. Sc., Prof., ORCID 0000-0003-3484-4597

**D. Yatsenko**, PhD student, ORCID 0000-0001-6702-569X

**A. Adanikov**, PhD student, ORCID 0000-0003-2773-244X

**O. Yatsenko**, Master's student, ORCID 0000-0001-6434-9365

**National Technical University of Ukraine**

**“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”**

## FEATURES OF USING REMOTE CONTROL SWITCHING DEVICES IN THE PROCESS OF FORMING ACTIVE DISTRIBUTION NETWORKS

*Widespread introduction of sources of distributed generation in 6-10 kV networks leads to the need to use new technical means and develop an appropriate methodology for controlling regimes. At the same time, the formation of active distribution networks, as a stage of implementation of the Smart Grid concept, envisages, along with their automation, the provision of adequate information monitoring of electricity transmission and distribution processes. Only under these conditions there is a possibility of the decision of many problems of management of operating modes of distribution networks with necessary level of efficiency. Based on this, in this paper the problem of choosing the optimal configuration of the distribution network is considered as a task of operational management. To make economically justified decisions to change the topology of the distribution network, the article developed a new model for predicting the electrical load and output power of distributed generation sources. The peculiarity of this model is its adaptability and the ability to simultaneously predict the values of the relevant parameters of the mode during predetermined time intervals.*

**Keywords:** active distribution network, dispersed generation, electrical loads, forecasting, mode control.

### REFERENCES

1. SMART GRID or smart power supply networks Available: [http://www.eneca.by/ru\\_smartgrid0/](http://www.eneca.by/ru_smartgrid0/) Accessed on 29.10.2020.

2. State of affairs with technological costs of electricity in electric networks of Ukraine Available: [http://www.eneca.by/ru\\_smartgrid0/](http://www.eneca.by/ru_smartgrid0/) Accessed on 29.10.2020.

3. Gross, G., & Galiana, F. D. "SHORT-TERM LOAD FORECASTING". Proceedings of the IEEE, 1987, 75(12), pp. 1558-1573.

4. Y. Grichi, Y. Beauregard and T. M. Dao, "A random forest method for obsolescence forecasting," 2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), Singapore, 2017, pp. 1602-1606.

5. Freund, Y., and Schapire, R.E. (1996b). "A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting", Journal of Computer and System Sciences, August 1997, pp. 119-139.

6. A. B. Nassif, "Short term power demand prediction using stochastic gradient boosting," 2016 5th International Conference on Electronic Devices, Systems and Applications (ICEDSA), 2016, pp. 1-4.

7. J. Walther, D. Spanier, N. Panten, E. Abele, "Very short-term load forecasting on factory level – A machine learning approach", Procedia CIRP, 2019, pp. 705-710.

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

9. Ahmad, Tanveer&Zhang, Hongcai&Yan, Biao, "A review on renewable energy and electricity requirement forecasting models for smart grid and buildings", Sustainable Cities and Society, 2020, pp. 1-31.

10. Quinlan, J. R., "Induction of decision trees", Machine Learning, 1986, pp. 81-106.

Надійшла 17.05.2020

Received 17.05.2020