

ЕЛЕКТРОТЕХНІКА

УДК 621.31

Терещенко Т.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Ямненко Ю.С.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Клепач Л.Є.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Лайкова Л.Г.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Палій Д.М.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ОГЛЯД ОСНОВНИХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ В MICROGRID

Завдання прогнозування майбутніх значень часового ряду є основою для планування, керування та оптимізації роботи в системі MicroGrid. Прогнозування дозволяє визначити періоди пікових навантажень та уникнути їх шляхом зміни режимів навантажень або підключення додаткових джерел живлення. Проведено огляд методів і моделей прогнозування енергоспоживання в системах MicroGrid. Запропоновано класифікацію методів і моделей. Проведено порівняльний аналіз, визначено переваги і недоліки моделей, а також можливі галузі застосування.

Ключові слова: методи і моделі прогнозування, енергоспоживання, системи MicroGrid.

Постановка проблеми. Необхідність точного прогнозування електроспоживання в системах MicroGrid зумовлена технічними і економічними причинами. Із технічної точки зору прогнозування дозволить уникати пікових навантажень або зменшувати негативний вплив та підвищити надійність енергосистеми. Економічні причини пов'язані з функціонуванням локальних ринків електроенергії, при цьому зростає важливість прогнозування енергоспоживання учасників цих ринків, оскільки перевищення фактичного споживання від заявлених значень понад певної межі призводить до необхідності покупки електроенергії збалансуючого ринку за більшою ціною. Відхилення в меншу сторону теж карається оплатою недопоставленої електроенергії як різниці між

заявленим і фактичним споживанням за встановленими розцінками [1]. Складність прогнозу зумовлена наявністю великої кількості споживачів і необхідністю врахування багатьох таких факторів, як температура навколишнього повітря; ступінь освітленості; тривалість світлового дня; день тижня; переходи з зимового на літній час і назад; наявність екстраординарних подій (катастрофи, масові акції); прогнози погодних умов; стан інших факторів, що впливають на зміну споживання відповідно до даних, отриманих у результаті оброблення статистики споживання; плановані включення / відключення енергоємних виробництв [1–5].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У [6] наведено дані енергоспоживання та вироб-

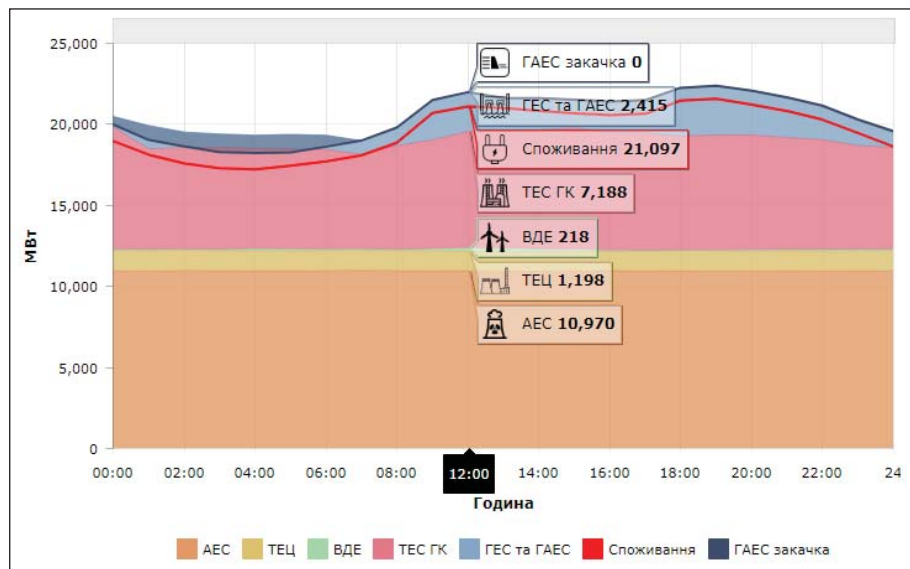


Рис. 1. Добовий графік енергоспоживання та виробництва електроенергії в Україні за 24.02.2018

ництва електроенергії в Україні. Як приклад розглянемо добовий графік за 24 лютого 2018 року (рис. 1).

Як видно з рис.1, електроспоживання має два локальних максимуми: близько 12:00 та 18:00. Найбільший спад енергоспоживання спостерігається в період з 01:00 по 05:00. Рис.1 відображає такі складники виробництва: АЕС – атомні електростанції; ТЕЦ – теплоелектроцентралі; ВДЕ – відновлювані джерела енергії; ТЕС ГК – енергогенеруючі компанії теплових електростанцій; ТЕС та ГАЕС – гідроакumuлюючі та гідроелектростанції. Окремий внесок у споживання вносить ГАЕС закачка. Видно, що АЕС та ТЕЦ забезпечують стабільний постійний рівень виробництва протягом доби. З іншого боку, ТЕС ГК разом із ТЕС та ГАЕС покривають локальні максимуми електроспоживання, забезпечуючи постійний запас потужності при зміні рівня енергоспоживання. При найменшому рівні попиту в нічний період доби для компенсації перевиробництва електроенергії, вмикається процес закачки на ГАЕС для генерації в пікові періоди. Хоча в масштабах України внесок ВДЕ є порівняно незначним, але для MicroGrid він досить вагомий. Як видно з рис. 2, ВДЕ характеризуються високою нестабільністю рівня генерованої потужності.

Це пояснюється залежністю ВДЕ від погодних умов (напрямку та швидкості вітру, сонячного освітлення і т.д.). Тому актуальним завданням для керування навантаженнями MicroGrid є прогнозування енергоспоживання за різних умов зовнішнього середовища.

Сьогодні завдання прогнозування часового ряду електроспоживання у MicroGrid вирішується на основі створення моделі, що адекватно описує досліджуваний процес. Серед багатьох моделей прогнозування часових рядів найбільшого поширення дістали, зокрема авторегресійні і нейромережеві моделі [7–10]. Кожна з них має свої переваги та недоліки, а також певні обмеження для вирішення того чи іншого класу практичних задач.

Постановка завдання. Метою статті є проведення огляду основних методів і моделей прогнозування, порівняння та класифікації з метою виявлення перспективних методів і моделей та рекомендацій щодо їх застосування для прогнозування електроспоживання в системах MicroGrid.

Виклад основного матеріалу дослідження. Залежно від наявності інформаційних даних методи прогнозування поділяють на фактографічні (формалізовані), експертні (інтуїтивні) і комбіновані (рис. 3) [11].

Фактографічні (формалізовані) методи ґрунтуються на достатньому інформаційному матеріалі про об'єкт прогнозування та його минулий розвиток. Формалізовані методи засновані на математичних моделях і поділяються на методи предметної галузі (механіки, термодинаміки, електротехніки тощо) та методи моделювання часових рядів, які відшукують залежності всередині самого процесу. Методам предметної галузі властивий індивідуальний підхід, а методи моделювання часових рядів є універсальними для різних предметних галузей [10; 11].

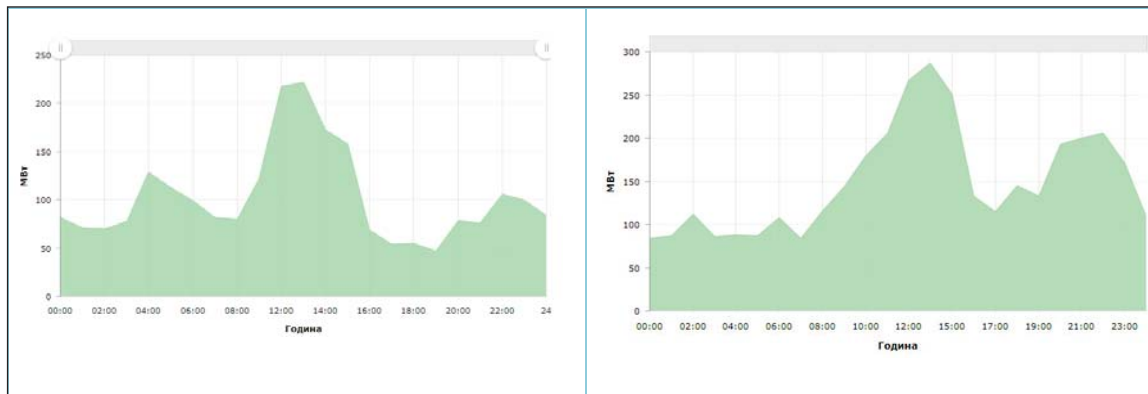


Рис. 2. Добовий графік виробництва енергії на електростанціях з ВДЕ в Україні (а – 24.02.2018, б – 25.02.2018)

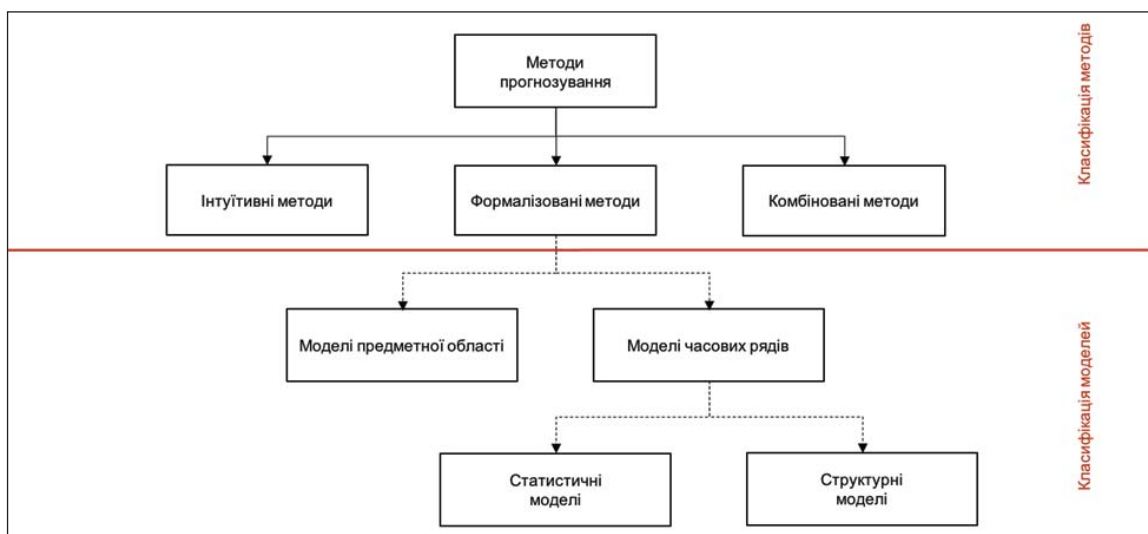


Рис. 3. Класифікація методів та моделей прогнозування

Експертні методи застосовують у випадках недостатнього обсягу інформації про поведінку та розвиток об'єкта дослідження у минулому. Вони побудовані на інформації, отриманій з експертних оцінок.

Комбіновані методи прогнозування об'єднують експертні і фактографічні методи. Прикладом таких методів може бути метод Pattern matching, за якого експерти формулюють колективні судження на основі використання принципу «дерева цілей». Інколи до цієї групи відносять моделі на базі нечіткої логіки. Нечітка логіка є розширенням експертних систем, а тому потребує переведення реального досвіду у формат нечітких правил [12].

Серед розглянутих методів для прогнозування енергоспоживання в MicroGrid найбільш придатним є формалізований метод, оскільки при цьому можливо автоматизувати процес прогнозування. Крім того, поведінка кривої енергоспоживання описується функцією часу, тому обирається група моделей часових рядів.

Моделі часових рядів можна розділити на дві групи: статистичні та структурні [10]. У статистичних моделях у результаті аналізу історичних даних формується рівняння, що відображає залежність між енергоспоживанням і пов'язаними зовнішніми факторами. Як правило, статистичні моделі дозволяють виконати прогноз для звичайного дня дуже добре, але в них не закладено достатньо гнучкості, щоб аналізувати святкові та інші нерегулярні дні. У структурних моделях залежність наступного значення від попереднього задається у вигляді деякої структури та правил переходу по ній.

Моделі часових рядів поділяються на статистичні та структурні. Група статистичних моделей включає в себе економетричні, регресійні та авторегресійні моделі. Економетричні моделі засновані на згладжуванні, експонентному згладжуванні й ковзному середньому [3]. Серед них розрізняють такі, як «найвна» модель прогнозу;

Порівняння моделей прогнозування

| Моделі | Переваги | Недоліки |
|--|---|--|
| Статистичні моделі | | |
| Регресійні | Простота та гнучкість моделювання. | Трудомісткість знаходження коефіцієнтів залежності; неможливість моделювання нелінійних процесів |
| Авторегресійні | Простота моделювання; велика різноманітність сфер застосування | Трудомісткість і ресурсомісткість ідентифікації; неможливість моделювання нелінійностей; низька адаптивність |
| Моделі експоненціального згладжування | Простота моделювання; | Недостатня гнучкість; обмеженість застосування |
| Структурні моделі | | |
| Нейромережеві моделі | Нелінійність; масштабованість, висока адаптивність; велика різноманітність сфер застосування | Відсутність прозорості; складність вибору архітектури; жорсткі вимоги до навчальної вибірки; складність вибору алгоритму навчання; ресурсомісткість процесу навчання |
| Моделі на базі ланцюгів Маркова | Простота моделювання; | Неможливість моделювання процесів з довгою пам'яттю; вузька застосовність моделей |
| Моделі на базі класифікаційних регресійних дерев | Масштабованість; швидкість і простота процесу навчання; можливість враховувати категоріальні змінні | Неоднозначність алгоритму побудови дерева; складність питання зупинки |

модель обчислення прогнозу на основі середнього згладжування; модель обчислення прогнозу на основі експонентного згладжування.

Моделі цього типу роблять прогнози на основі лінійних комбінацій споживання значення від «подібних» днів [11]. Під час створення «наївних» моделей передбачається, що деякий період прогнозованого часового ряду в минулому найкраще описує майбутнє ряду. У моделі обчислення прогнозу на основі середнього згладжування закладено принцип «завтра буде, як було в середньому за останній час». Така модель є стійкішою до коливань, ніж «наївна». Модель на основі експонентного згладжування визначає залежність прогнозу від усіх розглянутих даних, причому вплив даних на прогноз експоненційно зменшується із «віком» даних. Розвитком моделей цього типу є моделі двопараметричного згладжування Хольта і Брауна, а також трипараметричної моделі Вінера. Цей клас моделей частіше інших використовується для довгострокового прогнозування [13].

Регресійні моделі поєднують у собі кілька незалежних функцій, утворюють лінійну функцію, що допомагає інтерпретувати залежності між різними факторами. Для прогнозування електроспоживання від альтернативних джерел живлення, таких як фото- та вітрогенератори, будується модель дерева з використанням даних про погоду і графік даних для прогнозування споживання енергії. Ця модель оцінює вплив різних комбінацій

ознак на точність прогнозування. Зазначимо, що під час використання лінійних регресійних моделей результат прогнозування може бути отриманий швидше, ніж під час використання інших моделей. Нелінійні регресійні моделі характеризуються великою трудомісткістю визначення параметрів.

Автогресивні моделі (наприклад, Бокса-Дженкінса) є найбільш популярними із статистичних моделей [14]. У відкритому доступі легко знайти приклади застосування авторегресійних моделей (ARIMA, ARIMAX, GARCH, ARDLN) для вирішення завдань прогнозування часових рядів різних предметних галузей. Моделі спираються тільки на інформацію, що міститься в передісторії прогнозованих рядів, що обмежує можливості алгоритму.

Недоліком авторегресійних моделей є велика кількість вільних параметрів, ідентифікація яких є неоднозначною, а також значна ресурсомісткість [8].

Група структурних моделей (див. рис.3) включає в себе нейромережеві моделі, моделі на базі ланцюгів Маркова та на базі класифікаційних регресійних дерев.

Прогнозування на базі штучних нейронних мереж (Artificial Neural Networks – ANNs) прагне визначити залежності між вхідним і вихідним наборами даних. Вони добре справляються під час роботи з нелінійними залежностями між

енергоспоживанням і зовнішніми факторами, але мають низку недоліків: складність вибору алгоритму навчання нейронної мережі [9]; значний час навчання [15]; можливу «перетренованість мережі» (overfitting); недоступність проміжних обчислень, які виконуються в «чорному ящику» і складність інтерпретації результатів.

Моделі прогнозування на основі ланцюгів Маркова припускають, що майбутній стан процесу залежить тільки від його поточного стану і не залежить від попередніх. Моделі використовують матрицю ймовірностей переходів системи з одного стану в інший. Структура ланцюга Маркова та ймовірності переходу станів визначають залежність між майбутнім значенням процесу та його поточним значенням. У роботі [16] пропонується подвійно зважений алгоритм максимізації правдоподібності, основна мета якого полягає у подоланні однієї з проблем класичних прихованих марківських моделей – однакової значущості всіх фрагментів даних для прогнозу.

Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев розроблено для моделювання процесів, на які впливають як безперервні зовнішні фактори, так і категоріальні [16].

Переваги і недоліки основних моделей систематизовано в таблиці 1.

Аналіз досліджень із прогнозування споживання енергії в системах SmartGrid і MicroGrid

показав, що в них використовувалися прості моделі усереднення; статистичні моделі (наприклад, регресія і часові ряди) і моделі штучних нейронних мереж. У роботі [17] показано переваги комбінованої моделі, яка містить два етапи: фільтрації нестационарної складової енергоспоживання та нейронної мережі з пам'яттю. Фільтрація нестационарного складника за допомогою вейвлет-перетворення дозволила зменшити кількість входів нейронної мережі під час забезпечення заданого коефіцієнта схожості вихідної та відфільтрованої функцій енергоспоживання.

Висновки. Завдання прогнозування майбутніх значень часового ряду є основою для планування, керування та оптимізації роботи в системі MicroGrid. Прогнозування дозволяє визначити періоди пікових навантажень, уникнути їх або зменшити вплив на робочі режими шляхом зміни режимів навантажень або підключення додаткових джерел живлення.

На базі проведеного огляду моделей прогнозування енергоспоживання обрано формалізований метод та групу моделей часових рядів. Серед них перспективним є метод на базі поєднання фільтрації та нейронної мережі. Остаточний вибір конкретної моделі потребує подальшого дослідження і порівняння точності прогнозу в конкретних задачах.

Список літератури:

1. Бокс Дж., Дженкінс Г.М. Анализ временных рядов, прогноз и управление. Москва: Мир, 1974. 406 с.
2. Доманов В.И., Билалова А.И. Анализ прогнозирования энергопотребления с различными информационными базами. Современные наукоемкие инновационные технологии: работа 6 всероссийской научн.-техн. конф. (Самара, 2–4 декабря 2014 г.). Самара, 2014.
3. Пальчиков А.С. Существующие способы прогнозирования электропотребления объектов в металлургической отрасли. Современные научные исследования и инновации. 2012. № 9. С. 12–17.
4. Седов А.В., Надтока И.И. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления: модели, методы, алгоритмы и средства. Ростов-на-Дону: Изд-во Рост. ун-та, 2002. 318 с.
5. Егошин А.В. Анализ и прогнозирование сложных стохастических сигналов на основе методов ведения границ реализаций динамических систем: автореф. дис. ... канд. техн. наук. Санкт-Петербург, 2009. 19 с.
6. Диспетчерська інформація УкрЕнерго. URL: <https://ua.energy/diyalnist/dyspetcherska-informatsiya/dobovuj-grafik-vyrobnytstva-spozhyvannya-e-e/> (дата звернення: 24.02.2018).
7. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting. Proceedings of the World Congress on Engineering. London, 2009. Vol. 2. P. 1292–1296.
8. Morariu N., Iancu E., Vlad S. A Neural Network Model for Time Series Forecasting. Romanian Journal of Economic Forecasting. 2009. No. 4. P. 213–223.
9. Mazengia D.H. Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering; Chalmers University of Technology. Gothenburg, 2008. 89 p.
10. Jingfei Yang M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree; Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat. Germany, Darmstadt, 2006. 139 p.
11. Моделі і методи прогнозування. URL: http://info-library.com/content/2122_Metodi_i_modeli_prognozyvannya.htm (дата звернення: 07.07.2018).

12. Кравець П., Киркало Р. Системи прийняття рішень з нечіткою логікою. Вісник Національного університету «Львівська політехніка»: Комп'ютерні науки та інформаційні технології. 2009. № 650. С. 115–123.
13. Prajakta S.K. Time series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing. Kanwal Rekhi School of Information Technology Journal. 2004. 13 p.
14. Тихонов Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с. URL: http://www.mirkin.ru/_docs/tiho.pdf (дата звернення: 25.06.2018).
15. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting. Proceedings of the World Congress on Engineering. London, 2009. Vol. 2. P. 1292–1296.
16. Zhang Y. Prediction of Financial Time Series with Hidden Markov Models: Master of Applied Science in the School of Computing Science; Simon Fraser University. 2004. P. 102.
17. Yamnenko J., Tereshchenko T., Klepach L., Pali D. Forecasting of electricity consumption in SmartGrid. International Conference Modern Electrical and Energy Systems MEES'17 Kremenichuk Mykhailo Ostrohradskyi National University. (Kremenichuk, 15-17 Nov. 2017). URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8248891> (дата звернення: 25.06.2018). DOI: 10.1109/MEES.2017.8248891.

ОБЗОР ОСНОВНЫХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ В MICROGRID

Задача прогнозирования будущих значений временного ряда является основой для планирования, управления и оптимизации работы в системе MicroGrid. Прогнозирование позволяет определить периоды пиковых нагрузок, чтобы избежать их либо уменьшить их влияние путем изменения режимов нагрузок или подключения дополнительных источников питания. Проведен обзор методов и моделей прогнозирования энергопотребления в системах MicroGrid. Предложена классификация методов и моделей. Проведен сравнительный анализ, определены преимущества и недостатки моделей, а также возможные области их применения.

Ключевые слова: методы и модели прогнозирования, энергопотребление, системы MicroGrid.

REVIEW OF MAIN MODELS FOR FORECASTING POWER CONSUMPTION IN MICROGRID

The task of predicting the future values of the time series is the basis for planning, managing and optimizing the work in MicroGrid. Forecasting allows to determine the periods of peak loads in order to avoid them or minimize their influence by changing the load modes or connecting additional power supplies. The overview of methods and models for energy consumption forecasting in MicroGrid systems was conducted. The classification of methods and models was proposed. A comparative analysis outlining the advantages and disadvantages of the models, as well as possible areas of their application was carried out.

Key words: forecasting methods and models, power consumption, MicroGrid.