

БАГАТОФАКТОРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА АНАЛІЗ ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГОСИСТЕМИ ЗА ДАНИМИ ДОВГОТРИВАЛОЇ ПЕРЕДІСТОРІЇ

П.О. Черненко, докт.техн.наук, **О.В. Мартинюк**, канд.техн.наук, **А.І. Заславський**, **В.О. Мірошник**
Інститут електродинаміки НАН України,
пр. Перемоги, 56, Київ, 03057, Україна,
e-mail: cher@ied.org.ua

Розглянуто питання використання даних довготривалої передісторії для підвищення точності результатів короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження (СЕН) електроенергетичної системи (ЕЕС). Виділено інтервали часу на річному періоді, що відповідають різному характеру впливу температури повітря на електричне навантаження. Запропоновано підхід до моделювання СЕН ЕЕС, який передбачає побудову групи незалежних математичних моделей електричного навантаження на виділених часових інтервалах із використанням багаторічних даних, що сприяє підвищенню точності моделювання впливу зовнішніх факторів на електричне навантаження енергосистеми. Наведено підхід до моделювання і прогнозування електричного навантаження нерегулярних днів за даними довготривалої передісторії. Бібл. 8, рис. 3, табл. 2.

Ключові слова: енергосистема, електричне навантаження, математичне моделювання, короткострокове прогнозування, довготривала передісторія, зовнішні фактори.

Електричне навантаження є одним із найважливіших факторів, що визначають режим роботи електроенергетичної системи. Для розв'язання більшості технологічних задач автоматизованої системи диспетчерського управління необхідна інформація про сумарне електричне навантаження з певним упередженням. На практиці найчастіше вирішується задача короткострокового прогнозування СЕН із горизонтом упередження від 1 до 7 діб. В умовах переходу електроенергетики України до більш досконалого ринку двосторонніх договорів та балансуєчого ринку електричної енергії посилюються вимоги щодо точності результатів короткострокового прогнозування. Для виконання цих вимог необхідне розширення кількісного складу факторів, що впливають на СЕН з одночасним підвищенням точності їхнього моделювання.

Відомо, що добові графіки СЕН ЕЕС є нестационарними часовими рядами [5, 7]. Нестационарність обумовлена одночасним впливом кількох факторів: технологічних (режими роботи енергоємних та інших підприємств, сезонні зміни в структурі навантаження), метеорологічних (температура повітря, хмарність, тип погоди), астрономічних (час сходу/заходу Сонця), календарних (вплив тижневого робочого циклу, вихідних, святкових, нерегулярних днів). Цей вплив, як правило, нелінійний і взаємопов'язаний, що ускладнює процедуру однозначного виділення усіх складових електричного навантаження, які характеризують вплив контрольованих факторів [3]. Традиційний підхід передбачає, що наявна інформація про електричне навантаження і фактори, що на нього впливають, описуються єдиною математичною моделлю на усьому обраному інтервалі передісторії [2]. Як правило, для короткострокового прогнозування СЕН ЕЕС використовують обсяг даних від кількох тижнів до року. Такі моделі враховують добову, тижневу, річну періодичності навантаження, а також відмінності впливу зовнішніх факторів на СЕН залежно від сезону року [6]. Як наслідок, ці моделі мають ускладнену архітектуру, є нелінійними за своєю природою, складними при побудові та практичній експлуатації. При їхньому використанні може виникати значна кількість необґрунтованих суттєвих похибок прогнозування, обумовлених недосконалим відображенням у моделі усіх особливостей динаміки навантаження і впливу на нього зовнішніх факторів на тривалому (річному) інтервалі часу.

У деяких працях [1] пропонується побудовану на обмеженому (1–3 місяця) обсязі вихідних даних прогнозу модель використовувати для прогнозування електричного навантаження енергооб'єктів на всьому річному інтервалі. При цьому лишається поза увагою сезонність структури навантаження і змінний протягом року характер впливу на нього ряду зовнішніх факторів. Останнім часом з'являється розуміння необхідності використання багаторічної передісторії для побудови математичних моделей електричного навантаження, які б у ширшому діапазоні враховували фактори, що суттєво впливають на СЕН [8]. Мета даної роботи полягає в пропозиції нових підходів до моделювання СЕН ЕЕС, які ґрунтуються на використанні даних довготривалої передісторії і для ви-

бірки регулярних днів передбачають побудову групи математичних моделей електричного навантаження енергосистеми на спеціальному чином виокремлених часових інтервалах для підвищення точності короткострокового прогнозування. У випадку святкових (нерегулярних) днів запропоновано алгоритм збільшення обсягу статистичної вибірки даних СЕН ЕЕС, що сприятиме підвищенню достовірності моделювання навантаження. Для досягнення зазначеної мети було розроблено базу даних добових графіків електричного навантаження обласних, регіональних і об'єднаної ЕЕС України, а також технологічних (режимів роботи енергоємних підприємств), метеорологічних і астрономічних факторів за 15-річний інтервал часу [4].

Використання даних довготривалої передісторії дозволяє: визначити зони однорідності впливу метеорологічних факторів на річному інтервалі часу, розширити діапазон урахування та підвищити ефективність їхнього моделювання, уточнити трендову складову навантаження, збільшити вибірку даних для моделювання впливу астрономічного фактору. У сукупності це дозволить перейти від використання єдиної моделі навантаження протягом року до комплексу локальних моделей, які відповідають різним характеристикам впливу зовнішніх факторів та складу навантаження залежно від сезону на річному інтервалі часу. Також наявність довготривалої передісторії дозволяє суттєво збільшити вибірки СЕН нерегулярних днів (святкових, перед- і післясвяткових, а також переносів робочих днів) і перейти від емпіричних моделей їхнього прогнозування (через коефіцієнти подібності їхніх графіків електричного навантаження до суботніх/недільних) до статистично коректних багатофакторних прогнозних моделей.

Розглянемо детальніше деякі з наведених вище можливостей. На річному графіку споживання електроенергії в енергосистемі доцільно виділити наступні інтервали, що характеризуються спільною динамікою впливу зовнішніх факторів. Зокрема:

- умовно зимовий інтервал, який триває протягом опалювального сезону і характеризується від'ємним кореляційним зв'язком між температурою повітря й значенням СЕН;
- міжсезоння (частково квітень – травень, вересень – жовтень). Період після відключення та перед увімкненням централізованого опалення, що характеризується теж оберненим впливом температури повітря на навантаження, проте має інші кількісні характеристики цього впливу в порівнянні з умовно зимовим сезоном внаслідок зміни структури споживання;
- умовно літній (друга половина травня – перша половина вересня, залежно від температури повітря), що характеризується наявністю зони нечутливості навантаження до зміни температури в певних межах та прямою кореляційною залежністю при її перевищенні.

В усіх умовних сезонах присутній ефект інерційності зміни навантаження при зміні температури повітря, викликаний акумуляцією в будівлях тепла в літній період, або холоду – в зимовий. У зимовий період оптимальний (згідно з коефіцієнтом кореляції) часовий інтервал затримки урахування температури становить 0–31 годину, в літній – 0–12 годин. Тому для підвищення ефективності моделювання впливу температури повітря на електричне навантаження доцільно використовувати або ряд погодинних значень температури з наведеного вище діапазону, або так звану інтегральну ефективну температуру: $T_{ef}(n, j) = \frac{1}{L} \sum_{i=k}^{k+L} T_i$, де k – початкове відставання у часі (з дискретністю в одну годину)

відносно поточної j -ї години n -ї доби, L – загальна кількість погодинних значень температури, що беруть участь у розрахунку (ширина «вікна» значень температури повітря). Як зазначалося вище, у даному випадку $k=0$, $L = 12-31$ залежно від сезону. В умовно зимовому та умовно літньому інтервалах також помітне явище насиченості – при повному використанні засобів обігріву чи охолодження при екстремальних значеннях температури повітря.

Наведемо розрахунки на прикладі реальних даних обласної енергопостачальної компанії – ПАТ «Київенерго». Загальний обсяг добових графіків в базі даних становить 5479 або 131496 погодинних значень навантаження. Статистичні характеристики вибірок СЕН і середньодобової температури ($T_{сд}$) повітря по м. Києву за зазначений період наведено в табл. 1. Екстремальні значення навантаження відповідали: $P_{min} = 376$ МВт було зафіксовано 30.06.2002 р. о 5-й ранку (післясвяткова неділя, $T_{30.06.02}^{повітря} = 16,2^{\circ}\text{C}$); $P_{max} = 2076$ МВт було зафіксовано 30.01.2014 р. о 18-й годині (четвер) за середньодобовою темпе-

Таблиця 1

Характеристика	СЕН, МВт	СЕ, МВт·год	$T_{сд}$, $^{\circ}\text{C}$
Середнє	1030	24726	9,3
Максим.	2076	41091	30,4
Мінімум	376	11701	-23,4
СКВ	293	4924	10,0

ратури $T_{30.01.14}^{повітря} = -19,5^{\circ}\text{C}$).

Використання довготривалої (багаторічної) передісторії в порівнянні із однорічним інтервалом дозволяє розширити діапазон зміни температури повітря при моделюванні (наприклад, з $(-16 - (+)27^{\circ}\text{C}$ для середньодобової температури 2016 року до $(-30,4 - (+)33,4^{\circ}\text{C}$) при 15-річній вибірці), а також суттєво покращити достовірність таких моделей за рахунок більшої статистичної вибірки, що особливо важливо при побудові окремих математичних моделей для кожного з описаних вище умовних сезонів. Зокрема, як приклад, на рис. 1 наведено графіки середньодобового навантаження ПАТ «Київенерго» і середньодобової температури по м.Києву за період з 01.06 по 31.08 2016р. Графіки відображають чіткий прямиий зв'язок між температурою і СЕН. Після вилучення лінійного тренду навантаження коефіцієнт кореляції становить $r = 0,87$, що підтверджує суттєвий вплив

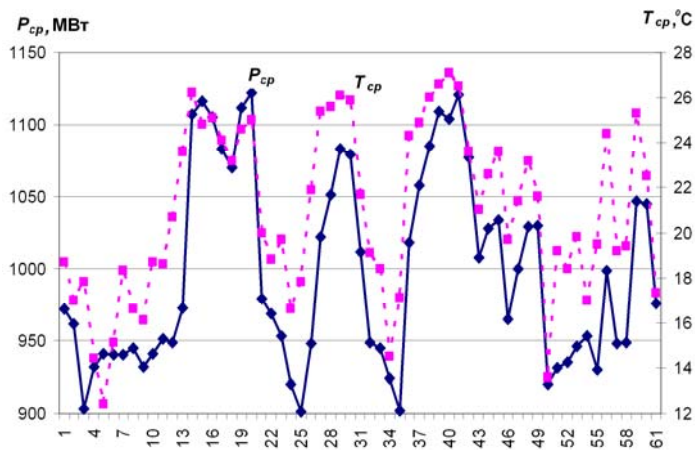


Рис. 1

температури повітря у виділеному ін-тервалі часу.

тичної моделі впливу на середньодобове електричне навантаження умовно літнього сезону ПАТ «Київенерго» середньодобової температури повітря у м. Києві ($P = f(T)$). Модель побудована на об'єднаній вибірці з бази даних робочих днів 2015 – 2016 років із попереднім урахуванням для електричного навантаження 2015 року усередненої трендової складової, що становила 31,2 МВт. Для моделювання з високою достовірністю (коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,97$) впливу температури повітря в даному випадку до-статньо використати поліном 3-ї степені $P = T^2 - 25,3T + 1086,8$. Наведена залежність характеризується зоною нечутливості СЕН до зміни температури повітря в межах $12 - 16^{\circ}\text{C}$ та близьким до лінійного приростом середньодобового електричного навантаження в $+17 \text{ МВт}/^{\circ}\text{C}$ у діапазоні температур $20 - 28^{\circ}\text{C}$. Стану насичення не було виявлено, оскільки у вибірці даних максимальна температура $\leq 28^{\circ}\text{C}$ і є недостатньо високою.

Для перевірки ефективності запропонованого підходу, що передбачає використання окремих моделей, побудованих на виділених сезонах на вибірці довготривалої передісторії, проведено порівняльне прогнозування годинних значень СЕН на добу вперед. Як оператор прогнозування використано штучну нейронну мережу (ШНМ) типу багатоваріантний перцептрон [8]. Було сформовано дві навчальні вибірки:

- перша (I), що включає дані за літні періоди 2014 та 2015 років (10.06.14 – 29.08.14 та 09.06.15 – 31.08.15), тобто модель СЕН умовно літнього сезону на багаторічній передісторії;
- друга (II), що включає дані на річному інтервалі часу (09.06.2015 – 08.06.2016).

У зазначені вибірки включено: дані про електричне навантаження з лагами відставання відносно прогнозованої години, що мають максимальний коефіцієнт автокореляції (24, 25, 26, 47, 48, 49, 72, 168), інформацію про номер доби у тижні (1–7), годину доби (1–24) та погодинні значення тем-

температури повітря у виділеному ін-тервалі часу.

За умови урахування річного тренду і приведення, таким чином, електричного навантаження ЕЕС у зазначені вище сезони попередніх років до СЕН поточного року, з'являється можливість побудувати групу окремих простих моделей для підвищення точності прогнозування навантаження ЕЕС. Об'єм вибірок і діапазон зміни зовнішніх факторів у такому випадку будуть статистично значимим для забезпечення ефективного моделювання їхнього впливу на навантаження.

На рис. 2 показано приклад матема-

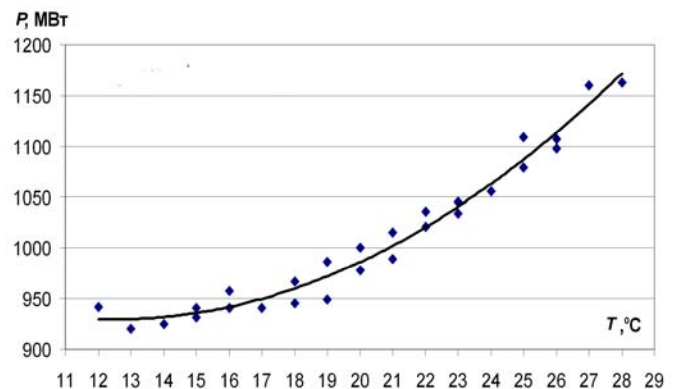


Рис. 2

ператури повітря з лагами (0, 1, 2, 3). Загалом 14 нейронів у вхідному шарі. Усі дані було масштабовано в інтервалі (0, 1). Кількість нейронів у прихованому шарі визначалася за допомогою перехресної перевірки (cross validation) та становила 7 нейронів. Для кожного випадку було побудовано 10 мереж. За кінцевий прогноз бралось середнє арифметичне значення 10 прогнозів.

Оцінка точності прогнозу проводилася на даних літнього сезону з 09.06 по 31.08.2016 р. Статистичні характеристики похибок результатів прогнозування, наведені в табл. 2, свідчать, що використання математичної моделі СЕН, навченої на багаторічних даних одного й того самого умовного сезону, забезпечує вищу точність прогнозування навантаження енергопостачальної компанії у порівнянні з інтегральною моделлю на річній вибірці даних.

Таблиця 2

	I	II
Середня абсолютна похибка у відсотках (MAPE), %	4,7	8,2
Стандартне відхилення похибки (STDe), %	7,0	10,4
Математичне сподівання похибки (E), МВт	-0,3	17,0

Аналіз і моделювання СЕН нерегулярних днів. При моделюванні та прогнозуванні електричного навантаження більша увага, як правило, зосереджується на точності математичних моделей для добових графіків робочих днів [3]. Моделювання електричного навантаження в нерегулярні дні супроводжується труднощами, пов'язаними з дуже малою кількістю таких днів на річному інтервалі часу.

Використання даних довготривалої передісторії дозволяє обійти зазначену проблему. Запропоновано алгоритм для формування класів добових графіків СЕН, схожих із нерегулярними, що дозволяє збільшити обсяг статистичної вибірки і підвищити ефективність моделювання СЕН таких днів. Алгоритм передбачає виконання наступних кроків:

1. Формується масив даних усіх нерегулярних днів на інтервалі передісторії. Обирається добовий графік сумарного електричного навантаження конкретного нерегулярного дня b , що буде базовим у подальших розрахунках. Фіксується його дата.

2. Формується масив вагових коефіцієнтів a_i , $i = 1 \dots 24$, що характеризують вплив СЕН у конкретну годину доби на цільову функцію подібності. У загальному випадку $\forall i = 1 \dots 24$, $a_i = 1$.

3. Для кожного добового графіка електричного навантаження в базі даних розраховується евклідова відстань від базового графіка b у 24-мірному просторі за наступною формулою

$$S_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{j=24} \left(a_i (P_b^j - P_i^j)^2 \right)}, \quad (1)$$

де j – номер години у добі; P_b^j – значення електричного навантаження базового добового графіку в момент часу j ; P_i^j – значення електричного навантаження i -го добового графіка з загального масиву даних.

4. Знаходиться найближчий добовий графік m , що має мінімальне відхилення від базового графіка за критерієм (1)

$$S_m^b = \min(S_1^b, S_2^b, S_m^b, \dots, S_K^b), \quad (2)$$

а також наступні $K - 1$ добових графіків у порядку зростання S_i .

5. Формується клас подібних базовому K добових графіків СЕН, а також відповідна їм супровідна інформація: дата, тип дня, середньодобова температура повітря, добове електроспоживання, максимальна та середня відносні відхилення від базового графіка. Зазначений підхід дозволяє сформувати класи добових графіків СЕН, подібних за формою та погодинними значеннями навантаження окремо кожного нерегулярного дня без обмежень за зовнішніми факторами. Це збільшує обсяг статистичної вибірки та спрощує побудову математичних моделей для таких днів. Варіювання вагового коефіцієнта a_i дозволяє змінити релевантність пошуку подібних графіків, посиливши або зменшивши вплив навантаження в окремі години. Наприклад, зменшити відповідність навантаження у нічний період і підвищити у точках максимуму графіка.

6. У межах кожного класу формується нелінійна залежність між СЕН і рядом зовнішніх факторів. Серед них слід виділити:

- номер доби з початку вибірки, який є характеристикою трендової складової СЕН ЕЕС;
- світлову тривалість дня, що доцільно представити у вигляді різниці (хв., год) по відношенню до мінімального/максимального значення на річному інтервалі (21.12–21.06); Цей параметр є характеристикою астрономічної складової електричного навантаження, що значною мірою задає форму графіку СЕН та абсолютні значення навантаження; також він може бути індикатором сезонності;

- тип доби (понеділок, робочий з вівторка по четвер, п'ятниця, субота, неділя, святковий, ін.-ший (передсвятковий, післясвятковий, перенос робочого));

- температуру повітря (погодинна, середньодобова);

- параметри погоди (хмарність, тип та інтенсивність опадів);

- значення СЕН енергоємних підприємств енергопостачальної компанії (за наявності).

Для моделювання доцільно використати нелінійні багатофакторні регресійні моделі або математичний апарат штучних нейронних мереж.

7. Формується масив прогнозних значень наведених вище зовнішніх факторів, що очікуються в обраний нерегулярний день. Використовуючи математичну модель зв'язку СЕН і зовнішніх факторів відповідного класу, виконується прогнозування добового графіка електричного навантаження зазначеного нерегулярного дня. Прогнозування повторюється для кожного нерегулярного дня з інтервалу упередження за наявності інформації щодо прогнозів зовнішніх факторів.

Фрагмент класу графіків СЕН, що близькі до навантаження в День Незалежності України 24.08.2015р. показано на рис. 3. Спостерігається схожість добових графіків СЕН ЕЕС при поєднанні впливу різних зовнішніх факторів. Зокрема, відносно низькі значення температури повітря і величини тренду компенсуються вищою базовою складовою навантаження (що залежить від типу дня тижня), як це видно при порівнянні СЕН 26.08.13, 11.05.15, 01.06.15 із базовим святковим Днем Незалежності 2015 року. Слід зазначити, що усі обрані в один даний клас понеділки (рис. 3) є післясвятковими і

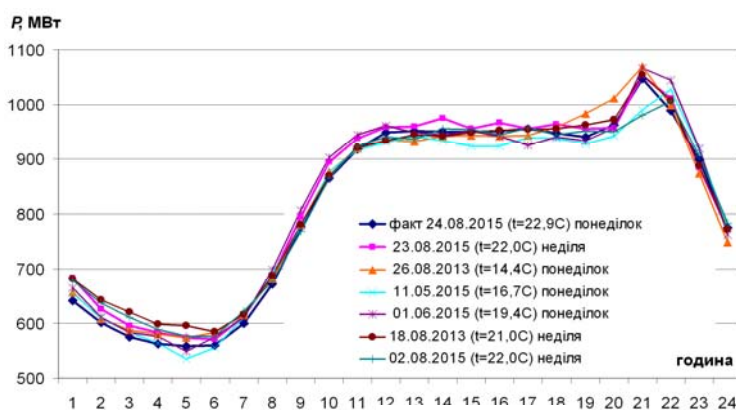


Рис. 3

мають нижчу базову складову в порівнянні із регулярними робочими днями. Максимально подібні графіки СЕН, як правило, відповідають часовим інтервалам із схожим часом сходу та заходу Сонця, що значною мірою впливає на форму добового графіка. Це можуть бути або дні з подібного інтервалу часу, але за минулі роки, або рівновіддалені від зимового/літнього сонцестояння проміжки дат. Наприклад, добовий графік СЕН за 24.08.2015 р. і схожий на нього за формою та значеннями за 11.05.2015 р.

Зазначений підхід до моделювання електричного навантаження ЕЕС нерегулярних днів потребує подальших досліджень і практичних розрахунків. Зокрема, розглядається можливість побудови «компенсаційної» моделі добового графіка СЕН, суть якої полягає в тому, щоб визначити, як різні набори вхідних зовнішніх факторів формують схожий результат у вигляді добових графіків навантаження. Таким чином, необхідно проаналізувати і встановити причини подібності графіків СЕН при різних наборах зовнішніх факторів, розширити коло цих факторів, розглянути можливість застосування ШНМ для підвищення ефективності і автоматизації моделювання.

Висновки

1. Використання даних довготривалої передісторії у задачі короткострокового прогнозування СЕН енергопостачальної компанії забезпечує розширення діапазону зміни зовнішніх факторів (наприклад, температури повітря) та збільшення об'єму вибірки даних, що дозволяє побудувати більш відповіднішу реальному стохастичному процесу математичну модель.

2. Запропоновано підхід до вирішення задачі короткострокового прогнозування навантаження ЕЕС, що передбачає побудову математичних моделей СЕН на виділених часових інтервалах року за даними довготривалої передісторії. Кількість та тривалість інтервалів визначаються характером

впливу температури повітря на навантаження. Такий підхід спрощує і підвищує ефективність моделювання впливу зовнішніх факторів на електричне навантаження ЕЕС. Показано, що це сприяє зниженню похибки короткострокового прогнозування: згідно з розрахунками за допомогою ШНМ типу багат шаровий перцептрон на даних ПАТ «Київенерго» – з 8,2 до 4,7% для середньої похибки прогнозування, і з 10,4 до 7,0% – для максимальної похибки.

3. Використання даних довготривалої передісторії дозволяє сформуванню статистично значимої вибірки для графіків електричного навантаження нерегулярних днів. Запропоновано підхід до вирішення проблеми малої кількості статистичних даних для моделювання СЕН у такі дні шляхом пошуку подібних добових графіків з урахуванням змінного вагового коефіцієнта при погодинних значеннях навантаження. Наведено алгоритм побудови багатфакторної математичної моделі СЕН нерегулярних днів та приклад класу підібраних типових графіків для одного із державних свят (Дня Незалежності України 2015 року).

1. Коцар О.В., Расько Ю.О., Галабійський П. Підвищення достовірності прогнозування навантаження кінцевих споживачів у РДДБР. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2015. № 2 (40). С. 43–52.
2. Макоклюев Б.И., Антонов А.В., Ущеповский К.В., Грабчак Р.В. Прогнозирование электрической нагрузки ОЭС Украины. *Электрические сети и системы*. 2010. № 4. С. 4–12.
3. Черненко П.А. Идентификация параметров, моделирование и многоуровневое взаимосвязанное прогнозирование электрических нагрузок энергообъединения. *Техн. електродинаміка. Тематичний випуск 'Проблеми сучасної електротехніки'*. 2010. Ч. 3. С. 57–64.
4. Черненко П.А., Мартынюк А.В., Заславский А.И., Денисевич К.Б. Повышение эффективности планирования режимов энергообъединения с использованием комплекса среднесрочного прогнозирования. *Электрические сети и системы*. 2009. № 5. С. 21–35.
5. Farmer E.D., Potton M.J. Development of on-line load prediction techniques with results from trials in the south-western region of the CFB. *Proc. IEE*. 1968. Vol. 115. Pp. 1549–1558.
6. Galiana F., Handshin E., Fiechter A. Identification of stochastic electric load models from physical data. *IEEE Trans. AC*. 1974. Vol. 19. No 6. Pp. 887–893.
7. Gupta P.C., Yamada K. Adaptive short-term forecasting of hourly loads using weather information. *IEEE Trans. Power Appar. and Syst.* 1972. Vol. 91. No 5. Pp. 2085–2094.
8. Protasiewicz J. and Czczepaniak P.S. Neural Models of Demands for Electricity. Prediction and Risk Assessment. *Electrical Review*. 2012. Vol. 88. No 6. Pp. 272–279.

УДК 621.311:681.3

МНОГОФАКТОРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И АНАЛИЗ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ ЭНЕРГОСИСТЕМЫ ПО ДАННЫМ ДОЛГОВРЕМЕННОЙ ПРЕДЫСТОРИИ

П.А. Черненко, докт.техн.наук, **А.В. Мартынюк**, канд.техн.наук, **А.И. Заславский**, **В.А. Мирошник**
Институт электродинамики НАН Украины,
пр. Победы, 56, Киев, 03057, Украина,
e-mail: cher@ied.org.ua

Рассмотрен вопрос использования долговременной предыстории для повышения точности результатов краткосрочного прогнозирования суммарной электрической нагрузки (СЭН) энергосистемы (ЭЭС). Выделены интервалы времени на годовом периоде, которые соответствуют различному характеру влияния температуры воздуха на электрическую нагрузку. Предложен подход к моделированию СЭН ЭЭС, предусматривающий построение независимых математических моделей электрической нагрузки на выделенных временных интервалах с использованием многолетних данных, что способствует повышению точности моделирования влияния внешних факторов на электрическую нагрузку ЭЭС. Описан подход к моделированию и прогнозированию электрической нагрузки нерегулярных дней по данным долговременной предыстории. Библ. 8, рис. 3, табл. 2.

Ключевые слова: энергосистема, электрическая нагрузка, математическое моделирование, краткосрочное прогнозирование, долговременная предыстория, внешние факторы.

MULTIFACTOR MODELING AND ANALYSIS OF ELECTRICAL LOAD OF THE POWER SYSTEM USING THE DATA OF LONG-TERM PREHISTORY

P. Chernenko, O. Martyniuk, A. Zaslavsky, V. Miroshnyk

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine,
pr. Peremohy, 56, Kyiv, 03057, Ukraine,
e-mail: cher@ied.org.ua

The issue of using a long-term prehistory to improve the accuracy of short-term forecasting the total electric load of the power system is considered. Information on hourly loads of regional energy systems and the main factors that affect them is stored in the developed database. The special control program can display information in graphically. Using the program for processing this information, a mathematical model of the electric load is constructed and changes in its characteristics over time are investigated under the influence of external factors. In order to test the effectiveness of the approach that involves the use of individual models trained in selected seasons on a sample of long-term pre-history, comparative prediction of hourly values of the total electric load for the day ahead was performed. Time intervals in the annual period that corresponds to the different characters of the effect of air temperature on the electric load are allocated. The proposed method, which consists in constructing independent mathematical models of electric load on the allocated time intervals with the use of long-term data. It improves the accuracy of modeling the influence of exogenous factors on the electric load of power system. The approach to modeling and forecasting of electric load of irregular days using the data of long-term prehistory is given. References 8, figures 3, table 2.

Key words: power system, electrical load, mathematical modeling, short-term forecasting, long-term prehistory, exogenous factors.

1. Kotsar O.V., Rasko Yu.O., Halabitskyi P. Increasing the reliability of forecasting the load of end-users in the BSMBM. *Enerhetyka: ekonomika, tekhnolohii, ekolohiia*. 2015. No 2(40). Pp. 43–52. (Ukr)
2. Makoklyiev B., Antonov A., Ushchapovskii K.V., Grabchak R.V. Forecasting the electric load of united power system of Ukraine. *Elektricheskie seti i sistemy*. 2010. No 4. Pp. 4–12. (Rus)
3. Chernenko P. Identification of parameters, modeling and multi-level interconnected forecasting of electrical loads of the united power system. *Tekhnichna Elektrodynamika. Tematychnyi vypusk Problemy suchasnoi elektrotekhniki*. 2010. Vol. 3. Pp. 57–64. (Rus)
4. Chernenko P.O., Martyniuk O.V., Zaslavsky A.I., Denesivich K.B. Improving the efficiency of planning united power system using the program complex of medium-term forecasting. *Elektricheskie seti i sistemy*. 2009. No 5. Pp. 21–35. (Rus)
5. Farmer E.D., Potton M.J. Development of on-line load prediction techniques with results from trials in the south-western region of the CFGB. *Proc. IEE*. 1968. Vol. 115. Pp. 1549–1558.
6. Galiana F., Handshin E., Fiechter A. Identification of stochastic electric load models from physical data. *IEEE Trans. AC*. 1974. Vol. 19. No 6. Pp. 887–893.
7. Gupta P.C., Yamada K. Adaptive short – term forecasting of hourly loads using weather information. *IEEE Trans. Power Appar. and Syst.* 1972. Vol. 91. No 5. Pp. 2085–2094.
8. Protasiewicz J. and Czczeplaniak P.S. Neural Models of Demands for Electricity. Prediction and Risk Assessment. *Electrical Review*. 2012. Vol. 88. No 6. Pp. 272–279.

Надійшла 19.07.2017
Остаточний варіант 28.11.2017