

УДК 621.311:681.3

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДВОХ ПІДХОДІВ ДО ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ КОРОТКОСТРОКОВОГО ПРОГНОЗУВАННЯ СУМАРНОГО ЕЛЕКТРИЧНОГО НАВАНТАЖЕННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЧНОЇ СИСТЕМИ

П.О.Черненко¹, докт.техн.наук, О.В.Мартинюк¹, канд.техн.наук, С.В.Попов², докт.техн.наук,
Є.В.Бодяньський², докт.техн.наук

¹ – Інститут електродинаміки НАН України,
пр. Перемоги, 56, Київ-57, 03680, Україна,
e-mail: cher@ied.org.ua

² – Харківський національний університет радіоелектроніки,
пр. Леніна, 14, Харків, 61166, Україна.

В статті описано вирішення задачі прогнозування сумарного електричного навантаження (СЕН) електроенергетичної системи (ЕЕС) двома способами. Перший (для побудови математичної моделі) використовує параметричний метод аналізу та прогнозування нестационарних часових рядів, другий – нейро-фаззі мережі. Наведено адитивну математичну модель СЕН, алгоритми моделювання та прогнозування її складових. Описано архітектуру нейро-фаззі мережі та алгоритм її навчання. Для адекватного порівняння результатів виконано прогнозування СЕН ЕЕС на тижневий інтервал упередження з використанням єдиної вихідної інформації. Показано переваги ієрархічного вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження ЕЕС із використанням математичних моделей СЕН обласних енергосистем. Сформульовано шляхи подальшого підвищення точності та надійності результатів короткострокового прогнозування СЕН ЕЕС. Бібл. 15, табл. 4, рис. 9.

Ключові слова: енергосистема, електричне навантаження, короткострокове прогнозування, регресійні моделі, штучні нейронні мережі, нейро-фаззі мережі.

Для планування режимів електроенергетичних систем (ЕЕС) необхідна інформація про сумарне електричне навантаження (СЕН) з певним інтервалом упередження. Для отримання зазначеної інформації на інтервал упередження від однієї до семи діб у складі автоматизованої системи диспетчерського управління вирішується технологічна задача короткострокового прогнозування СЕН. В умовах переходу енергетичного сектору України до перспективної моделі ринку двосторонніх договорів та балансуючого ринку електричної енергії задача короткострокового прогнозування СЕН набуває нової актуальності. Так, на відміну від існуючої моделі енергоринку єдиного покупця, в перспективній моделі короткострокові прогнози СЕН є вихідною інформацією для формування заявок щодо об'єму електроенергії при укладанні договорів між суб'єктами енергоринку – енергогенеруючими та електропостачальними компаніями (а також потужними електроспоживачами). Таким чином, одночасно із підвищенням вимог щодо точності та надійності короткострокових прогнозів СЕН розширюється коло суб'єктів прогнозування. Це обумовлює актуальність досліджень, що спрямовані на вирішення зазначеної задачі, проведення порівняльного аналізу існуючих та розробку нових методів прогнозування електричного навантаження енергооб'єктів.

У більшості опублікованих робіт, присвячених вирішенню задачі короткострокового прогнозування електричного навантаження, як правило, використовуються методи авторегресії та ковзного середнього, спектрального розкладу, регресійні моделі [1]. Практичне використання розробок Інституту електродинаміки показало, що багаторівневий, багатофакторний підхід [2]–[4] до вирішення задач прогнозування СЕН підвищує точність та надійність результатів (у порівнянні із однорівневим, однофакторним [5]) та має перспективи для подальшого покращення цих характеристик. Останнім часом збільшується кількість робіт, що присвячені прогнозуванню СЕН із використанням математичного апарату штучних нейронних (ШНМ) і нейро-фаззі (НФМ) мереж [6,7]. Головними чинниками популярності ШНМ для вирішення цієї задачі стали їхні універсальні апроксимуючі властивості, що дозволяють моделювати довільні нелінійні залежності, і можливість навчання, яка дозволяє використовувати інформацію, котра міститься у великих обсягах архівних даних, що накопичуються при функціонуванні електроенергетичних систем. Якщо інші методи для підвищення точності прогнозу-

вання вимагають наявності деякої додаткової інформації у вигляді знань експертів або інформації про вплив різних технологічних, погодних, економічних та інших факторів на процеси споживання електроенергії, то для ШНМ достатньо мати лише навчальні вибірки необхідного обсягу, а всі залежності між факторами вони виявляють автоматично у процесі навчання.

Такий підхід типу «black box», з одного боку, зручний (не потрібно мати багато апріорних знань), а з іншого боку, він не дає змоги отримати нові знання, тобто не можна інтерпретувати рішення, отримані за допомогою ШНМ. Це знижує рівень довіри до таких рішень з боку користувачів. Частково зняти цю проблему, а також використовувати апріорну інформацію про властивості процесів споживання електроенергії можна шляхом використання нейро-фаззі мереж. Основна мета їхнього створення – об'єднання прозорості, можливості врахування апріорних знань, інтерпретування нечітких систем з можливістю навчання на основі даних вимірювань методами теорії ШНМ. Це звичайно досягається двома шляхами: введенням елементів нечіткості в архітектуру ШНМ і навчанням класичних нечітких систем за допомогою методів навчання ШНМ.

Незважаючи на велику кількість публікацій, існує небагато праць, у яких наведено ґрунтовний аналіз переваг та недоліків класичних і новітніх методів прогнозування СЕН, і ще менше – де проведено порівняння результатів прогнозування, що отримані різними методами із використанням єдиної вибірки вихідних даних. Вибір конкретного методу прогнозування СЕН у багатьох роботах, як правило, не аргументується і цілком залежить від уподобань дослідника.

Метою роботи є порівняльний аналіз двох підходів до вирішення задачі короткострокового прогнозування енергосистеми – прогноз на основі параметричного аналізу нестационарних часових рядів (традиційний підхід) та на основі застосування нейро-фаззі мереж. Проведено порівняльний аналіз результатів, отриманих обома методами з використанням єдиної інформаційної бази, окреслено подальші напрями досліджень. Зазначені методики використовують наступну технологічну і метеорологічну інформацію, що наявна в енергооб'єднанні України:

- погодинні значення СЕН обленерго України, регіональних ЕС та ОЕС;
- значення температури повітря у всіх обласних центрах України в такі години доби: 0, 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21 год.;
- значення середньодобової температури повітря у всіх обласних центрах України;
- характеристики типу погоди (дощ, сніг, без опадів) по всіх обласних центрах України;
- добовий час сходу/заходу сонця по всіх обласних центрах України;
- прогноз температури повітря й типу погоди по всіх обласних центрах України.

У рамках традиційного підходу розроблено адитивну математичну модель СЕН із використанням методу аналізу нестационарних часових рядів [8]. Вихідні метеорологічні дані при побудові цієї моделі зазнають наступних перетворень: для всіх днів передісторії методом лінійної інтерполяції розраховуються погодинні значення температури навколишнього повітря

$$T_j = T_{k-3} * ((k-j)/3) + T_k (1 - (k-j)/3),$$

де T_j – значення температури о j -й годині ($j = 0..23$), T_k – значення температури з архіву температур у моменти часу k (3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24), наступні за j -ю годиною. Тобто, $k-3 \leq j < k$.

Якісні оцінки типу погоди на інтервалі передісторії переводяться в кількісні відповідно до схеми: без опадів – 1 бал, дощ – 2 бали, сніг – 3 бали.

Розроблена математична модель СЕН передбачає адитивний розклад електричного навантаження енергосистеми на наступні компоненти:

$$P_{i,j} = P_{i,j}^{баз} + P_{i,j}^{тижж} + P_{i,j}^{метео} + P_{i,j}^{астр} + P_{i,j}^{зал}, \quad (1)$$

де $P_{i,j}$ – фактичне електричне навантаження енергосистеми j -ї години ($j=1..24$) i -го дня, ($i=1..N$ – загальна кількість днів передісторії); $P_{i,j}^{баз}$ – базова компонента СЕН енергосистеми; $P_{i,j}^{тижж}$ – тижнева компонента СЕН енергосистеми, що описує тижневі коливання електричного навантаження; $P_{i,j}^{метео}$ – метеорологічна компонента, що описує вплив температури навколишнього середовища та хмарності на електричне навантаження енергосистеми; $P_{i,j}^{астр}$ – астрономічна компонента СЕН, що моделює

залежність електричного навантаження від рівня природної освітленості; $P_{i,j}^{зал}$ – залишкова компонента СЕН j -ї години i -го дня.

Дані про СЕН, температуру та тип погоди групуються в окремі вибірки залежно від типу доби тижня: понеділок, робочий день (вівторок–четвер), п'ятниця, субота та неділя. Зазначена модель СЕН (1) будується окремо для кожної години доби кожної вибірки. Таким чином враховуються відмінності впливу метеорологічних факторів на різні групи електроспоживачів.

Моделювання астрономічної складової СЕН передбачає попередню класифікацію добових графіків СЕН із близькими значеннями зовнішніх факторів та внутрішніх параметрів (світова тривалість доби, добове електроспоживання і середньодобова температура, тип погоди, електричне навантаження в період нічного провалу та вечірнього максимумів СЕН енергооб'єднання) на основі методу розпізнавання образів. Після відповідних перетворень [9] для годин, в яких на обраному інтервалі передісторії спостерігається перехід із темної частини доби в світлу (і навпаки), формуються поліноміальні двофакторні регресійні залежності виду $\Delta P_{i,j}^k = \phi(\Delta T_{i,j}, O_i^k)$, де $\Delta P_{i,j}^k$ – відхилення СЕН j -ї години i -ї доби з класу k від сумарного електричного навантаження за j -ту годину доби з цього ж класу, яка максимально наближена до часу сходу/заходу сонця; $\Delta T_{i,j}$ – час, що минув з моменту сходу/заходу сонця по відношенню до j -ї години i -ї доби; O_i^k – значення хмарності в i -ту добу, що належить класу k . Астрономічна складова СЕН j -ї години доби розраховується за допомогою отриманої залежності, зміщеної відносно свого мінімального на вибірці значення, $P_{i,j}^{acmp} = \phi(\Delta T_{i,j}, O_i^k) - \min_{i=1..k_{sum}} (\phi(\Delta T_{i,j}, O_i^k))$. Для кожної доби, що належить обраному інтервалу передісторії, розраховується різниця часу $\Delta T_{i,j} = T_i - j$, $\forall i \in 1..N$. Використовуючи ці дані, за допомогою отриманої вище регресійної залежності для кожного дня $i \in 1..N$ розраховується значення астрономічної складової $P_{i,j}^{acmp}$ j -ї години. На наступному етапі розраховуються значення СЕН $P'_{i,j}$, очищені від впливу астрономічної складової із використанням наступної формули: $P'_{i,j} = P_{i,j} - P_{i,j}^{acmp}$. Більш детально розрахунок астрономічної складової описано в роботі [9].

Базова складова СЕН $P_{i,j}^{баз}$ визначається з використанням методу ковзного середнього за формулою

$$P_{n,j}^{баз} = \sum_{k=n-6}^n \frac{P'_{k,j}}{7}. \quad (2)$$

На відміну від більшості існуючих методів короткострокового прогнозування, в яких передбачається незмінність базової складової електричного навантаження на прогнозному інтервалі, у даній моделі враховується її залежність від метеорологічних факторів за допомогою регресійного рівняння, що пов'язує СЕН з температурою повітря і хмарністю. Також за допомогою функції взаємної кореляції розраховується оптимальний час затримки впливу базової температури повітря на СЕН. Максимальні значення коефіцієнтів кореляції між погодинними значеннями базових компонент СЕН і температури мають місце при значеннях затримки, що становлять від 12-ти до 20-ти годин.

Розрахунок тижневої $P_{i,j}^{тиж}$ і метеорологічної $P_{i,j}^{метео}$ компонент здійснюється із використанням багатфакторної нелінійної регресійної залежності між відхиленнями СЕН, температури повітря за поточну та дві попередні доби та типу погоди від їхніх базових компонент [8]. У загальному випадку шукана регресійна залежність описується поліномом Колмогорова-Габора. Ідентифікація в широкому сенсі зазначеної моделі здійснюється із використанням методу групового урахування аргументів. Як критерій оптимальності моделі використовується критерій регулярності.

Прогнозування СЕН i -го дня здійснюється із використанням наступної формули:

$$P'_{i,j} = P_{i,j}^{баз} + P_{i,j}^{тиж} + P_{i,j}^{метео}. \quad (3)$$

При прогнозуванні СЕН передбачається, що прогнозні значення температури повітря й типу погоди на необхідний інтервал упередження відомі. Використовуючи прогнозні значення метеорологічних факторів, проводиться розрахунок їхніх базових компонент та відхилень. Зазначені від-

хилення підставляються в регресійні залежності впливу метеофакторів на СЕН. Таким чином уточнюється базава $P_{i,j}^{баз}$ та розраховується метеорологічна $P_{i,j}^{метео}$ компоненти моделі (1).

Як $P_{i,j}^{метео}$ використовуються розраховані окремо для кожної години на інтервалі передісторії значення вільного члена багатофакторної регресійної залежності того типу доби, на яку здійснюється прогноз СЕН.

Блок-схема описаного алгоритму короткострокового прогнозування СЕН показана на рис. 1.

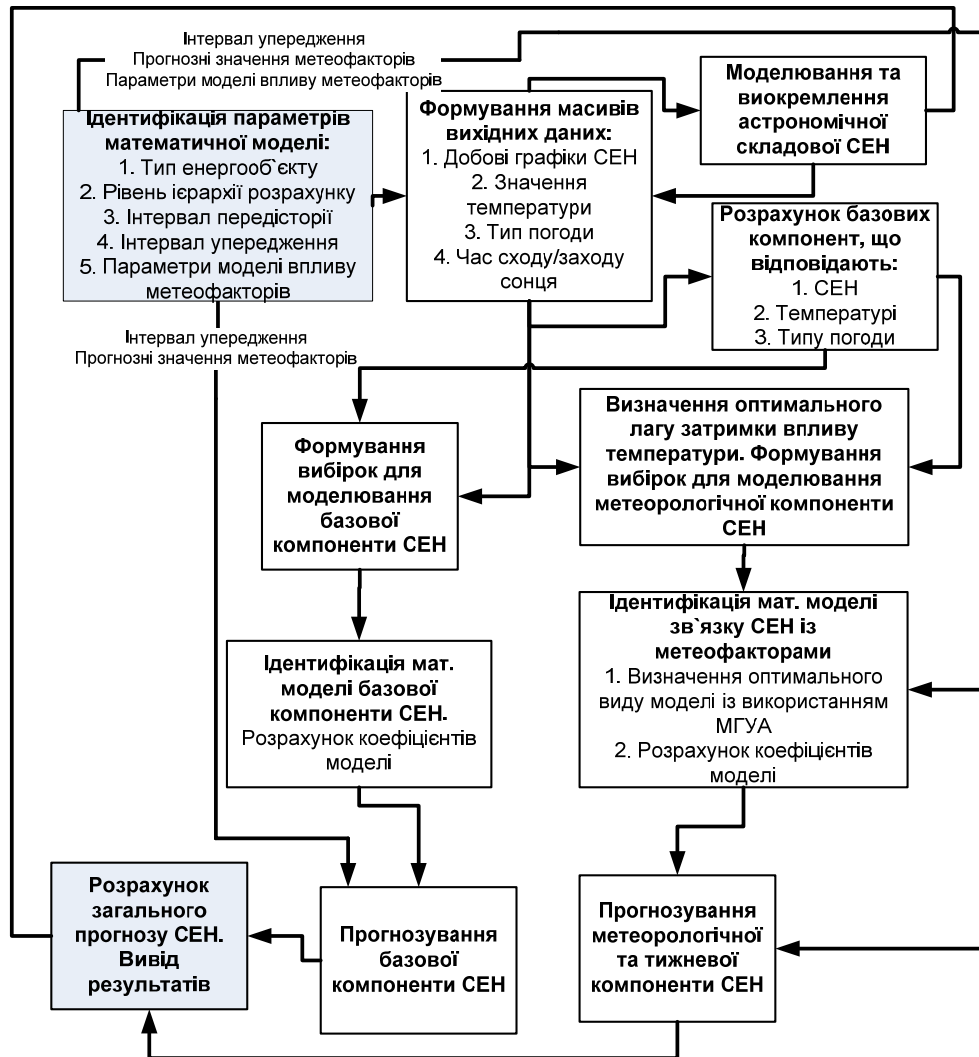


Рис. 1

Як бачимо, наведений вище традиційний підхід потребує багато етапів попередньої обробки даних, виділення окремих компонент прогнозованого процесу, моделювання кожної з них з урахуванням факторів, які впливають на цю компоненту. Всі ці етапи вимагають високої компетентності і уваги фахівців, а також значних витрат часу. З іншого боку, сучасні методи штучного інтелекту дозволяють безпосередньо будувати прогнозуючі моделі шляхом автоматичного аналізу ретроспективних даних. Для порівняння використаємо штучну нейро-фаззі мережу, архітектура якої представлена на рис. 2.

Вхідними даними мережі є поточне значення СЕН $y(k)$, прогнозне значення температури повітря (з урахуванням горизонту прогнозування, який для представленої архітектури складає 24 години), а також ознака типу дня (святковий або перенесений вихідний день), оскільки навантаження в такі дні помітно відрізняється від звичайного. Додавання інших вхідних даних не призводить до помітного покращення якості прогнозування. Для того, щоб зрівняти вплив різних вхідних сигналів у процесі навчання НФМ, обумовлений різними діапазонами змінення цих сигналів, всі вони масштабуються до однакового інтервалу $[-1, +1]$. Вихідний сигнал мережі (прогноз СЕН) потім повертається до початкового інтервалу за допомогою зворотної операції. З нульового (рецепторного) шару мережі інформація надходить на перший

прихований шар, що складається з нейронів двох типів, які виконують різні функції: динамічних нейронів-фільтрів зі скінченною імпульсною характеристикою (FIR) [10] і нейро-фаззі елементів (NFU) [11,12]. Причому перша група нейронів отримує тільки значення прогнозованих сигналів, а друга – тільки сигнали факторів, тобто має місце неповнозв'язне з'єднання шарів мережі. Тут формуються передісторії прогнозованих сигналів, а також функції належності факторів, заданих у різних шкалах вимірювання. Тип дня задано в номінальній шкалі вимірювання, а температура повітря – у кількісній. При цьому використання сигмоїдальних функцій належності в нейро-фаззі елементах дозволяє врахувати нелінійний характер впливу температури повітря на навантаження [13,14].

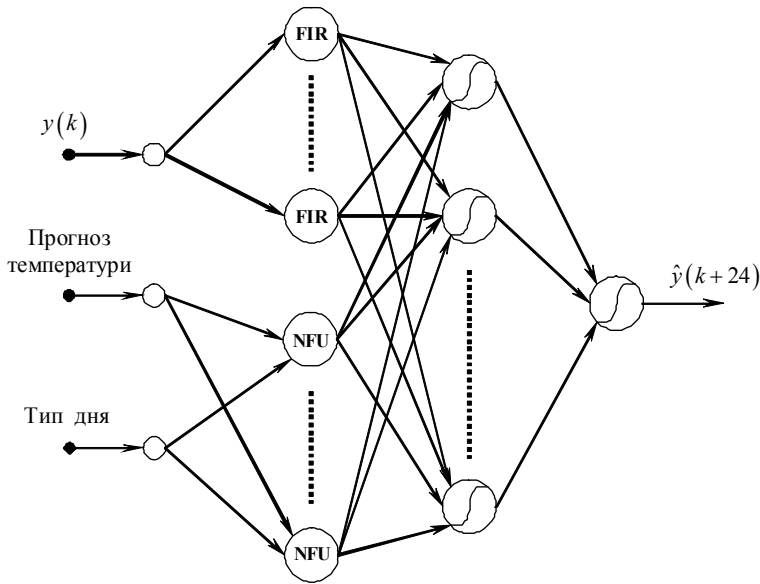


Рис. 2

$$u_{ij}^{[1]}(k) = w_{ij0}^{[1]}y_j(k) + w_{ij1}^{[1]}y_j(k-1) + \dots + w_{ijd_j}^{[1]}y_j(k-d_j) = W_{ij}^{[1]T}Y_j(k),$$

де $W_{ij}^{[1]} = (w_{ij0}^{[1]}, w_{ij1}^{[1]}, \dots, w_{ijd_j}^{[1]})^T$, $Y_j(k) = (y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-d_j))^T$ – вектори, розмірністю $((d_j + 1) \times 1)$, а нелінійне відображення, що реалізується динамічним нейроном-фільтром, має вигляд

$$o_i^{[1]}(k) = \psi_i^{[1]}(u_i^{[1]}(k)) = \psi_i^{[1]} \left(\sum_{j=0}^M u_{ij}^{[1]}(k) \right) = \psi_i^{[1]} \left(\sum_{j=0}^M W_{ij}^{[1]T} Y_j(k) \right).$$

Нейро-фаззі елементи мають структуру (рис. 5), подібну до структури динамічних нейронів-фільтрів, проте їхні синапси містять нелінійні функції належності (наприклад, трикутні), як це показано на рис. 6.

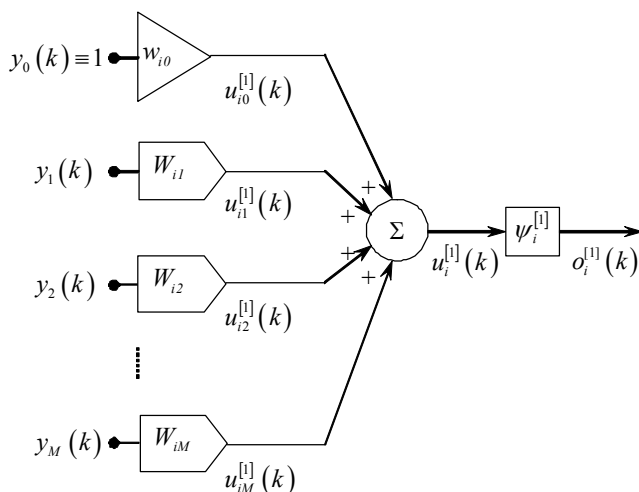


Рис. 3

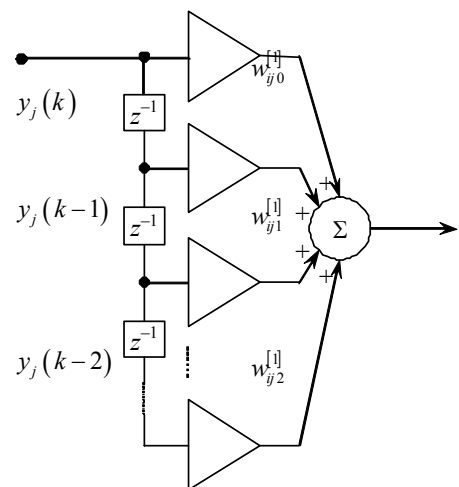


Рис. 4

Вихідний сигнал нейро-фаззі елемента обчислюється згідно з виразом

$$o_i^{[1]}(k) = \psi_i^{[1]} \left(\sum_{l=1}^L \sum_{j=1}^h w_{jl}^{[1]} \mu_{jl}(\tilde{x}_l(k)) \right) = \psi_i^{[1]} \left(\sum_{l=1}^L f_l(\tilde{x}_l(k)) \right) = \psi_i^{[1]}(u_i^{[1]}(k)),$$

де $\tilde{x}_l(k)$ – вхідні сигнали, μ_{jl} – рівні належності, $w_{jl}^{[1]}$ – синаптичні ваги, h – кількість нечітких інтервалів, L – кількість входів.

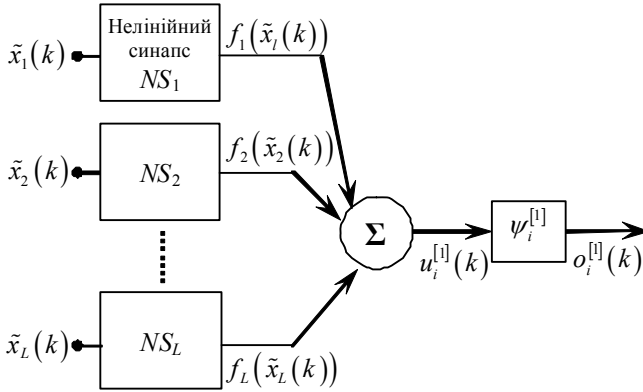


Рис. 5

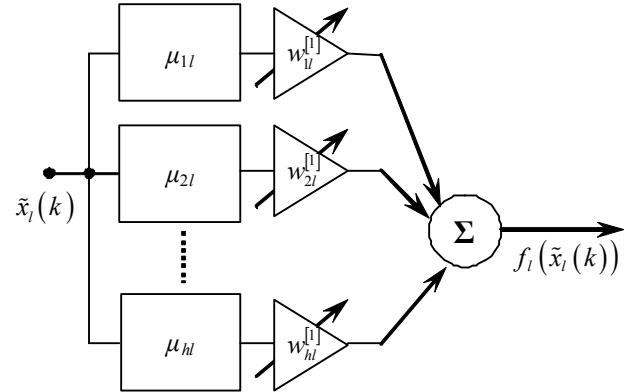


Рис. 6

Виходи трикутних функцій належності залежать від відстані між входом $\tilde{x}_l(k)$ і центрами

$$\text{функцій належності } c_{jl}: \mu_{jl}(\tilde{x}_l(k)) = \begin{cases} \frac{\tilde{x}_l(k) - c_{j-1,l}}{c_{jl} - c_{j-1,l}}, & \tilde{x}_l(k) \in [c_{j-1,l}, c_{jl}], \\ \frac{c_{j+1,l} - \tilde{x}_l(k)}{c_{j+1,l} - c_{jl}}, & \tilde{x}_l(k) \in [c_{jl}, c_{j+1,l}], \\ 0, & \text{у протилежному випадку,} \end{cases}$$

при цьому автоматично забезпечується розбиття Руспіні

$$\sum_{j=1}^h \mu_{jl}(\tilde{x}_l(k)) = 1, \forall l.$$

Центри функцій належності вибираються окремо для кожного вхідного сигналу в залежності від його фізичного сенсу.

У результаті обробки вихідних сигналів динамічними нейронами-фільтрами та нейро-фаззі елементами в першому прихованому шарі формується набір вихідних сигналів $o_1^{[1]}, o_2^{[1]}, \dots, o_n^{[1]}$, який далі подається на другий прихований шар у формі $[(n+1) \times 1]$ -вектора $x^{[2]} = (1, o_1^{[1]}, o_2^{[1]}, \dots, o_n^{[1]})^T$, де одинична компонента необхідна для оцінки зсуву кожного з нейронів наступних шарів, n – загальна кількість нейронів першого прихованого шару.

Другий прихований шар мережі містить $(2n+1)$ однотипних нейронів з нелінійними сигмоїдальними функціями активації $\psi_j^{[2]}$, $j=1, 2, \dots, 2n+1$ і містить $(2n+1) \times (n+1)$ синаптичних ваг $w_{ji}^{[2]}$. Вихідний сигнал j -го нейрона другого прихованого шару має вигляд

$$o_j^{[2]} = \psi_j^{[2]}(u_j^{[2]}) = \psi_j^{[2]} \left(\sum_{i=0}^n w_{ji}^{[2]} x_i^{[2]} \right),$$

(тут $w_{j0}^{[2]} \equiv \theta_j^{[2]}$ – рівень зсуву j -го нейрона), а вихідний сигнал шару –

$$o^{[2]} = \Psi^{[2]}(W^{[2]}x^{[2]}), \quad (4)$$

де $o^{[2]} - ((2n+1) \times 1)$ – векторний сигнал, що передається на третій прихований шар у вигляді $x^{[3]} = (1, o^{[2]T})^T$, $\Psi^{[2]} = \text{diag}\{\psi_j^{[2]}\} - ((2n+1) \times (2n+1))$ – матрична активаційна функція, $W^{[2]} - ((2n+1) \times (n+1))$ – матриця синаптичних ваг.

Вихідний шар мережі містить єдиний нейрон і формує сигнали прогнозу виду

$$\hat{y} = \psi^{[3]}(u^{[3]}) = \psi^{[3]}\left(\sum_{i=0}^{2n+1} w_i^{[3]} x_i^{[3]}\right), \quad (5)$$

де $\psi^{[3]}$ – активаційна функція, $w^{[3]} - (2n+2)$ – вектор синаптичних ваг.

Поєднуючи вирази (4)–(5), можна записати передатну функцію мережі в цілому

$$\hat{y} = \psi^{[3]}(W^{[3]}\Psi^{[2]}(W^{[2]}x^{[2]})) . \quad (6)$$

Навчання мережі виконувалося за допомогою алгоритму Левенберга-Марквардта згідно з квадратичним критерієм. У разі, коли в даних присутні аномальні спостереження, можливо застосування робастного критерію навчання [15]. Для навчання НФМ використовувалися погодинні дані СЕН регіональної енергосистеми, відповідні метеодані та графік аномальних календарних подій (святкових та перенесених вихідних днів) за період з 01.01.07 по 31.01.08. Для прогнозування на інтервалі 1–168 годин формується набір прогнозуючих моделей на 1, 24, 48, 72, 96, 120, 144 і 168 годин наперед. Проміжні значення отримуються за допомогою моделі з більшим горизонтом прогнозування.

Проведено порівняльні розрахунки прогнозів СЕН регіональної енергосистеми України на період з 18.02.08 по 24.02.08. Обраний період характеризувався різкими коливаннями середньодобової температури в діапазоні від $+6,1^\circ\text{C}$ до $-2,9^\circ\text{C}$, а також всіма типами погоди (сніг, дощ, без опадів), що сприяло перевірці надійності математичної моделі впливу на СЕН метеорологічних факторів. Розрахунки проводилися на інтервал упередження сім діб. Як вихідну інформацію використовували:

- при прогнозуванні із використанням НФМ:
 - погодинні дані СЕН регіональної енергосистеми за попередні чотири тижні до періоду прогнозування;
 - погодинні дані температури повітря на період з 18.02.08 по 24.02.08;
 - графік аномальних календарних подій на період з 18.02.08 по 24.02.08;
- при прогнозуванні із використанням адитивної математичної моделі (АММ):
 - добові графіки СЕН регіональної енергосистеми та обласних енергосистем, що входять до неї, за період з 10.12.07 по 17.12.07;
 - значення температури повітря (з дискретністю в 3 години та середньодобової) та типу погоди в обласних центрах, що входять до РегЕС за аналогічний період;
 - час сходу та заходу сонця в центрі регіональної енергосистеми за аналогічний період;
 - тип доби тижня передісторії.

Як прогнозні значення метеорологічних факторів використовувалися фактичні дані про температуру повітря та тип погоди в обласних центрах, що входять до РегЕС, за період з 18.02.08 по 24.02.08.

Слід відзначити, що (для чистоти чисельного експерименту) значення СЕН із інтервалу упередження не були задіяні при ідентифікації математичної моделі (1) та моделі, побудованої із використанням НФМ. Такі параметри математичної моделі СЕН (1), як архітектура моделі метеорологічної компоненти, час урахування хмарності, вид вихідних даних температури повітря (середньодобова чи погодинна), варіант групування СЕН за типом доби тижня, а також необхідна довжина передісторії визначалися, виходячи з критерію мінімальної похибки прогнозу СЕН на попередньому тижневому інтервалі.

На рис. 7 показані графіки відносних похибок прогнозування СЕН регіональної енергосистеми України (dP) на період з 18.02.08 по 24.02.08 із використанням адитивної математичної моделі (АММ) та нейро-фаззи мережі (НФМ).

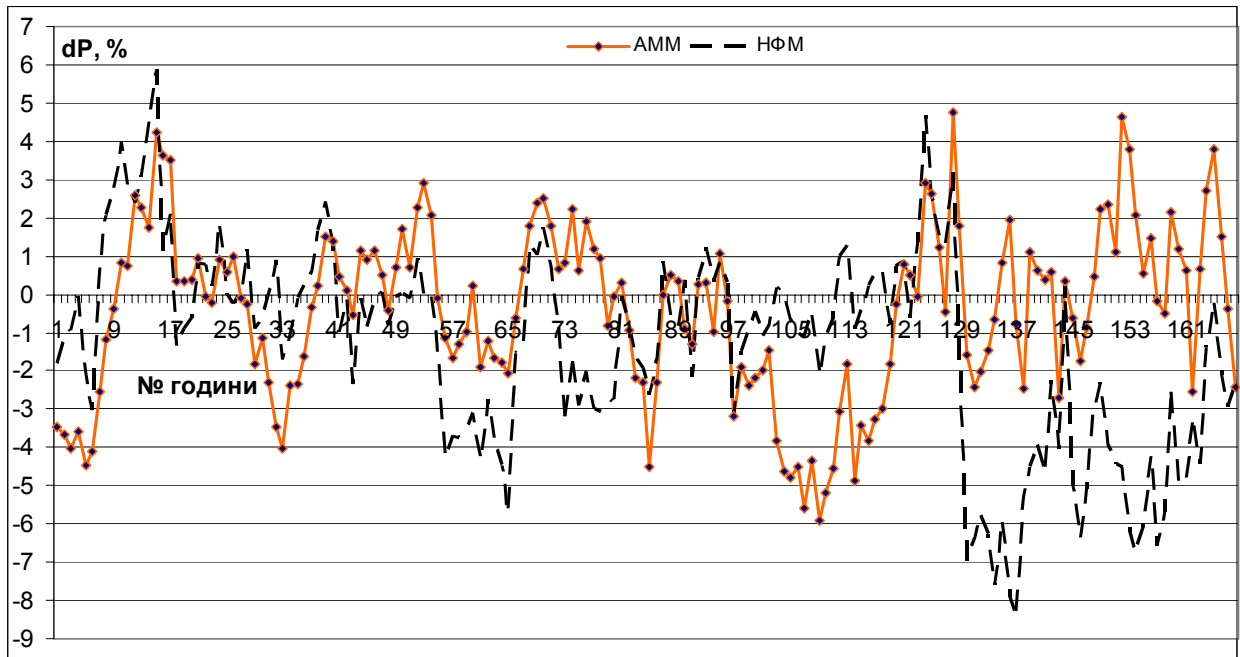


Рис. 7

У табл. 1 наведено статистичні характеристики похибок прогнозування добових графіків СЕН регіональної електроенергетичної системи України, а їхній розподіл за значенням наведено в табл. 2. Загальний об'єм вибірки становить 168 значень.

Таблиця 1

	НФМ	АММ
Середня похибка, MAPE [%]	2,2	1,8
Мінімальна похибка, [%]	0,0	0,01
Максимальна похибка, [%]	8,5	5,89
Середньоквадратична похибка, %	2,7	2,21

Таблиця 2

НФМ	АММ, %	$ dP $, %
37,5	39,3	$ dP \leq 1$
19,0	23,2	$1 < dP \leq 2$
14,9	19,0	$2 < dP \leq 3$
8,9	8,3	$3 < dP \leq 4$
8,9	8,3	$4 < dP \leq 5$
10,7	1,8	$5 < dP $

Відповідно до наведених результатів, метод прогнозування із використанням адитивної математичної моделі забезпечує дещо вищу точність як по середній/середньоквадратичній, так і по максимальній похибкам. Зокрема, екстремальні похибки, що перевищують 5%, в методі з АММ мали місце лише в трьох випадках із 168 проти 18 випадків у методі із НФМ. Зазначені результати можна пояснити неврахуванням в моделі СЕН, що використовує НФМ, найбільш інформативного інтервалу передісторії з 01.01.08 по 17.02.08 р. і, відповідно, відсутністю адаптації під нові метеорологічні та технологічні умови.

Шляхи підвищення точності та надійності короткострокових прогнозів сумарного електричного навантаження об'єднаної електроенергетичної системи України детально розглянуті в [4]. Її ієрархічна структура створює передумови для застосування дворівневого підходу до прогнозування СЕН регіональних енергосистем. Зазначений підхід передбачає окреме моделювання та прогнозування СЕН усіх обласних енергосистем, що входять до регіональної. Слід відзначити, що наявність втрат у високовольтній мережі регіональної енергосистеми обумовлює небаланс між сумарним електричним навантаженням всіх обленерго, що входять до неї, та СЕН РегЕС. Цей небаланс є досить суттєвим і за даними 2007 року в середньому (сумарно по ОЕС) становив 2030 МВт (9,6% середньорічного навантаження ОЕС України). Таким чином, для забезпечення можливості прогнозування СЕН регіональної енергосистеми із використанням даних обленерго (тобто, дворівневого прогнозу) в матема-

тичну модель СЕН (1) внесено додаткову складову, що характеризує втрати потужності в лініях електропередачі регіональних енергосистем.

Дворівневий алгоритм прогнозування електричного навантаження регіональних енергосистем із використанням добових графіків СЕН облэнерго представлено на блок-схемі – рис. 8. Відповідно до наведеної блок-схеми моделювання та прогнозування зазначених втрат здійснюється із використанням двофакторної регресійної моделі, що враховує вплив на рівень втрат значень температури повітря та сумарної потужності обласних енергосистем.

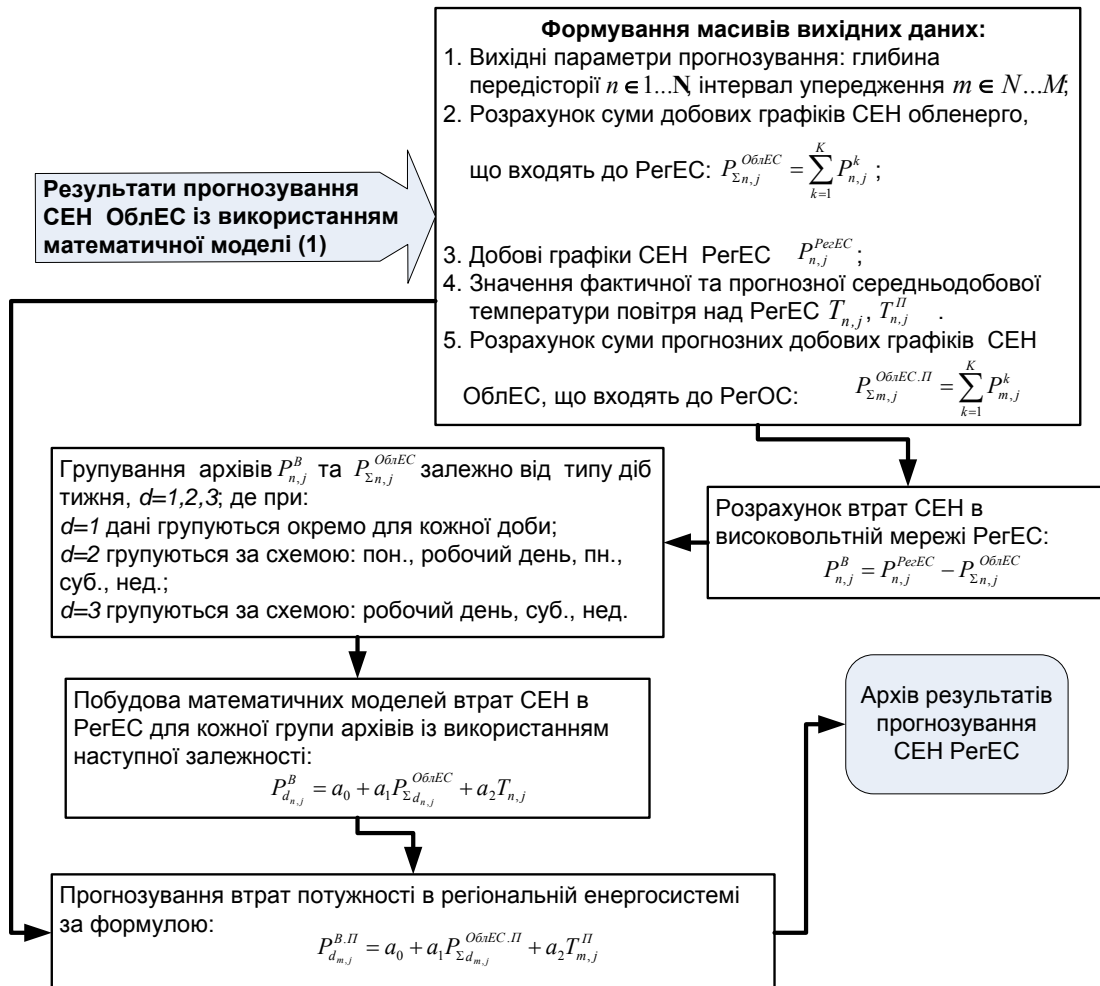


Рис. 8

Апробація дворівневого методу прогнозування СЕН РегЕС проводилася на тому ж тестовому інтервалі упередження з 18.02.08 по 24.02.08. Набір вхідних даних у порівнянні із однорівневим прогнозом розширено за рахунок добових графіків СЕН обласних енергосистем, що належать до регіональної.

На рис. 9 показано графік похибок прогнозування СЕН регіональної енергосистеми України із використанням дворівневої адитивної математичної моделі (ДАММ), а їхні статистичні характеристики та розподіл за значенням – відповідно в табл. 3–4.

Таким чином, дворівнева математична модель СЕН регіональної енергосистеми забезпечує суттєво вищу точність прогнозування на обраному тестовому інтервалі в порівнянні із однорівневими моделями. Відповідно до наведених результатів середня похибка прогнозу MAPE знизилася із 2,2/1,8 % до 1%. Також слід відзначити, що дворівнева модель підвищує надійність отриманих результатів, оскільки відсутні суттєві похибки прогнозування, значення яких перевищує 5%.

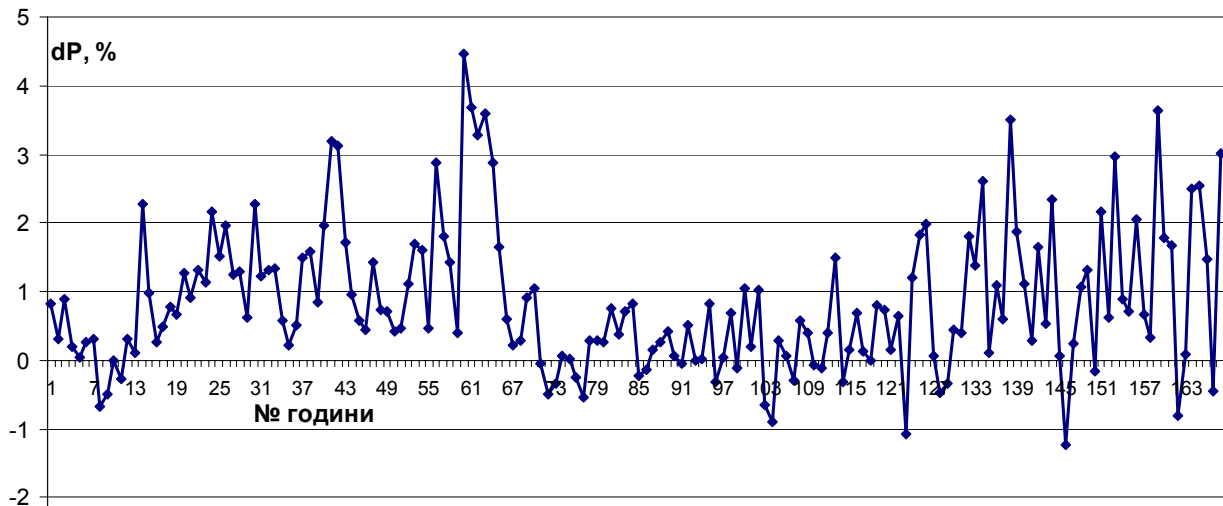


Рис. 9

Таблиця 3

	ДАММ
Середня похибка, MAPE [%]	0,98
Мінімальна похибка, [%]	0,01
Максимальна похибка, [%]	4,45
Середньоквадрат. похибка, %	1,00

Таблиця 4

ДАММ, %	dP , %
63,1	dP ≤ 1
24,4	1 < dP ≤ 2
7,1	2 < dP ≤ 3
4,8	3 < dP ≤ 4
0,6	4 < dP ≤ 5
0,0	5 < dP

Висновки. 1. Використання нейро-фаззі мереж для вирішення задач короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження ЕЕС у порівнянні із традиційними ШНМ дозволяє використовувати апріорну інформацію про властивості процесу, що досліджується, та вхідні дані, які представлені в порядковій та номінальній шкалах вимірювання. Це призводить до зменшення необхідних навчальних вибірок, підвищення швидкості навчання та покращення узагальнюючих властивостей мережі.

2. Аналіз результатів прогнозування сумарного електричного навантаження регіональної енергосистеми показав переваги адитивної математичної моделі СЕН, розробленої із використанням традиційного підходу до вирішення зазначеної задачі, в порівнянні із моделлю на основі штучної нейро-фаззі мережі. Зазначені результати можна пояснити відсутністю адаптації запропонованої НФМ до нових даних та недостатньою кількістю вихідних даних для навчання мережі. Ці обмеження обумовлені компромісом між точністю результатів прогнозування та швидкістю навчання штучної нейронної мережі. Для їхнього усунення необхідне вирішення задачі адаптивної оптимізації архітектури мережі та розширення набору вихідних даних для її навчання.

3. У порівнянні з однорівневою дворівневою математичною моделлю СЕН регіональної енергосистеми, що враховує електричне навантаження обласних енергосистем, які входять до регіональної, та технологічні витрати електроенергії у високовольтній мережі ЕЕС, забезпечує суттєво вищу точність прогнозування добових графіків СЕН на обраному інтервалі та надійність отриманих результатів.

1. Гросс Э., Гальяна Ф. Краткосрочное прогнозирование нагрузки // ТИИЭР. Темат. вып. "ЭВМ в управлении энергосистемами". – 1987. – Т.75. – №12. – С. 6–23.

2. Черненко П.А. Многоуровневое взаимосвязанное прогнозирование электрических нагрузок энергообъединения // Праці Ін-ту електродинаміки НАН України. Енергоефективність. – 2000. – С. 99–104.

3. Черненко П.А. Идентификация параметров, моделирование и многоуровневое взаимосвязанное прогнозирование электрических нагрузок энергообъединения // Технічна електродинаміка. Тем. випуск "Проблеми сучасної електротехніки". – 2010. – Ч. 3. – С. 57–64.

4. Мартинюк О.В., Черненко П.О. Алгоритми та програмні засоби тривірневого короткострокового прогнозування електричного навантаження енергооб'єднання України // Енергетика та електрифікація. – № 7. – 2012. – С. 3–8.

5. Черненко П.А., Кузнецов Г.Г. Определение информативности и краткосрочное прогнозирование периодически нестационарных случайных процессов в электроэнергетических системах // К.: ИЕД АН УССР, Препринт 157. – 1977. – 38 с.
6. Hippert H.S., Pedreira C.E., Souza R.C. Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation // IEEE Trans. Power Systems. – 2001. – Vol. 16. – № 1. – Pp. 44–55.
7. Данилюк О.В., Майоров А.Ю., Батюк Н.Б., Михайляк М.І. Передбачення режимів навантаження електроенергетичних систем на основі технологій штучних нейронних мереж // Інформаційні технології і системи. – 2001. – Т. 4. – № 1/2. – С. 100–103.
8. Черненко П.О., Мартинюк О.В. Багаторівневе короткострокове прогнозування сумарного електричного навантаження енергооб'єднання // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2011. – № 2. – С. 74–80.
9. Черненко П.О., Мартинюк О.В. Підвищення ефективності короткострокового прогнозування електричного навантаження енергооб'єднання // Технічна електродинаміка. – № 1. – 2012. – С. 63–70.
10. Бодянский Е.В., Попов С.В., Чепенко Т.Е. Прогнозирующая адаптивная нейронная сеть с динамическими нейронами-фильтрами // Радиоэлектроника и информатика. – 2003. – №2. – С. 48–51.
11. Bodyanskiy Ye., Popov S. Neuro-Fuzzy Unit for Real-Time Signal Processing // Proc. IEEE East-West Design & Test Workshop (EWDWTW'06). – Sochi, Russia, September 15-19, 2006. – Pp. 403–406.
12. Bodyanskiy Ye., Popov S. Multilayer Network of Neuro-Fuzzy Units in Forecasting Applications // Research Papers of Wroclaw University of Economics. Knowledge Acquisition and Management. – 2008. – №25. – Pp. 9–14.
13. Бодянский Е.В., Попов С.В., Рыбальченко Т.В. Выявление влияния температуры воздуха на потребление электроэнергии с помощью нейросетевых технологий // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. – 2008. – №31. – С. 169–173.
14. Bodyanskiy Ye., Popov S., Rybalchenko T. Feedforward neural network with a specialized architecture for estimation of the temperature influence on the electric load // Proc. 4th International IEEE Conference "Intelligent Systems". – Varna, 2008. – Vol. I. – Pp. 714–718.
15. Bodyanskiy Ye., Popov S., Titov M. Robust Learning Algorithm for Networks of Neuro-Fuzzy Units // Innovations and Advances in Computer Sciences and Engineering / Ed. by T. Sobh. – Dordrecht: Springer, 2010. – Pp. 343–346.

УДК 621.311:681.3

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДВУХ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СУММАРНОЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

П.А. Черненко¹, докт.техн.наук, А.В. Мартынюк¹, канд.техн.наук, С.В. Попов², докт.техн.наук, Е.В. Бодянский², докт.техн.наук

¹ – Институт электродинамики НАН Украины,
пр. Победы, 56, Киев-57, 03680, Украина,
e-mail: cher@ied.org.ua

² – Харьковский национальный университет радиоэлектроники,
пр. Ленина, 14, Харьков, 61166, Украина.

В статье приведено описание решения задачи краткосрочного прогнозирования суммарной электрической загрузки электроэнергетической системы (ЭЭС) двумя способами. Первый (для построения математической модели) использует параметрический метод анализа и прогнозирования нестационарных временных рядов. Второй – нейро-фаззи сеть. Приведены аддитивная математическая модель СЭН, алгоритмы моделирования и прогнозирования ее составляющих. Описаны архитектура нейро-фаззи сети и алгоритм ее обучения. Для адекватного сравнения результатов выполнено прогнозирование СЭН ЭЭС на недельный интервал упреждения с использованием единой исходной информации. Показаны преимущества иерархического решения задачи краткосрочного прогнозирования суммарной электрической нагрузки ЭЭС с использованием математических моделей СЭН областных энергосистем. Сформулированы пути дальнейшего повышения точности и надежности результатов краткосрочного прогнозирования СЭН ЭЭС. Библ. 15, табл. 4, рис. 9.

Ключевые слова: энергосистема, электрическая нагрузка, краткосрочное прогнозирование, регрессионные модели, искусственные нейронные сети, нейро-фаззи сети.

COMPARATIVE ANALYSIS OF TWO APPROACHES TO SOLVING THE PROBLEM OF SHORT-TERM FORECASTING OF THE TOTAL ELECTRICAL LOAD OF A POWER SYSTEM

Chernenko P.¹, Martyniuk O.¹, Popov S.², Bodyanskiy Ye.²

¹ – Institute of Electrodynamics National Academy of Science of Ukraine,

Peremohy, 56, Kyiv-57, 03680, Ukraine,

e-mail: cher@ied.org.ua

² – Kharkiv National University of Radioelectronics,

Lenin av., 14, Kharkiv, 61166, Ukraine.

This paper deals with the solution of the problem of short-term forecasting of the power system active load (PSAL) in two ways. First, to build a mathematical model using parametric method of analysis and prediction of non-stationary time series. The second - the neuro-fuzzy network. The additive mathematical model of PSAL, algorithms of modelling and prediction of its components are presented. The architecture of the neuro-fuzzy network and learning algorithm are described. With the purpose of adequate comparing of results, using the same informations, the forecasting of PSAL for a week are performed. The advantages of hierarchical problem solving short-term forecasting electrical load of united power systems with using the mathematical models load of regional power systems are demonstrated. The ways of further improving of the accuracy and reliability results of the short-term forecasting of PSAL are formulated. References 15, tables 4, figures 9.

Key words: power system, electrical load, short-term forecasting, regression models, artificial neural networks, neuro-fuzzy network.

1. Gross E., Galiana F. Short term load forecasting // TIHER. Temat. vyp. "EVM v upravlenii energosistemami". – 1987. – T.75. – №12. – Pp. 6–23. (Rus)
2. Chernenko P. Tiered interconnected electric load forecasting of united power system // Pratsi Instytutu Elektrodynamiky Natsionalnoi Akademii Nauk Ukrainy. Enerhoefektyvnist. – 2000. – Pp. 99–104. (Rus)
3. Chernenko P. Parameter identification, modeling and multilevel forecasting of electrical loads of united power system // Tekhnichna elektrodynamika. Temat. vypusk "Problemy suchasnoi elektrotekhniki". – 2010. – Vol.3. – Pp. 57–64. (Rus)
4. Martyniuk O., Chernenko P. Algorithms and software for three-level short-term electric load forecasting of united power system of Ukraine // Enerhetyka ta elektryfikatsiia. – № 7. – 2012. – Pp. 3–8. (Ukr)
5. Chernenko P., Kuznetsov G. Definition of informativeness and short-term forecasting periodically nonstationary random processes in power systems // Kyiv: IED AN USSR, Preprint 157. – 1977. – 38 p. (Rus)
6. Hippert H.S., Pedreira C.E., Souza R.C. Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation // IEEE Trans. Power Systems. – 2001. – Vol. 16. – № 1. – Pp. 44–55.
7. Danyliuk O., Mayorov A., Batiuk N., Mykhailiuk M. Prediction modes load power systems based on the technology of artificial neural networks // Informatsiini tekhnologii i systemy. – 2001. – Vol. 4. – № 1/2. – Pp. 100–103. (Ukr)
8. Chernenko P., Martyniuk O. Multi-level short-term forecasting of electric load of united power system // Visnyk Vinnytskoho politekhnichnoho instytutu. – 2011. – №2. – Pp. 74–80. (Ukr)
9. Chernenko P., Martyniuk O. Improving the effectiveness of short-term electric load forecasting of united power system // Tekhnichna elektrodynamika. – № 1. – 2012. – Pp. 63–70. (Ukr)
10. Bodyanskiy Ye., Popov S., Chepenko T. Predictive adaptive neural network with dynamic neuron-filters // Radioelektronika i informatika. – 2003. – №2. – Pp. 48–51. (Rus)
11. Bodyanskiy Ye., Popov S. Neuro-Fuzzy Unit for Real-Time Signal Processing // Proc. IEEE East-West Design & Test Workshop (EWDTW'06). – Sochi, Russia, September 15-19, 2006. – Pp. 403–406.
12. Bodyanskiy Ye., Popov S. Multilayer Network of Neuro-Fuzzy Units in Forecasting Applications // Research Papers of Wroclaw University of Economics. Knowledge Acquisition and Management. – 2008. – №25. – Pp. 9–14.
13. Bodyanskiy Ye., Popov S., Rybalchenko T. Determine the effect of temperature on energy consumption using neural network technology // Zbirnyk Naukovykh Prats Natsionalnoho hirnychoho universytetu. – 2008. – №31. – Pp. 169–173. (Rus)
14. Bodyanskiy Ye., Popov S., Rybalchenko T. Feedforward neural network with a specialized architecture for estimation of the temperature influence on the electric load // Proc. 4th International IEEE Conference "Intelligent Systems". – Varna, 2008. – Vol. I. – Pp. 714–718.
15. Bodyanskiy Ye., Popov S., Titov M. Robust Learning Algorithm for Networks of Neuro-Fuzzy Units // Innovations and Advances in Computer Sciences and Engineering / Ed. by T. Sobh. – Dordrecht: Springer, 2010. – Pp. 343–346.

Надійшла 12.11.2012

Received 12.11.2012