

## ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО ОБЛІКУ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ ЗА РАХУНОК ВВЕДЕННЯ ФУНКЦІЇ ПРОГНОЗУВАННЯ

**С.О. Запорожченко**

Харківський національний університет радіоелектроніки

Україна, 61166, Харків, пр. Науки 14

E-mail: serhii.zaporozhchenko@nure.ua

**Анотація:** Для забезпечення технічних, організаційних та економічних заходів щодо оптимізації режимів роботи енергосистем, вирівнювання графіків навантаження необхідне розширення функцій автоматизованих систем комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ). Однією з можливостей підвищення ефективності АСКОЕ є включення до її складу підсистем прогнозування електроспоживання.

Запропоновано структуру автоматизованої інтелектуальної системи комерційного обліку електроенергії АСКОЕ, розширення функціональних можливостей якої забезпечується підсистемою прогнозування. Розглянуто спосіб побудови підсистеми прогнозування на основі складової каскадної нейронної мережі, що складається з паралельно з'єднаних нейронних мереж різного типу та лінійної нейронної мережі, що здійснює формування результуючого усередненого прогнозу.

**Ключові слова:** підсистема виміру, підсистема прогнозування, каскадна нейронна мережа, автоматична адаптація

## IMPROVING EFFICIENCY OF AUTOMATED ELECTRIC POWER FISCAL METERING SYSTEMS BY INTRODUCING FORECASTING FUNCTIONS

**S.O. Zaporozhchenko**

Kharkiv National University of radio electronics

Ukraine, 61166, Kharkiv, 14 Nauki Ave

E-mail: serhii.zaporozhchenko@nure.ua

**Abstract.** Technical, organizational and economic measures aimed at optimizing the operation modes of power systems and balancing the loads require expanding the functions of automated electric power fiscal metering systems. One of the ways to improve the efficiency of such systems is introduction of a power consumption forecasting subsystem.

The study resulted in developing the structure of an intelligent automated electric power fiscal metering system with the functionality of the latter extended by introducing a forecasting subsystem. The paper describes the technique of designing the forecasting system based on a compound cascade neural network consisting of parallel neural networks of different types and a linear neural network forming the resulting average forecast.

**Key words:** metering subsystem, forecasting subsystem, cascade neural network, automatic adjustment.

Останніми роками на всіх рівнях енергомережних і енергопостачальних організацій застосовуються повномасштабні автоматизовані системи комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ). Дані, одержувані з допомогою АСКОЕ, використовуються для керування, планування і корекції поточних режимів енергосистеми, для комерційного та технічного обліку електроенергії. Одночасність процесів виробництва та споживання електричної енергії обумовлює необхідність одночасного вимірювання виробленої, переданої та споживаної енергії та потужності, високоточного прогнозування споживання електроенергії, а також

вироблення технічних, організаційних та економічних заходів щодо оптимізації режимів роботи енергосистем, вирівнювання графіків навантаження. Це потребує розширення функцій автоматизованих систем комерційного обліку електроенергії.

Однією з можливостей підвищення ефективності АСКОЕ є включення до її складу підсистем прогнозування електроспоживання на різні інтервали часу (місяць, тиждень, добу вперед). Це дозволить значно підвищити ефективність управління процесами виробництва, передачі та споживання електроенергії. Аналіз відхилень прогнозованого споживання від реально існуючого дозволяє попереджувально реконфігурувати системи виробництва та розподілу електроенергії, автоматизувати розрахунок навантажень для збутових компаній, визначати і знижувати комерційні втрати, автоматизувати виявлення незареєстрованих користувачів.

На рис. 1 у узагальненому вигляді представлена структура автоматизованої інтелектуальної системи комерційного обліку електроенергії (АІСКОЕ), розширення функціональних можливостей якої забезпечується підсистемою прогнозування.

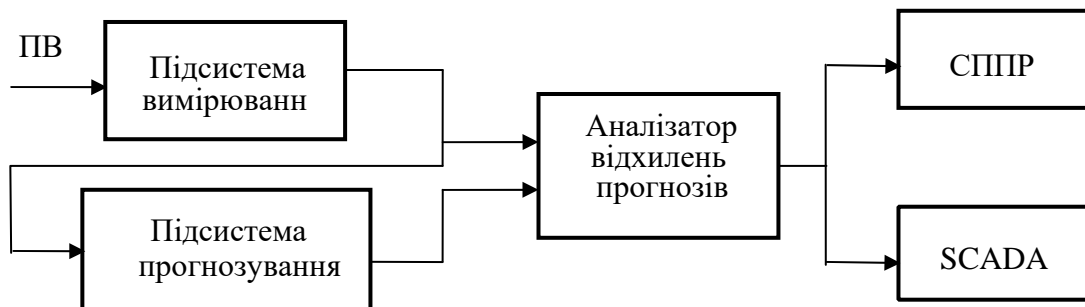


Рисунок 1 – Структура АІСКОЕ з підсистемою прогнозування

Сигнали з первинних вимірювачів (ПВ) надходять до підсистеми вимірювання, яка виконує основні функції АСКОЕ. Вихідна інформація з цієї підсистеми надходить на вхід підсистеми прогнозування вироблення та споживання енергії та на вхід аналізатора відхилень прогнозів від показників вимірювання. З аналізатора та з підсистеми вимірювання інформація надходить на систему підтримки прийняття рішень (СППР) та SCADA. Інформація з цих блоків використовується з метою управління виробництвом, передачі та збуту електроенергії.

Технічні засоби вимірювання кількості та якості електроенергії та потужності досить добре розроблені та використовуються з самого початку створення та розвитку мереж електропостачання. Більше того, ці засоби постійно покращуються та модернізуються відповідно до загального розвитку науки і техніки. В даний час здійснюється перехід до мікропроцесорних систем обробки інформації [1]. Найбільш проблематичною є реалізація підсистеми прогнозування. Хоча нині існує безліч методик і програмних засобів прогнозування споживання електроенергії, вони вимагають попередньої адаптації під конкретні умови режимів роботи енергетичних об'єктів. Тому насамперед стоїть задача розробки досить універсальної підсистеми прогнозування.

Практично будь-який з методів прогнозування базується на ідеї екстраполяції, під якою розуміється поширення закономірностей, зв'язків та співвідношень, що діють у досліджуваному періоді та за його межами.

Методи статистичної обробки інформації для побудови прогностичних моделей розроблено досить добре. Розвиток обчислювальної техніки, математичне та статистичне моделювання здатні дати досить достовірні та точні результати за порівняно невеликих витрат як на створення, так і на використання моделей прогнозування.

При всій різноманітності математичного апарату моделювання, для прогнозування електроспоживання використовуються в основному спрощені або лінійні регресійні моделі. Однак вони часто не можуть забезпечити достатню адекватність прогнозів, і для підвищення точності прогнозування в рівняння регресії додаються деякі нелінійні члени. Поширеною "нелінійною" моделлю є модель поліноміальної регресії.

Існують причини, через які регресійні моделі відображають поточні явища недостатньо точно. Модель не може точно врахувати вплив випадкових збурень у кожному окремому вимірі, вона показує лише деякі усереднені характеристики. Крім того, регресійні моделі чутливі до зашумлення даних, недостатності статистичної інформації та наявності в ній помилкових даних. Додавання та вилучення вхідних величин і даних на різних етапах прогнозування може позначитися на точності та відповідності моделі дійсності. У таких випадках необхідно застосування нелінійних математичних моделей або складніших статистичних методів моделювання, таких як методи дисперсійного аналізу.

Проте застосування як регресійних, так і дисперсійних методів ускладнюється як недостатньою для побудови математичних моделей кількістю статистичного матеріалу, так і його зашумленістю, наявністю недостовірних даних. Усе це вимагає від математичної моделі прогнозування здатності змінювати структуру моделювання, аналізувати зашумлені дані, бути стійкою стосовно змін обсягів споживання.

Найбільш перспективним напрямом у галузі прогнозування на сьогоднішній день є використання математичного апарату штучних нейронних мереж. Адаптація підсистеми прогнозування до конкретних умов на різних рівнях ієрархії виміру відбувається на етапі навчання нейронної мережі, що підвищує точність процесів прогнозування [2].

Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування розглядається у багатьох роботах. Однак не існує строго визначеного алгоритму вибору кількості нейронів у мережі, їх структури та процедури підготовки вихідних даних, відсутні чіткі рекомендації щодо складу вхідних змінних та кількості необхідних спостережень. Вибір змінних здійснюється інтуїтивно, а питання про те, скільки спостережень потрібно мати для навчання мережі, часто є відкритим. Відомий ряд евристичних правил, що пов'язують кількість необхідних спостережень із розмірами мережі. Наприклад, найпростіше з них свідчить, що кількість спостережень повинна бути в десять разів більша за кількість зв'язків у мережі.

Однак, цього часто буває недостатньо. Найбільша точність прогнозування досягається у разі поєднання різними способами різнотипних нейронних мереж в єдину систему [3, 4]. У зв'язку з цим для отримання максимально можливої універсальності обраний спосіб побудови підсистеми прогнозування на основі складової нейронної каскадної мережі (рис. 2).

Перший каскад є ансамблем з найбільш ефективних нейронних мереж. В ансамбль об'єднані такі мережі: багат шаровий перцептрон, лінійна, узагальнено-регресійна та радіальна базова мережа. На вхід цих мереж подаються одні й самі вхідні змінні (ВЗ).

Ансамблі мають кращу якість прогнозу, ніж окремі мережі. Усереднення прогнозів по всіх моделях з різною структурою та навчання на основі різних множин даних дозволяє зменшити дисперсію моделі (перенавчання), не збільшуючи зміщення моделі (недонавчання). Це пов'язано з тим, що в деяких випадках за різних режимів, графіків навантажень та споживання електроенергії більш точні прогнози дають різні види нейронних мереж. При цьому наперед невідомо, який вид мережі даватиме найточніший прогноз. Тому кожна мережа навчається окремо, а результуючий прогноз формується як усереднена шляхом зважених найменших квадратів величина. Для цього використовується другий каскад, що складається з лінійної нейронної мережі. На вхід цієї усереднюючої мережі подаються результати прогнозів, отриманих від окремих нейронних мереж першого каскаду (рис. 2). Нейронна мережа вихідного каскаду індивідуально навчається методом зворотного поширення помилки за

алгоритмом, який мінімізує середньоквадратичне відхилення величини прогнозу від істинного значення. Завдяки цьому ваги синаптичних зв'язків налаштовуються таким чином, що забезпечується визначення результуючої величини прогнозу (РВП), яка має мінімальне квадратичне відхилення від величин прогнозів, що видаються окремими нейронними мережами першого каскаду.

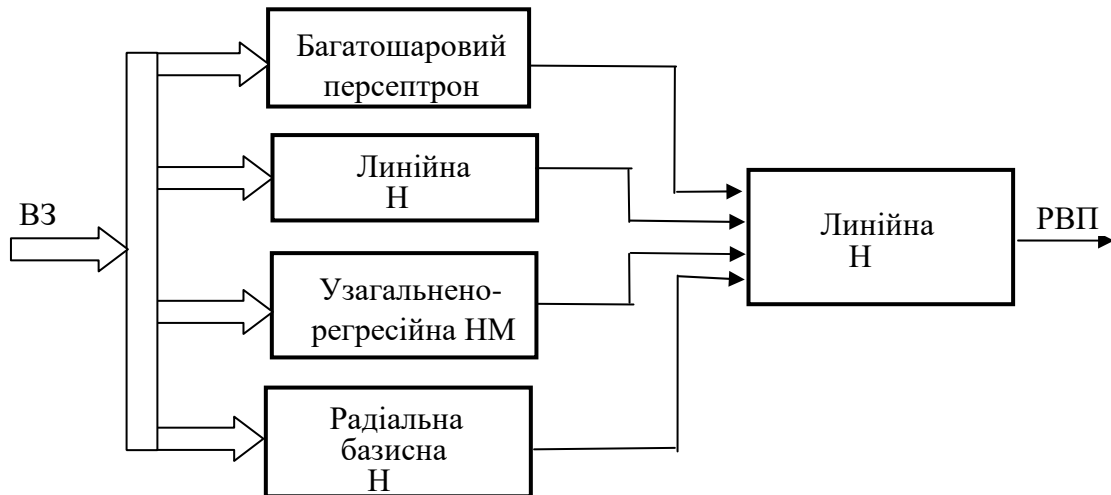


Рисунок 2 – Структура каскадної нейронної мережі

Наступною проблемою є визначення складу вхідних параметрів, що подаються на входи нейронних мереж першого каскаду. Найбільш повний перелік цих параметрів включає:

- належність днів тижня до типу днів: робочий день, вихідний, передсвятковий день, святковий день, післясвятковий день;
- добові графіки навантажень за останні кілька тижнів, включаючи минулі дні тижня в цілому по об'єкту та окремим його частинам;
- добове споживання електроенергії об'єкта та окремих його частин за останні тижні;
- добові графіки обмежень та аварійних відключень потужностей об'єкта та окремих його частин за останні тижні;
- добові графіки навантажень нерегулярних днів за рік і кілька років;
- середньодобові значення температури протягом останніх тижнів;
- середньодобові значення освітленості протягом останніх тижнів;
- коефіцієнти кореляції навантажень розрахункових вузлів з навантаженням об'єкта, навантаженнями районів, що спостерігаються по телеметрії;
- прогноз температур та хмарності на майбутні три та десять днів;
- планові завдання графіків навантажень на наступні три та десять днів.

Однак цей склад параметрів, або факторів, часто буває надмірним і потребує уточнення на основі аналізу графіків споживання чи навантаження електроенергії. В результаті досліджень було визначено, що прогноз споживання електричної енергії найбільш точно визначається з використанням наступних змінних:  $W$  – номер тижня;  $W-1$  – номер попереднього тижня;  $W-2$  – номер, що відповідає періоду двотижневої давності;  $D$  – характер дня (вихідний – 0, робітник – 1);  $D-1$  – характер попереднього дня (вихідний – 0, робочий – 1);  $H$  – характер години (пік – 11, напівпік – 01, мінімум – 00);  $T$  – прогноз погодинного значення температури.

Крім того, необхідно використовувати динамічні змінні. При прогнозуванні на  $h$ -ту годину  $D$ -го дня враховуються такі величини споживання електроенергії  $P$ :  $P(D,h-1)$ ;  $P(D,h-2)$ ;  $P(D,h-3)$ ;  $P(D,h-4)$ ;  $P(D-1,h)$ ;  $P(D-1,h-1)$ ;  $P(D-1,h-2)$ ;  $P(D-1,h-3)$ ;  $P(D-1,h-4)$ ;  $P(D-2,h)$ ;  $P(D-2,h-1)$ ;  $P(D-2,h-2)$ ;  $P(D-2,h-3)$ ;  $P(D-2,h-4)$ ;  $P(D-3,h)$ ;  $P(D-3,h-1)$ ;  $P(D-3,h-2)$ ;  $P(D-3,h-3)$ ;  $P(D-3,h-4)$ ;  $P(D-7,h)$ .

Відповідно до структури, представленої на рис. 1 і тими задачами, які покладаються на СППР, вона повинна будуватися як система обробки та інтелектуального аналізу даних (Data Mining). Процес підтримки прийняття рішень ґрунтується на пошуку прихованих закономірностей в отриманих даних. При цьому використовуються також методи штучного інтелекту, прикладної статистики, теорії бази даних.

**ВИСНОВКИ.** Таким чином, запропонована структура АІСКОЕ, що включає підсистеми прогнозування та підтримки прийняття рішень, дозволяє підвищити ефективність управління процесами виробництва, передачі та споживання електроенергії за рахунок аналізу та прогнозування споживання електроенергії з досить високою точністю завдяки автоматичній адаптації до різних режимів і графіків виробництва та споживання електроенергії.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Гутовцев О.Л. Сучасні принципи автоматизації енергообліку в енергосистемах. Промислові АСУ та контролери, 2003, № 4. С. 4-10.
2. Руденко О.Г., Безсонов О.О., Євсєєв С.П., Ахієзер О.Б., Руденко С.О. Нейронні мережі для обробки інформації: архітектури, навчання, застосування: монографія. Львів: «Новий Світ-2000», 2026. 680 с.
3. Вишневський О.К., Журавчак Л.М. Прогнозування споживання електроенергії за допомогою ансамблю моделей машинного навчання. Ukrainian Journal of Information Technology, 2024, vol. 6, No. 2. С. 20-29.
4. Yevsieiev, V., & Holod, I. (2026). HARDWARE-SOFTWARE MODULE FOR INTELLIGENT MICROCLIMATE CONTROL IN INDUSTRIAL FACILITIES. Scientific Papers of Donetsk National Technical University. Series: "Computer Engineering and Automation", 4(6(38)), 7–17. [https://doi.org/10.32782/2786-9024/v4i6\(38\).359113](https://doi.org/10.32782/2786-9024/v4i6(38).359113)
5. Yevsieiev V. Digital Twin in Modeling and Control of Collaborative Robots: Analysis, Comparison and Application Recommendations / V. Yevsieiev, S. Starikova // Computer-integrated technologies, automation and robotics 2026 : Proceedings of III st All-Ukrainian Conference, May 14-15, 2026. - Kharkiv .: [electronic version], 2026. - P. 89-92.
6. Industry 5.0 та колаборативна робототехніка: динамічний опис навколишнього середовища роботів-маніпуляторів з використанням мови Python: монографія / І. Ш. Невлюдов, В. В. Євсєєв, С. С. Максимова. – Харків : Видавництво Іванченка І. С., 2026. – 279 с. <https://doi.org/10.30837/978-617-8332-95-2>
7. Yevsieiev V. Methods for Preventing Overfitting in Microclimate Forecasting Tasks / V. Yevsieiev, I. Holod // Global and Regional Aspects of Sustainable Development : Proceedings of the 13-th International Scientific and Practical Conference, February 16-18, 2026. - Copenhagen, Denmark, 2026. - P. 185-193
8. Nevliudov, I., Yevsieiev, V., Maksymova, S., Gopejenko, V., & Kosenko, V. (2025). DEVELOPMENT OF MATHEMATICAL SUPPORT FOR ADAPTIVE CONTROL FOR THE INTELLIGENT GRIPPER OF THE COLLABORATIVE ROBOT MANIPULATOR. Advanced Information Systems, 9(3), 57–65. <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2025.3.0>

**Науковий керівник:** Стародубцев Микола Григорович, доц. кафедри КІТАР, Харківського національного університету радіоелектроніки