

**НАЦІОНАЛЬНА АКАДЕМІЯ НАУК УКРАЇНИ  
ІНСТИТУТ ЕЛЕКТРОДИНАМІКИ**



**МІРОШНИК ВОЛОДИМИР ОЛЕКСАНДРОВИЧ**

УДК 621.311

**КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНОГО  
НАВАНТАЖЕННЯ ЕНЕРГОСИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ  
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ**

Спеціальність 05.14.02 – електричні станції, мережі і системи

**АВТОРЕФЕРАТ**

дисертації на здобуття наукового ступеня

кандидата технічних наук

Київ – 2021

Дисертацією є рукопис.

Роботу виконано у відділі моделювання електроенергетичних об'єктів і систем Інституту електродинаміки НАН України, м. Київ.

Науковий керівник – доктор технічних наук, професор  
**Черненко Павло Олексійович**,  
Інститут електродинаміки НАН України,  
провідний науковий співробітник відділу моделювання  
електроенергетичних об'єктів і систем;

– доктор технічних наук, старший науковий співробітник  
**Блінов Ігор Вікторович**,  
Інститут електродинаміки НАН України,  
заступник директора з наукової роботи.

Офіційні опоненти: – доктор технічних наук, професор  
**Лежнюк Петро Дем'янович**,  
Вінницький національний технічний університет  
МОН України,  
завідувач кафедри електричних станцій і систем;

– кандидат технічних наук, доцент  
**Бардик Євген Іванович**,  
Національний технічний університет України  
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"  
доцент кафедри відновлюваних джерел енергії.

Захист дисертації відбудеться «07» вересня 2021 р. о 11 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 26.187.03 в Інституті електродинаміки НАН України за адресою: 03057, м. Київ - 57, проспект Перемоги, 56, тел. 366-26-45

З дисертацією можна ознайомитися в бібліотеці Інституту електродинаміки НАН України за вказаною адресою.

Автореферат розісланий «06» серпня 2021 р.

Вчений секретар  
спеціалізованої вченої ради



Бібік О.В.

## ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

**Обґрунтування вибору теми дослідження.** Забезпечення надійності та економічності генерації, розподілу та споживання електричної енергії є головними завданням служб енергосистеми, при будь якій моделі управління. Рішення пов'язані з виконанням цих завдань базуються на прогностичних значеннях споживання електричної енергії або електричного навантаження. Для завдань планування режимів роботи енергосистеми базовим є короткостроковий прогноз сумарного електричного навантаження (СЕН) з горизонтом упередження від 1 до 7 діб. Сумарне електричне навантаження включає все навантаження споживачів, втрати в мережі та власні потреби підстанцій і розраховується як алгебраїчна сума потужності генерації всередині енергосистеми та міжсистемних перетоків. Власні потреби станцій не включаються в сумарне електричне навантаження.

Нерозривність процесів генерації і споживання та значна обмеженість засобів для накопичення електроенергії в масштабах енергосистеми України призводить до специфічних особливостей електроенергії як товару. Тому особливо актуальною є задача підвищення точності короткострокових прогнозів, оскільки завищена оцінка навантаження призведе до додаткових фінансових витрат, неефективного розподілу первинних енергоносіїв та зменшення ресурсу енергоагрегатів, а його недооцінка може бути пов'язана з значними збитками через зниження надійності електропостачання та необхідність використання дорогих маневрових електростанцій.

В умовах лібералізованого ринку електричної енергії України у його учасників з'явилися прямі економічні стимули для підвищення точності погодинних прогнозів власного навантаження. Для енергорозподільчих компаній прогноз навантаження в їх енергосистемі необхідний для оцінки технологічних витрат. Згідно прийнятого Закону України «Про ринок електричної енергії» та затверджених «Правил ринку» учасники оптового ринку є сторонами, відповідальними за баланс, зокрема і своїх споживачів та зобов'язані нести фінансову відповідальність за небаланси електричної енергії перед оператором системи передачі. Ціна небалансу залежить від маржинальної ціни на балансуєчому ринку за розрахунковий період та ціни ринку «на добу наперед».

Наявність в добових графіках електричного навантаження енергосистем промислових регіонів суттєвої складової, що не залежить від впливу таких зовнішніх факторів, як температура повітря, хмарність, тип доби, рівень природної освітленості, призводить до зниження точності відповідних математичних моделей СЕН. Дослідження показали, що для підвищення ефективності математичного моделювання зовнішніх факторів на СЕН енергосистеми необхідно виділяти частку навантаження енергоємних підприємств в окрему складову.

З іншого боку в останні роки суттєвим фактором, який впливає на обсяги небалансів та їх ціну є електростанції з відновлюваними джерелами енергії (ВДЕ). За 2019-2020 рр. встановлена потужність електростанцій з ВДЕ виросла з 2100 МВт до 7700 МВт, з них більше 6000 МВт це фотоелектричні електростанції (ФЕС). Більша частина ФЕС підключено до розподільних електричних мереж. Це зумовлено, з одного

боку, технічними особливостями, а з іншого – фінансовими можливостями. Під'єднання фотоелектричних станцій до розподільних мереж призводить до того, що ці мережі набувають властивостей електричної системи зі всіма перевагами і недоліками. Тому необхідним для точного прогнозу сумарного електричного навантаження є врахування та прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ.

Значний внесок в розвиток теорії короткострокового прогнозування зробили Bunn D., Farmer E. D. Hippert H., Taylor J.W., Galiana F., Gupta P., Weron R., Hong T., Soliman A.S., Гурський С.К., Надтока І.І., Макоклюєв Б.І., Шумілова Г.П., а також українські науковці Черненко П.О., Мартинюк О.В., Данилюк О.В., Ткаченко Р.О., Лежнюк П.Д.

### **Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.**

Теоретичні дослідження і практичні розробки за темою дисертаційної роботи здійснювалися в процесі виконання планів науково-дослідних робіт Інституту електродинаміки НАН України: «Розробка методики і програмного комплексу ретроспективного аналізу, статистичної обробки та адаптивного короткострокового прогнозування добових графіків сумарного електричного навантаження енергопостачальних компаній.», шифр «Об'єднання-3» (№ ДР 0116U006639), 2016 – 2018 рр., «Розвиток засобів комп'ютерного моделювання ЕЕС для оперативного та короткострокового прогнозування навантаження та рівня стійкості ОЕС України», шифр «Система-6» (№ ДР 0115U005309), 2016-2020 рр., «Створення науково-технічних основ інтелектуалізації технологічних процесів та засобів вимірювання, керування, моніторингу і діагностування в електроенергетичних та електротехнічних системах», шифр «Інтехен» (№ ДР 0118U005367), 2018-2019 рр.

**Мета і завдання дослідження.** Метою дисертаційного дослідження є удосконалення методів, розроблення моделей та засобів для підвищення точності та надійності результатів короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з суттєвою часткою енергоємних підприємств та відновлюваних джерел енергії.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні задачі:

- проаналізувати стратегії підвищення точності та стабільності короткострокових прогнозів;
- дослідити вплив температури навколишнього середовища на сумарне електричне навантаження енергосистеми та енергоємних підприємств;
- вдосконалити метод короткострокового прогнозування електричного навантаження використовуючи дані про режими роботи енергоємних підприємств;
- вдосконалити методи виявлення та заміни аномальних значень в часових рядах електричного навантаження;
- вдосконалити метод врахування річної періодичності при короткостроковому прогнозуванні навантаження;
- розробити модель штучної нейронної мережі глибокого навчання для короткострокового прогнозування електричного навантаження;

- розробити модель штучної нейронної мережі глибокого навчання для короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії;
- підтвердити адекватність розроблених моделей.

*Об'єкт дослідження* – сумарне електричне навантаження енергосистеми.

*Предмет дослідження* – моделі та методи для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження.

**Методи дослідження.** Апарат математичної статистики, методи чисельної оптимізації, методи аналізу часових рядів, методи машинного навчання, математичне моделювання, комп'ютерне моделювання як засіб виконання досліджень.

### **Наукова новизна отриманих результатів.**

1. Вперше на основі штучної нейронної мережі глибокого навчання розроблено модель багатofакторного короткострокового прогнозування електричного навантаження енергосистем, використання якої за рахунок блоків автокодувального типу з обхідними з'єднаннями, дозволяє зменшити похибку прогнозів.
2. Отримав подальший розвиток метод короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми зі значною часткою енергоємних виробництв шляхом побудови та використання окремих моделей для навантаження різного типу, що дає змогу уникнути спотворення модельованої залежності навантаження та, як наслідок, знизити похибку прогнозів за рахунок диференціації урахування впливу метеорологічних чинників та фактору різкої зміни режимів роботи енергоємних виробництв.
3. Удосконалено метод виявлення та заміни аномальних значень в даних сумарного електричного навантаження енергосистеми та енергоємних виробництв шляхом застосування дворівневої триетапної процедури коригування добових графіків навантаження та розробленого критерію оцінки спотворення графіка навантаження для визначення доцільності їх заміни, що забезпечило зменшення похибки прогнозів навантаження.
4. На основі розробленої штучної нейронної мережі глибокого навчання удосконалено метод однофакторного короткострокового прогнозування відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії, що дозволяє визначати довірчий інтервал фактичного відпуску електричної енергії такими електростанціями з наперед заданою ймовірністю та забезпечує підвищення точності прогнозів.

**Практичне значення отриманих результатів** полягає у розробленні:

- архітектури штучної нейронної мережі глибокого навчання, яка реалізована у вигляді програми і дозволяє підвищити точність та стабільність короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження;
- рекомендацій щодо врахування графіків споживання електричної енергії великими виробництвами при прогнозуванні СЕН енергосистеми, застосування яких на практиці дозволяє підвищити точність моделювання залежності електричного навантаження від метеорологічних факторів;
- рекомендацій щодо підвищення якості виявлення та заміни аномальних даних в часових рядах електричного навантаження;

- рекомендацій щодо підвищення точності та стабільності короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ з застосуванням розробленої штучної нейронної мережі глибокого навчання.

Результати роботи використано:

- у вигляді аналітичної довідки щодо вдосконалення методів прогнозування сумарного обсягу відпуску виробниками з ВДЕ для Державного підприємства «Енергоринок»;
- у вигляді аналітичної довідки щодо підвищення точності короткострокових прогнозів обсягів відпуску електричної енергії окремими електростанціями з ВДЕ для Державного підприємства «Енергоринок»;
- шляхом розробки рекомендації щодо вдосконалення методики розрахунку похибки прогнозування обсягів відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ для Міністерства енергетики та захисту довкілля України;
- в навчальному процесі під час викладання дисциплін з підготовки магістрів наукового та професійного спрямування за спеціальностями 144 «Теплоенергетика» та 141 «Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка» в Інституті енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського».

**Особистий внесок здобувача.** Наукові положення, що ввійшли до дисертаційної роботи, отримані автором самостійно. У роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать такі результати: [1] – сформовано постановку задачі підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження та описано напрямки її розв’язання, вдосконалено метод виявлення та заміни аномальних значень, описано метод прогнозування за допомогою штучної нейронної мережі; [2, 13] – розробка методу та моделі для короткострокового прогнозування електричного навантаження з врахуванням режимів роботи енергоємних підприємств; [3, 7] – розробка штучної нейронної мережі та методу формування вектору вхідних змінних; [4] – розробка штучних нейронних мереж для прогнозування сумарного навантаження для різних періодів року з використанням багаторічних даних; [5] – розробка концепції модулю прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії; [6] – розробка методики оцінки вартості технологічних втрат; [8] – розробка методу врахування зміни структури споживання протягом року; [9] – розробка моделі для прогнозування сумарного навантаження з використанням штучної нейронної мережі глибокого навчання; [10] – розробка моделі для прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з відновлюваними джерелами енергії з використанням штучної нейронної мережі глибокого навчання; [11] – розробка методу прогнозування сумарного електричного навантаження за допомогою штучної нейронної мережі; [12, 14] – розробка методу виявлення та заміни аномальних значень в даних за допомогою штучної нейронної мережі.

**Апробація результатів дисертації.** Основні результати за темою дисертаційної роботи доповідались і обговорювались на міжнародних та всеукраїнських конференціях: «Оптимальне керування електроустановками» (м.

Вінниця, 2013 р., 2015 р.), «Проблеми сучасної електротехніки» (м. Київ, 2014 р., 2020 р.) «Контроль та управління в складних системах» (м. Вінниця, 2014 р.).

**Публікації.** За темою дисертації опубліковано 14 наукових праць, у тому числі 1 розділ монографії, 11 статей у наукових фахових виданнях України, з яких 3 статті включено до міжнародної наукометричної бази Scopus, 2 тези доповідей у збірниках матеріалів конференцій та авторське свідоцтво на комп'ютерну програму.

**Обсяг і структура дисертації.** Дисертаційна робота викладена на 164 сторінках машинописного тексту, складається зі вступу, 4 розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та 4 додатків. Обсяг основного тексту дисертації складає 129 сторінки друкованого тексту. Робота ілюстрована 27 таблицями та 37 рисунками. Список використаних джерел містить 145 найменувань, із них 81 кирилицею та 64 латиницею.

## ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі обґрунтовано актуальність теми дисертаційної роботи, сформульовано мету та задачі дослідження, відображено основні результати проведених у роботі досліджень, наведено основні положення, що відображають наукову новизну та практичну значимість одержаних результатів, дані стосовно апробації результатів дисертаційної роботи та їх публікації у друкованих наукових виданнях.

У першому розділі наведено класифікацію видів прогнозування сумарного електричного навантаження в електроенергетиці. Обґрунтовано актуальність короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження в умовах лібералізованого ринку електроенергії. На основі аналізу задачі прогнозування часових рядів з точки зору теорії імовірності узагальнено стратегії підвищення точності прогнозів. Описано основні сучасні моделі для прогнозування СЕН, які представлено в вітчизняних та зарубіжних роботах.

Під короткостроковим прогнозом сумарного електричного навантаження будемо розуміти прогнозування погодинних (15 хв, 30 хв в залежності від дискретності наявних даних) значень сумарного електричного навантаження певної енергосистеми з горизонтом упередження від 24 до 168 год. Інколи при прогнозуванні навантаження в державні вихідні та перенесені вихідні дні горизонт прогнозування може збільшуватись.

Згідно звіту Національної комісії, що здійснює державне регулювання у сферах енергетики та комунальних послуг (НКРЕКП), на кінець 2020 року частка інтелектуальних лічильників з дистанційним зчитуванням становить 1,8 млн одиниць або 9,9 % від загальної кількості лічильників електричної енергії, що не дає можливості отримувати значення сумарного електричного навантаження напряму з систем АСКОЕ. Тому, для розрахунків на ринку електричної енергії і вирішення технологічних задач, значення сумарного електричного навантаження отримують як алгебраїчну суму потужності генерації всередині енергосистеми та міжсистемних перетоків

$$P_{\Sigma} = P_{\text{ген}} + P_{\text{мп}}, \quad (1)$$

де  $P_{\text{ген}}$  – сумарна потужність генерації, МВт;  $P_{\text{мп}}$  – потужність міжсистемних перетоків, МВт.

Отже, СЕН включає все навантаження споживачів та втрати в енергосистемі. Власні потреби станцій не включаються в сумарне електричне навантаження. Власні потреби підстанцій та втрати в мережі враховуються в сумарному електричному навантаженні.

Значне зростання встановленої потужності електростанцій з ВДЕ в ОЕС України та їх стохастичний характер роботи призводить до необхідності врахування їх прогнозних графіків при прогнозуванні навантаження. За 2019-2020 рр. встановлена потужність електростанцій з ВДЕ зросла з 2100 МВт до 7700 МВт, з них більше 6000 МВт це – фотоелектричні електростанції. Більша частина ФЕС підключено до розподільних електричних мереж. Крім того їх кількість в приватних домогосподарствах зросла із близько 240 на кінець 2015 року до, майже, 30 тис. на кінець 2020 року. Станом на перший квартал 2021р. їх загальна потужність сягає 779 МВт.

Тому похибка прогнозів обсягів відпуску електростанцій з ВДЕ буде спричиняти значний вплив на похибку прогнозів сумарного електричного навантаження і, як наслідок, збільшувати витрати операторів систем розподілу на покриття власних небалансів.

На рівні ОЕС України небаланси електростанцій з ВДЕ, які об'єднані в балансуєчу групу Державного підприємства (ДП) «Гарантований покупець», є суттєвим фактором, який впливає на обсяги небалансів та їх ціну для усього оптового ринку електричної енергії.

Процес прогнозування можна розділити на три етапи. Перший – це побудова моделі залежності прогнозованої величини від ендогенних та екзогенних факторів. Другий етап – отримання прогнозів на основі розробленої моделі. І третій – оцінка якості моделі та її коригування.

При розв'язання практичних задач в електроенергетиці найчастіше необхідно визначити найбільш імовірне значення СЕН, для чого достатньо знати лише функцію умовного математичного сподівання (регресії)

$$\hat{y}_i = E(P|X = x_i) = \mu(x_i, \theta), \quad (2)$$

де  $\hat{y}_i$  – прогнозне значення СЕН в  $i$ -ту годину;  $x_i$  – значення величин від яких залежить прогнозне значення СЕН в  $i$ -ту годину;  $E(P|X = x_i)$  – умовне математичне сподівання;  $\mu(x_i, \theta)$  – функція регресії  $P$  по  $X$ ;  $\theta$  – параметри функції регресії.

Отже, задача побудови прогностичної моделі зводиться до оцінки виду функції умовного математичного сподівання та її параметрів на основі обмеженої вибірки даних  $\{x_i, y_i\}$

$$\mu(x_i, \theta) = h(x_i, \theta) + \varepsilon_i^p, \quad (3)$$

$$\theta = \hat{\theta} + \varepsilon_i^n, \quad (4)$$

Навіть при абсолютно точному відновленні регресії з'являється базова похибка прогнозування  $\varepsilon_i^b = y_i - \hat{y}_i$ , яка пов'язана з імовірнісним характером СЕН та факторів, або, що еквівалентно, неповноті наших знань про систему яка породжує  $y_i$ .



Аналізуючи формули (2 – 4) можна зробити висновок, що є три можливих джерела похибок:

- 1) припущення про вигляд функціонального зв'язку  $f(\cdot)$  можуть бути не точними або навіть помилковими ( $\varepsilon_i^p$ );
- 2) оцінити параметри  $\theta$  з абсолютною точністю, на практиці, не можливо ( $\varepsilon_i^p$ );
- 3) на прогнозоване значення СЕН можуть впливати фактори, які поки що не відомі або які на практиці важко врахувати. Тобто, вектор  $x$  може виявитись не повним. Значення які входять до  $x$  можуть бути аномальними, що обумовлено похибкою вимірювання або передачі даних та мати ймовірнісну природу, як і навантаження ( $\varepsilon_i^b$ ).

Всі стратегії підвищення якості результатів короткострокового прогнозування електричного навантаження ґрунтуються на компенсації вказаних похибок:

- 1) більш детальне дослідження характеру впливу факторів на СЕН. Та відповідно ускладнення функціональної залежності. Наприклад, залежність між навантаженням та температурою насправді носить досить складний нелінійний характер, що необхідно відображати при побудові моделей;
- 2) використання більш досконалого математичного апарату для оцінки параметрів моделі. Оцінка параметрів нелінійної функції багатьох параметрів або їх комбінацій сама по собі складна задача з точки зору чисельних методів оптимізації;
- 3) використання нової більш повної інформації про фактори, що впливають на СЕН. Наприклад, встановлення станцій вимірювання освітленості або врахування температури води в теплових мережах містах. Інколи це може потребувати значних капіталовкладень;
- 4) усунення аномальних значень за допомогою додаткових технічних заходів та на основі методів математичної статистики.

Для оцінки якості короткострокових прогнозів використано такі величини:

- абсолютні та відносні похибки

$$\Delta_i = P_i - \hat{P}_i, \quad (5)$$

$$\delta_i = \frac{\Delta_i}{P_i} \cdot 100, \quad (6)$$

де  $\Delta_i$  – абсолютна похибка (відхилення) прогнозування, МВт;  $\delta_i$  – відносна похибка (відхилення) прогнозування, %;  $P_i$  – фактичне значення СЕН в  $i$ -ту годину, МВт;  $\hat{P}_i$  – прогнозне значення СЕН в  $i$ -ту годину, МВт;  $i$  – номер години в тестовій вибірці.

- середня абсолютна похибка у відсотках (mean absolute percentage error – MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\Delta_i| \cdot 100}{P_i}, \quad (7)$$

де  $n$  – загальна кількість годин в тестовій вибірці на якій оцінюється точність.

- максимальна похибка (MAX);
- математичне очікування відхилення (E)

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta_i \quad (8)$$

- середньоквадратичне відхилення похибки (STDe) як у іменованих одиницях, так і у відсотках

$$STDe = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta_i - E)^2}, (\text{МВт}) \quad (9)$$

$$STDe = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta_i - E)^2}}{E}. (\%) \quad (10)$$

У другому розділі в розділі проаналізовано вплив зовнішніх факторів (календарних, метеорологічних, астрономічних, технологічних) на СЕН. Досліджено вплив похибки прогнозу температури на похибку прогнозу СЕН. Вдосконалено метод прогнозування СЕН з врахуванням режимів роботи енергоємних підприємств. Досліджено вплив зміни структури навантаження енергосистеми протягом року на точність короткострокових прогнозів.

Незважаючи на те, що впродовж 2007-2020 років частка промисловості в структурі електроспоживання ОЕС України знизилася з 49% (77 846 ГВт·год/рік) до 38% (55 594 ГВт·год/рік), вона залишається найбільшою серед інших. В цілому по ОЕС України та, особливо, в деяких регіонах спостерігається суттєва нерівномірність розподілу навантаження (рис. 1). Найбільші енергоємні підприємства (ЕП) зосереджені в кількох промислових регіонах України, тому, у відповідних їм енергосистемах, частка електроспоживання енергоємними підприємствами значно вища за середню.

Навантаження в ОЕС України 10.2013-05.2014

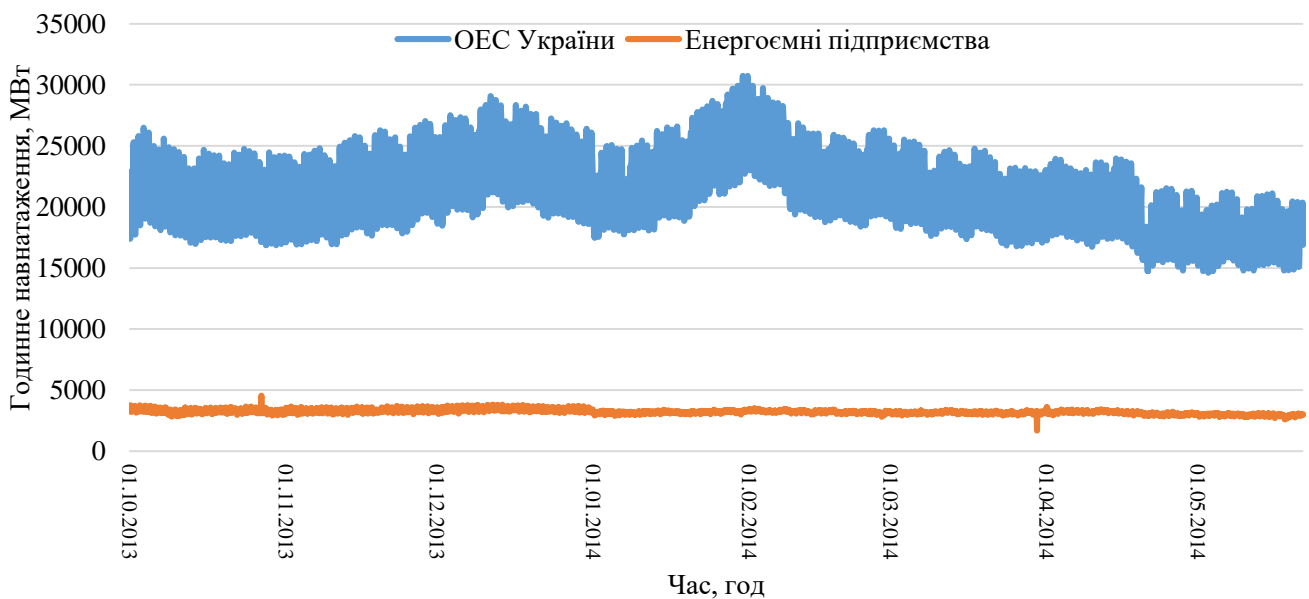


Рис. 1. Сумарне годинне навантаження 41 підприємства та ОЕС України з 10.2013 р. по 05.2014 р.

За 2016 р. вісім підприємств Запорізької області спожили 4 573 ГВт·год або 48% загального електроспоживання ПАТ «Запоріжжяобленерго». За період з 10.2013 р. по 05.2014 р. 15 підприємств Дніпропетровської області спожили 7 639 ГВт·год електричної енергії, що становить 41% від загального споживання по ПАТ «Дніпрообленерго».

В результаті дослідження режимів роботи енергоємних підприємств встановлено, що їх навантаження в короткостроковій перспективі практично не залежить від метеорологічних факторів. Навіть із урахуванням ефекту інерційності впливу, коефіцієнт кореляції між температурою повітря і сумою електричних навантажень енергоємних підприємств Запорізької області не перевищує 0,2. Аналіз функцій перехресної кореляції показав, що максимальне за модулем значення коефіцієнту кореляції між залишковою складовою (різниця між СЕН та навантаженням ЕП) та температурою навколишнього середовища для літнього сезону становить 0,67 (лаг = 0 годин) та -0,63 (лаг = 13 годин) – для зимового.

На відміну від населення, споживання електроенергії промисловістю більшою мірою залежить від економічних чинників: кон'юнктури попиту на їх продукцію, доступності та ціна сировини, рівня заповнення складів готової продукції, тощо. Зазначена інформація, як правило, є комерційною таємницею, що унеможливорює коректне моделювання та прогнозування добового графіку електричного навантаження підприємств сторонніми організаціями, наприклад – енергопостачальною компанією.

Отже, наявність в добових графіках електричного навантаження енергосистем промислових регіонів суттєвої складової, що не залежить від впливу таких зовнішніх факторів, як температура повітря, хмарність, тип доби, рівень природної освітленості, призводить до зниження точності відповідних математичних моделей СЕН. Дослідження показали, що для підвищення ефективності математичного моделювання зовнішніх факторів на СЕН енергосистеми необхідно виділяти частку навантаження енергоємних підприємств в окрему складову.

Доцільність урахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами для підвищення точності короткострокового прогнозування СЕН енергопостачальної компанії в цілому підтверджена чисельними розрахунками на реальних даних обласних енергосистем та енергоємних підприємств. В роботі виконано прогнозування СЕН ПАТ «Дніпрообленерго» шляхом виділення, моделювання і прогнозування окремо технологічної (енергоємні підприємства) та умовно комунально – побутової (решта споживачів) складових СЕН. Прогноз проводився на базі штучної нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон на даних електричного навантаження енергоємних підприємств та енергосистеми за період 21.10.13-29.12.13. Відносні похибки прогнозування сумарного електричного навантаження ПАТ «Дніпрообленерго» за двома підходами наведені в табл. 1.

Таблиця 1.

Характеристики якості прогнозу	Без урахування ЕН ЕП	З урахуванням ЕН ЕП	Відносне зменшення похибки прогноз, %
MAPE, %	1,98	1,82	-7,99
MAX, %	6,95	5,60	-19,47
STDe, %	1,46	1,14	-22,25

Відповідно до наведених результатів, врахування електричного навантаження енергоємних підприємств дозволило зменшити середню похибку прогнозування СЕН ПАТ «Дніпрообленерго» на 8%, що забезпечило зниження екстремальної похибки з 7% до 5,6%. Зменшення середньоквадратичного відхилення похибки прогнозування свідчить про підвищення стабільності результатів прогнозування при такому підході.

У третьому розділі проаналізовано особливості аномальних значень, які зустрічаються в часових рядах електричного навантаження, та вдосконалено алгоритм їх виявлення та заміни. Досліджено можливість використання даних багаторічної передісторії для підвищення точності короткострокових прогнозів.

Проведений попередній аналіз графіків електричного навантаження енергоємних підприємств та обласної енергосистеми показав наявність в них аномальних значень у вигляді одиночних та групових викидів різних типів, що поділяються за причинами виникнення.

Тривалість викидів може бути в межах однієї години (на погодинному графіку навантаження кожен такий викид відображається однією точкою). Якщо викид триває більше двох годин, то на погодинному графіку він відображається групою точок (груповий викид).

За природою виникнення аномальні викиди поділяються на дві групи: викликані помилками в процесі збору та передачі даних та викликані різкими змінами в режимі роботи споживачів, насамперед великих енергоємних підприємств.

Наявність у вибірці вихідної інформації аномальних даних призводить до викривлення математичної моделі впливу на електричне навантаження зовнішніх факторів. Не зважаючи на те, що викиди другої групи викликані реальною зміною споживання потужності енергооб'єктами, вони є не прогнозованими і не можуть бути враховані в математичних моделях електричного навантаження. Таким чином, достовірність, або виявлення та заміна аномальних значень, електричного навантаження енергоємних підприємств та енергосистеми, незалежно від типу викидів, сприятиме підвищенню однорідності вибірки даних і, як наслідок, точності та стабільності результатів прогнозування.

Для виявлення аномальних значень застосовується критерій на базі нерівності Чебишева

$$|\Delta P_i^j - M(\Delta P^j)| \leq k \cdot \delta(\Delta P^j), \quad (11)$$

де  $k$  - коефіцієнт, що залежить від виду закону розподілу випадкової величини (1,96 для нормального, 2,82 – унімодального та 4,24 – довільного закону розподілу).

Якщо нерівність (11) виконується, то дане значення  $\Delta P_i^j$  не аномальне. Якщо не виконується, то номер  $i$  значення даного аномального викиду,  $P_{anom\_i}^j$ , запам'ятовується і виключається з масиву відхилень.

Відновлення аномальних значень ЕН ЕП проводиться за наступними формулами

$$P_{norm\_i}^j = \begin{cases} \bar{P}_i^j & \text{— якщо викид одиночний;} \\ \bar{P}_i^j + P_{anom\_i}^j - \frac{\sum_{k=i}^{k<i+M} P_{anom\_k}^j}{M} & \text{— якщо викид груповий,} \end{cases} \quad (12)$$

де  $p$  – номер першого елемента в груповому викиді,  $M$  – кількість елементів у групі.

Такий спосіб коригування групових викидів дозволяє враховувати вплив на відновлені дані інших зовнішніх факторів. Відновлені значення електричного навантаження підставляються у загальну вибірку.

Розрахунок зупиняється коли всі значення задовільняють умови критерію (11). Такий ітераційний підхід забезпечує виявлення та заміни неявних викидів, що можуть бути виявлені внаслідок звуження довірчого інтервалу  $\pm k \cdot \delta(\Delta P^j)$  через зниження як стандартного відхилення  $\delta(\Delta P^j)$  нового ряду внаслідок усунення викидів на попередньому етапі та точнішої апроксимації, так і зміни закону розподілу відхилень.

Використання двокрокової процедури достовіризації дозволяє:

- провести ідентифікацію явних трикутних та трапецієподібних викидів із використанням швидкої ітераційної процедури;
- врахувати вплив тренду та сезонних коливань ЕН і провести уточнену достовіризацію електричного навантаження;
- зберегти вплив інших зовнішніх факторів (наприклад – температури повітря) на відновлені електричні навантаження при груповому викиді.

Достовіризація значень в кожному часовому зрізі окремо, дозволяє усунути вплив добової періодичності навантаження та знизити дисперсію вибірки даних, проте у випадку неявно вираженого або плавного групового викиду на добовому графіку електричних навантажень може виникнути ситуація, коли частина викидів буде ідентифікована та відновлена, а частина залишиться не ідентифікованою. Це призведе до спотворення відновленого добового графіку електричних навантажень.

Для компенсації вказаного ефекту запропоновано алгоритм коригування частково відновлених добових графіків електричного навантаження енергооб'єктів, що передбачає заміну такого графіку на максимально наближений до нього. Алгоритм складається із наступних етапів.

1. Добові графіки електричного навантаження поділяються на три групи за кількістю відновлених погодинних значень. До першої групи  $V_1$  належать добові графіки без аномалій та з кількістю відновлених аномалій  $N=1\dots 12$ ; до другої  $V_2$  із  $N=13\dots 21$ ; до третьої  $V_3$  із  $N=21\dots 24$ .

2. У групі  $V_1$  із відсутніми або у незначній кількості відновленими даними погодинного навантаження добові графіки додатково не коригується. Визначається загальна кількість добових графіків цієї групи  $K$ .

3. Для кожного добового графіку  $b$  електричного навантаження, що належить групі  $V_2$  відбувається заміна на наближений добовий графік  $m$  із групи  $V_1$  згідно наступного критерію

$$S_m^b = \min(S_1^b, S_2^b, \dots, S_K^b), S_i^b = \sum_{j=1}^{j=J} (P_b^j - P_i^j)^2, \quad (13)$$

де  $j$  відповідає годині у добовому графіку, при якій ЕН не було відновлене в процесі достовіризації;  $J$  - кількість таких невідновлених годин;  $i=1\dots K$ ,  $K$  – кількість добових графіків у групі  $V_1$ ;  $P_b^j$  - значення електричного навантаження  $b$  – го добового графіку з групи  $V_2$  у момент часу  $j$ .  $P_i^j$  - значення електричного навантаження  $i$  – го добового графіку з групи  $V_1$  в момент часу  $j$ ,  $m$  – індекс, який відповідає добовому графіку електричних навантажень з групи  $V_1$  що задовольняє критерій (11).

Якщо прийняти, що  $J = 24$ , то подібний ГЕН підбиратиметься по всім 24 годинам (як відновленим та і фактичним).

4. У групі  $V_3$  для кожного добового графіку  $b$  електричного навантаження відбувається заміна згідно критерію (11) за умови, що  $J$  - кількість відновлених годин  $b$ -го добового графіку, а  $j$  відповідає лише тій годині у добовому графіку, при якій ЕН було відновлене в процесі достовіризації.

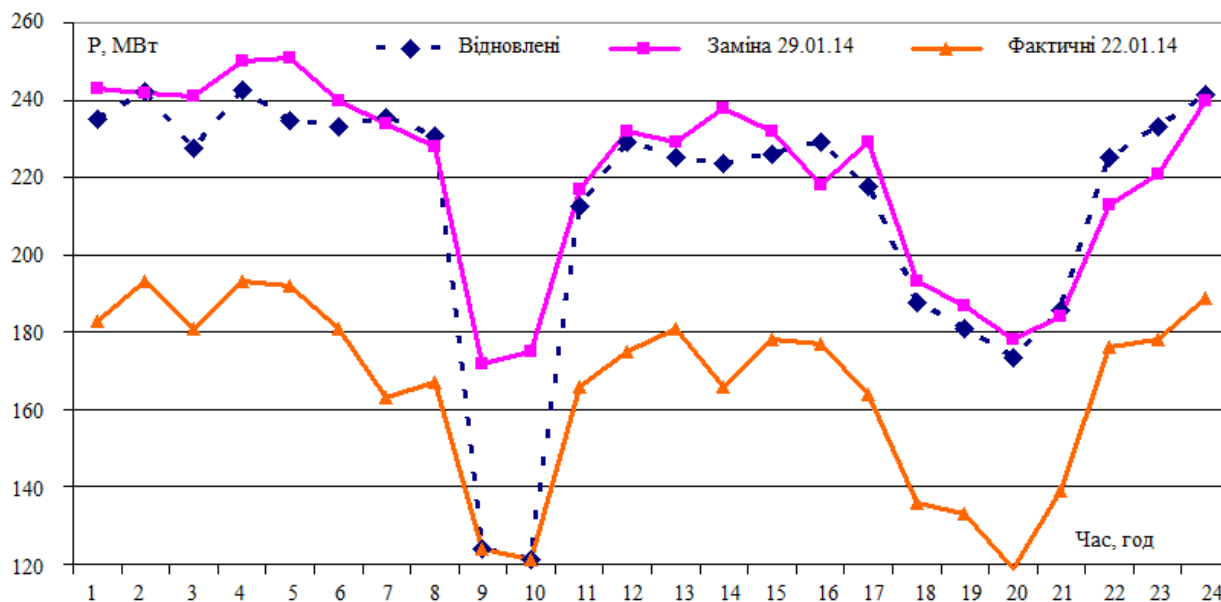


Рис. 2. Графіки фактичних значень електричного навантаження Запорізького заводу феросплавів за добу 22.01.14 та результати їх достовіризації

На рис. 4 наведено приклад достовіризації із заміною добового графіку електричних навантажень Запорізького феросплавного заводу. Відповідно до рисунку, алгоритмом достовіризації було ідентифіковано 22 аномальних значення (окрім ЕН о 9 та 10 год) та проведено їх відновлення. Отриманий в результаті графік, відповідно до п. 1 наведеного вище алгоритму, був віднесений до групи  $V_3$ . Згідно п.4 алгоритму, запропоновано заміну достовіризованого графіку електричних навантажень на максимально наближений від 29.01.14.

Ефективність методу досліджено шляхом порівняння похибок прогнозу електричного навантаження суми 8 енергоємних підприємств Запорізької області на основі очищених та неочищених даних. Прогнозування проведено з горизонтом упередження 24 год за допомогою штучної нейронної мережі типу багатошаровий перспетрон. Модель побудована на даних за період з 1.07.2013 по 28.02.2014. Характеристики точності моделі досліджувались на місячному інтервал з 01.03.2014 по 31.03.2014. В цей період спостерігався груповий викид 2-го березня та значний одиночний викид 30-го числа, пов'язаний з переходом підприємств на літній час.

Результати прогнозування, з використанням фактичних та достовіризованих вихідних даних наведено, в табл. 2 для Запорізької області за березень 2014 р.

Характеристики якості прогнозу	Фактичні	Відновлені	Відновлені з коригуванням
MAPE, %	5,53	4,11	3,98
MAX, %	251,9 (30.03.2013)	16,73	17,17
STDe, МВт	40,39	25,86	24,99

Відповідно до наведених результатів, запропонована методика ідентифікації та заміни аномальних значень дозволяє в окремих випадках суттєво знизити похибку прогнозування (зокрема, в наведеному прикладі попередня достовірність призвела до зниження похибки MAPE з 13,08% до 3,22%). Загалом на вказаному інтервалі середня відносна похибка зменшилась з 5,53% до 3,98% при використанні уточненої процедури достовірності, що передбачає заміну аномальних графіків електричного навантаження.

У четвертому розділі розроблено архітектуру штучної нейронної мережі глибокого навчання для короткострокового прогнозування ЕН – *eResNet*. досліджено залежність похибки прогнозу від доступної кількості даних для навчання нейронної мережі, проведено порівняльний аналіз точності прогнозування *eResNet* та багат шарового перцептрону, вдосконалено метод однофакторного прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ за рахунок застосування розробленої нейронної мережі глибокого навчання.

Особливістю архітектури даного типу є однакова кількість вхідних ( $d_x$ ) та вихідних ( $d_y$ ) нейронів та менша кількість прихованих ( $d_h$ ) нейронів  $d_x = d_y > d_h$ . Вихід АК подається у звичайний багат шаровий перцептрон, виходом якого є прогнозне значення навантаження. Вихід блоку АК задається формулою

$$y_{AK} = selu(selu(x \cdot W_1 + b_1) \cdot W_2 + b_2) + x. \quad (14)$$

Вихід всієї мережі задається формулою

$$y = selu(y_{AK} \cdot W_7 + b_7) \cdot W_8 + b_8. \quad (15)$$

Функція *selu* (scaled exponential linear unit)

$$selu = \lambda \begin{cases} z & z > 0 \\ ae^z - a & z \leq 0 \end{cases} \quad (16)$$

де  $z$  – лінійна комбінація виходів попереднього шару  $z = Wx$ ,  $x$  – вектор-рядок виходів попереднього шару;  $\lambda, a$  – параметри, які необхідні для забезпечення властивості саморегуляризації  $a = 1,6733$  та  $\lambda = 1,0507$ .

Внаслідок великої кількості параметрів штучних нейронних мереж (ШНМ) глибокого навчання можуть бути більш схильні до перенавчання, але збільшення навчальної вибірки, як за допомогою нових даних так і штучно, та застосування адекватних технік регуляризації дозволяють покращити узагальнюючі властивості мережі.

Для оцінки ефективності запропонованої архітектури точність прогнозування годинних значень СЕН *eResNet* порівнювалась з точністю прогнозу звичайного багат шарового перцептрона з одним прихованим шаром нейронів. Кількість прихованих нейронів кожного блоку АК  $d_h = 10$ , розмірність вхідного вектору  $d_x =$

168, розмірність виходу  $d_y = 168$ . Сумарна кількість параметрів 3 блоків АК та багат шарового персептрону з  $d_h = 10$  дорівнює 12 315. Альтернативна модель персептрону включає 72 прихованих нейрони, що сумарно дає 12 241 параметр. Для побудови моделей та прогнозування було використано дані ПАТ «Київенерго» за період з 01.01.2002 по 25.05.2017 всього 134 760 годинних значень ЕН.

Вихід обох нейронних мереж складається з одного нейрона, який відповідає навантаженню  $P_t$  в момент часу  $t$ . На вхід нейронної мережі подається вектор попередніх значень підготовлених значень ЕН з лагом від 24 до 192 годин, всього 168 значень. Попередня підготовка вхідних та вихідних змінних включала три етапи

- виключення аномальних викидів;
- логарифмування для стабілізації дисперсії;
- нормалізація, середнє арифметичне та дисперсія розраховувались тільки

на навчальній вибірці.

Після зворотних перетворень виходів ШНМ ( $\hat{y}$ ) отримуємо значення ЕН в МВт, яке використовується для розрахунку похибок.

Навчання проводилось в міні-пакетному режимі з допомогою алгоритму оптимізації AMSGrad з розміром міні-пакету 10 прикладів, обраних з навчальної вибірки випадковим чином згідно рівномірного закону розподілу.

Для дослідження ефективності нейронних мереж глибокого навчання при наявності великої кількості даних процедура навчання проводилась 14 раз зі збільшенням навчальної вибірки на 8760 прикладів на кожному кроці. На 14 кроці використовувались всі доступні дані. Похибки прогнозів для різного обсягу навчальної вибірки наведено в табл. 3.

Таблиця 3

Нейронна мережа		Кількість років, які включено в навчальну вибірку													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
MAPE, %	БШП	4,43	4,09	4,00	3,92	3,86	3,89	3,93	<b>3,85</b>	3,99	3,90	3,95	3,89	3,88	3,85
	eResNet	4,48	4,24	4,08	3,95	3,91	3,92	3,79	3,78	3,82	3,92	<b>3,69</b>	3,74	3,83	3,86

Згідно наведених даних, мінімальна похибка MAPE eResNet становить 3,69% (при навчанні на вибірці, яка включає інформацію за 11 років). Мінімальна похибка багат шарового персептрону становить 3,85% (при використанні інформації за 8 років).

Враховуючи стохастичний характер навчання ШНМ на основі наведених результатів можна зробити однозначний висновок, що запропонована архітектура штучної нейронної мережі глибокого навчання eResNet здатна робити точніші прогнози, ніж стандартний багат шаровий персептрон, при наявності достатньої кількості даних.

Запропонована архітектура штучної нейронної мережі забезпечує більш точні прогнози сумарного відпуску електричної виробниками з відновлюваних джерел енергії. Зокрема, її середньоквадратична похибка є нижчою (на 8,5%), ніж похибка



самостійних прогнозів відповідних виробників, при цьому максимальна похибка знизилась на 43%, що свідчить про значно вищу стабільність прогнозів нейронної мережі.

Комбінування декількох моделей в «ансамбль» показало додаткове підвищення якості прогнозів. В усіх 5 найкращих комбінаціях використовується модель eResNet. З іншого боку, прогноз найбільш очікуваного значення через розрахунок 50 перцентилі, вважаючи розподіл похибки симетричним, виявився менш ефективним в порівнянні з прогнозом штучної нейронної мережі. Проте в деяких випадках його використання в «ансамблі» дозволяє знизити похибку прогнозу.

В цілому запропонований підхід дозволяє побудувати прогнозні інтервали з ймовірністю потрапляння фактичних значень в межі інтервалу близькою до цільових значень, та забезпечує ефективність прогнозного інтервалу на рівні 0,82 при очікуваних значеннях 0,8. У подальших дослідженнях зниження похибки прогнозування необхідним є розширення вхідної інформації та використання в явному вигляді ознак річної та добової періодичності, а також метеорологічних факторів.

Запропонований метод короткострокового прогнозування відпуску електричної енергії електростанціями які використовують ВДЕ реалізовано у вигляді програмного модулю ReFORCE. Даний модуль включає бібліотеку класів для побудови нейронних мереж та оцінки і візуалізації прогнозів.

На рівні окремих електростанцій з ВДЕ, по яким були доступні дані в рамках дослідження, штучна нейронна мережа глибокого навчання eResNet випереджає за точністю та стабільністю прогнози, які надають Гарантованому покупцю виробники, по фотовольтаїчним електростанціям, незважаючи на глибший горизонт прогнозування (до 72 год у ІЕД та 48 год у ГП). При цьому об'єднання прогнозів eResNet та виробників по об'єктах для яких коефіцієнти кореляції між прогнозами знаходиться в межах  $-0.9 < r < 0.9$  знижує середню похибку.

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено важливе наукове завдання щодо розроблення моделей і удосконалення методів для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з суттєвою часткою енергоємних підприємств та відновлюваних джерел енергії, розроблення засобів для підвищення точності та надійності результатів прогнозування, що досягнуто за рахунок декомпозиції сумарного електричного навантаження на умовно метеозалежну і технологічну складову, удосконалення процедури підвищення достовірності даних, врахування зміни структури навантаження протягом року, застосування штучної нейронної мережі глибокого навчання.

Основні наукові та практичні результати роботи.

1. За результатами аналізу формальної постановки задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження обґрунтовано стратегії підвищення точності та стабільності прогнозів.

2. Встановлено, що побудова окремих моделей для електричного навантаження енергоємних підприємств та решти споживачів дозволяє підвищити

якість моделювання впливу температури на сумарне електричне навантаження обласної енергосистеми. Розрахунки на реальних даних показали, що такий підхід дозволяє зменшити середню похибку прогнозу на 8% (з 1,98% до 1,82%), максимальну похибку з 7% до 5,6%.

3. Встановлено, що за рахунок взаємної компенсації графіків навантаження енергоємних підприємств дисперсія сумарного графіку навантажень підприємств стабілізується та сприяє підвищенню точності прогнозування їх навантаження. Прогнозування електричного навантаження окремо кожного підприємства на основі запропонованих однофакторних моделей не призводить до підвищення якості прогнозу їх сумарного графіку навантаження. Розрахунки на реальних даних показали, що середня похибка прогнозування агрегованого часового ряду становить 3,8%, похибка суми прогнозів електричного навантаження окремо кожного підприємства склала 6,6%.

4. Доведено, що застосування багатфакторних прогнозних моделей із урахуванням впливу метеорологічних і календарних чинників не призводить до суттєвого підвищення точності результатів короткострокового прогнозування агрегованого навантаження енергоємних підприємств.

5. Удосконалено метод дворівневої трьохетапної достовіризації, який дозволяє здійснювати процедуру виключення і заміни аномальних значень електричного навантаження енергоємних підприємств і обласної енергосистеми, що сприяє підвищенню точності і стабільності результатів прогнозування. Розрахунки на реальних даних показали, що застосування методу дозволяє суттєво зменшити середню (з 5,5% до 3,98%) та максимальну (з 251% до 17,2%) похибки.

6. Доведено, що для підвищення точності короткострокового прогнозування необхідно враховувати суттєву зміну складу навантаження протягом року. Розрахунки на ретроспективних даних показали, що побудова окремих моделей для опалювального сезону та міжсезоння дозволяє зменшити середню похибку з 3,93% до 3,65%.

7. Показано, що використання даних довготривалої передісторії дозволяє сформулювати статистично значиму вибірку 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 коефіцієнту при погодинних значеннях навантаження.

8. Розроблено нову архітектуру штучної нейронної мережі глибокого навчання eResNet для короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження. Середня похибка прогнозу мережею eResNet становить 3,69% при навчанні на вибірці яка містить інформацію за 11 років.

9. Розроблену архітектуру штучної нейронної мережі глибокого навчання використано для удосконалення методу однофакторного короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії електростанціями з ВДЕ. Використання запропонованої нейронної мережі знижує середню похибку прогнозу на добу наперед до 4,46% з 4,78% та максимальну похибку з 21,18% до 12,81% в порівнянні з прогнозом таких виробників електричної енергії.

10. Усереднення прогнозів нейронної мережі, моделі SARIMA та прогнозу виробників електричної енергії з ВДЕ дозволило знизити середню похибку з 4,78% до 3,84%. Розроблені математичні методи та моделі практично реалізовано у вигляді комп'ютерної програми.

11. Результати роботи знайшли практичне використання під час виконання науково-дослідних робіт в Інституті електродинаміки НАН України та впроваджено у вигляді аналітичних матеріалів для ДП «Енергоринок» та ДП «Гарантований покупець», у навчальному процесі в Інституті енергозбереження та енергоменеджменту НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського»

12. Результати досліджень є основою для подальшого вдосконалення існуючих засобів та розробки нових підходів до прогнозування навантаження та обсягів відпуску електричної енергії з відновлюваних джерел енергії в ОЕС України для потреб учасників ринку електричної енергії.

## СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Артемчук В. О., Білан Т. Р., Блінов І. В., Мартинюк О.В., Мірошник В.О. та ін. Теоретичні та прикладні основи економічного, екологічного та технологічного функціонування об'єктів енергетики. За ред. А. О. Запорожця, Т. Р. Білан. К: 2017. 312 с.

2. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Врахування споживання електроенергії енергоємними підприємствами при короткостроковому прогнозуванні електричного навантаження енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2014. №5. С. 35–38.

3. Черненко П.О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Моделювання та короткострокове прогнозування технологічної складової електричного навантаження обласної енергосистеми. *Технічна електродинаміка*. 2016. №4. С. 68–70.

4. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Багатофакторне моделювання та аналіз електричного навантаження енергосистеми за даними довготривалої передісторії. *Технічна електродинаміка*. 2018. №1. С. 87–93.

5. Іванов Г.А., Блінов І.В., Парус Є.В., Мірошник В.О. Складові моделі для аналізу впливу відновлювальних джерел енергії на ринкову вартість електроенергії // *Технічна електродинаміка*. 2020. № 4. С 72-75.

6. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П.В. Оцінка вартості похибки прогнозу «на добу наперед» технологічних втрат в електричних мережах України// *Технічна електродинаміка*. 2020. № 5. С 70-73.

7. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Особливості короткострокового прогнозування електричного навантаження енергосистеми із суттєвою складовою промислового електроспоживання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2016. №43. С. 24–31.

8. Черненко П. О., Мірошник В. О. Підвищення точності короткострокового прогнозування електричного навантаження за допомогою штучної нейронної мережі з врахуванням зміни структури споживання протягом року. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2017. №48. С. 5–11.

9. Черненко П. О., Мірошник В. О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження електропостачальної компанії з використанням штучної нейронної мережі глибинного навчання. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2018. №50. С. 5–11.

10. Блінов І. В., Мірошник В. О., Шиманюк П.В. Короткостроковий інтервальний прогноз сумарного відпуску електроенергії виробниками з відновлюваних джерел енергії. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2019. №54. С. 5–12.

11. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Аналіз ефективності вирішення задачі короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження енергосистеми з використанням ШНМ типу багатошаровий перцептрон. *Оптико-електронні інформаційні-енергетичні технології*. 2013. №1. С. 24–27.

12. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О., Заславський А. І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2015. №2. С. 84–91.

13. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О. Шляхи підвищення точності короткострокового прогнозування сумарного електричного навантаження ОЕС України. *Оптимальне керування електроустановками: матеріали III міжнародної науково-технічної конференції (м. Вінниця, 14-15 жовтня 2015 р.)*. Вінниця, 2015. С. 97.

14. Черненко П. О., Мартинюк О. В., Мірошник В. О., Заславський А. І. Достовіризація вихідної інформації про електричне навантаження енергоємних підприємств. *Контроль і управління в складних системах : тези доп. XII Міжнародної конференції (Вінниця, 14-16 жовтня 2014 р.)*. Вінниця, 2014. С. 128.

## АНОТАЦІЇ

**Мірошник В.О. Короткострокове прогнозування електричного навантаження енергосистем з використанням штучних нейронних мереж глибокого навчання.** – Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.14.02 – електричні станції, мережі і системи. – Інститут електродинаміки НАН України, Київ, 2021.

У дисертаційній роботі розв’язано актуальне наукове завдання щодо короткострокового прогнозування погодинних значень електричного навантаження обласної енергосистеми компанії з суттєвою часткою енергоємних підприємств. Підвищення точності та надійності результатів прогнозування вдалось досягти за рахунок декомпозиції сумарного електричного навантаження на умовно метеозалежно та технологічну складову у вигляді навантаження енергоємних підприємств, удосконалення процедури підвищення достовірності даних, врахування зміни структури навантаження протягом року та застосування штучної нейронної мережі глибокого навчання. Відокремлення електричного навантаження енергоємних підприємств дає змогу більш точно моделювати вплив температури на електричне

навантаження обласної енергосистеми, що призводить до підвищення точності та надійності результатів короткострокового прогнозування електричного навантаження. Запропонована методика дворівневої трьохетапної достовіризації дозволяє ефективно здійснювати процедуру виключення аномальних вимірів і відновлення відсутніх даних електричного навантаження енергоємних підприємств і обласної енергосистеми.

Розроблено архітектуру штучної нейронної мережі глибокого навчання eResNet здатна робити точніші прогнози електричного навантаження, ніж стандартний багатошаровий перцептрон, при наявності достатньої кількості даних. Розроблену архітектуру адаптовано для короткострокового прогнозування обсягів відпуску електричної енергії виробниками з ВДЕ. Особливістю даної архітектури є одночасний прогноз найбільш ймовірного значення відпуску та інтервалу в межах якого з ймовірністю 0,8 будуть фактичні значення відпуску. Перевагою такого підходу, в порівнянні з більшістю класичних методів побудови прогнозних інтервалів, є можливість моделювати несиметричні закони розподілу та невелика кількість додаткових обчислювальних ресурсів.

**Ключові слова:** короткострокове прогнозування, електричне навантаження, енергосистема, енергоємні підприємства, штучні нейронні мережі.

**Miroshnyk V.O. Short-term forecasting of the electrical load of the power systems using deep learning neural network.** – Manuscript.

Thesis for a candidate of sciences degree in the specialty 05.14.02 – power plants, networks and systems. – Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, 2021.

The thesis aims to increase the accuracy and reliability of the results of short-term forecasting of the total electrical load of the power system with a significant share of energy-intensive enterprises and renewable energy sources.

Requirements for improving the accuracy and stability of the results of short-term forecasting of daily schedules of the electric load become especially important in the market of bilateral agreements and the balancing electricity market. It is known that a significant share of electricity consumers in Ukraine is attracted by energy-intensive enterprises, whose operating modes significantly affect the form of daily schedules of local and regional energy systems, especially in the eastern regions of the country. The advantages of taking into account electricity consumption of energy-intensive enterprises in solving the problem of short-term forecasting of the total electrical load of the power system are shown. Separation of energy-intensive enterprises to a independent component of electric load allowed to improve mathematical models of the influence of meteorological factors on electric load and to increase the accuracy of the results of short-term forecasting of the electric load of power system with a significant share of energy-intensive enterprises.

The analysis of daily load schedules of energy-intensive enterprises of the power system is performed, according to the results of which two types of mathematical models for forecasting their load are identified - models using an artificial neural network such as multilayer perceptron and autoregression models of Box-Jenkins. The optimal architecture has been developed, the parameters and vector of initial data of mathematical models for

short-term forecasting of the electric load of energy-intensive enterprises have been determined. Based on real data, the accuracy and reliability of the results of forecasting hourly load values of individual enterprises, their total load schedule, as well as the electrical load of enterprises during the morning and evening maximum power consumption in the IPS of Ukraine obtained using different models. The advantages and disadvantages of the developed forecast models are determined.

The presence of anomalous values in time series of electrical load leads to distortion of the mathematical model of the influence of external factors on the electric load, which causes a decrease in the accuracy and stability of the forecasting results. To address the issue with anomalous values the two-level three-stage method of detection and replacement of anomalous values in these electric load energy enterprises and region power systems was developed. This method allows statistically correct detection and replacement of both single and group anomalous values of a load of energy-intensive enterprises and the power system according to the cause and their duration. The effectiveness of the proposed method was investigated by comparing the errors of the forecast of load of eight energy-intensive enterprises and regional power system of the Zaporizhzhia region based on actual and reconstructed data.

In this work, a new architecture of the artificial neural network of deep learning eResNet for short-term forecasting of the electrical load of the power system is proposed. The basic blocks of this architecture are layers of auto-encoding type with shortcut connections. The first layer of the block reduces the dimensionality of the data, to highlight the most informative signals, the second layer restores the dimensionality. Each layer includes a nonlinear SELU function. Shortcut connections simplify the propagation of the error gradient, which allows near equally effective training of all layers of the neural network. A study of the influence of the size of the training sample on the accuracy of forecasting.

The proposed architecture of the deep artificial neural network adapted and improved for short-term forecasting electricity generation from renewable energy producers. In addition to the point forecast of the most probable value of the generation, it is possible to predict the 10th and 90th percentiles of the load distribution, which gives the lower and upper limits of the forecast interval. The error function was used for training, which is a combination of the mean square of the deviations and the quantile regression error for the percentile model. The model was tested based on real data on the total supply of RES producers, published by SE "Energorynok". The quality of the forecast was compared with the forecasts of producers. The minimum average error is achieved by averaging the forecasts of the neural network and manufacturers, the lowest maximum error is provided by the independent forecast of the neural network.

**Keywords:** short-term forecasting, electrical load, power grid, energy-intensive enterprises, artificial neural networks.