

УДК 621.311:681.3

DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2025.72.055>

## КОРОТКОСТРОКОВЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН РИНКУ «НА ДОБУ НАПЕРЕД» УКРАЇНИ ДЛЯ ЗАВДАНЬ ЕКОНОМІЧНОЇ ДИСПЕТЧЕРИЗАЦІЇ МІКРОМЕРЕЖ

В.О. Мірошник\*, В.В. Сичова\*\*

Інститут електродинаміки НАН України,  
пр. Берестейський, 56, Київ, 03057, Україна  
e-mail: [miroshnyk.volodymyr@gmail.com](mailto:miroshnyk.volodymyr@gmail.com), [shorl@ukr.net](mailto:shorl@ukr.net)

*Представлено порівняльний аналіз моделей короткострокового прогнозування цін на ринку «на добу наперед» на основі штучних нейронних мереж глибокого навчання. Дослідження виконано в умовах функціонування єдиної торгової зони ОЕС України, синхронізованої з ENTSO-E, де внутрішньодобова динаміка ціни формується під впливом високої волатильності попиту, змінної структури генерації, дії регуляторних обмежень та наслідків атак на енергетичну інфраструктуру. Такі властивості призводять до виникнення нелінійних і локальних закономірностей у часовому ряді цін, що ускладнює застосування традиційних статистичних методів прогнозування. У роботі проведено дослідження п'яти архітектур глибокого навчання – LSTM, GRU, Transformer, MLP та CNN – спрямоване на оцінювання їх ефективності при моделюванні відносної ціни, нормованої за граничною ціною в кожній годині. Результати показують, що точність прогнозу суттєво залежить від здатності моделі виділяти локальні особливості та коректно реагувати на стохастичні зміни ринку. Найнижчий рівень похибки забезпечує згортоква нейронна мережа, що свідчить про її придатність для задач оперативного планування та економічної диспетчеризації мікромереж, де точність прогнозування цін визначає ефективність прийняття рішень. Бібл. 19, рис. 2, табл. 2.*

**Ключові слова:** короткострокове прогнозування, ринок «на добу наперед», ціна електроенергії, нейронні мережі, глибоке навчання, мікромережі.

Сучасний розвиток електроенергетичних систем характеризується зростанням частки децентралізованої генерації, збільшенням кількості активних споживачів, впровадженням систем накопичення та поширення мікромереж, здатних функціонувати як у складі централізованої мережі, так і в ізольованому режимі. Внаслідок постійних атак на енергосистему ринок електричної енергії почав демонструвати вищу динамічність, чутливість до змін попиту та пропозиції та більшу інтегрованість у європейські механізми балансування. Це формує нові вимоги до точності ринкового прогнозування.

У єдиній торговій зоні Об'єднаної енергосистеми (ОЕС) України ціна на ринку «на добу наперед» (РДН) виконує роль основного економічного сигналу, що визначає розподіл виробничих і споживчих графіків не лише для великих генераторів та постачальників, але й для локальних енергетичних систем. РДН задає орієнтир для внутрішньодобового ринку та балансує сегмента, впливає на величину небалансів і формує фінансові потоки між учасниками ринку. Для мікромереж, у структурі яких поєднуються відновлювані джерела енергії (ВДЕ), накопичувачі, керовані навантаження та резервні джерела, прогноз майбутньої вартості електроенергії визначає траєкторію економічної диспетчеризації. Від точності прогнозу залежить режим зарядження батарей, використання локальної генерації, обсяги купівлі та продажу енергії, а також ефективність управління попитом [1].

Мікромережі працюють у локальних економічних умовах, однак їхня інтеграція в ОЕС означає, що будь-яке відхилення фактичних дій від прогнозованих тягне за собою фінансову відповідальність через механізм небалансів. Це посилює роль прогнозу цін, оскільки правильна оцінка ринкового сигналу прямо впливає на витрати оператора мікромережі. Наявність стохастичних факторів – таких як погодинні зміни попиту, коливання генерації ВДЕ, обмеження міждержавних перетоків, поведінка учасників ринку та структура заявок – формують складну нелінійну динаміку ціни. Класичні аналітичні моделі часто не здатні охопити весь спектр взаємодій, зокрема у ситуаціях швидкого переходу між режимами дефіциту та профіциту, що проявляється в різких цінових градієнтах.

Після інтеграції ОЕС України до ENTSO-E спостерігається підвищення кореляцій між ціновими процесами різних сегментів ринку та збільшення обсягів міждержавної торгівлі. Це



посилює складність прогнозного завдання. Ринок стає більш чутливим до короткострокових рішень. Похибка прогнозу зростає у години різкої зміни структури заявки.

За таких умов виникає потреба в математичних моделях, здатних коректно відтворювати нелінійні та нестационарні закономірності. Нейронні мережі глибинного навчання, зокрема архітектури LSTM та GRU, демонструють високу здатність до моделювання складних часових рядів та адаптації до їхньої статистичної мінливості. Їхнє використання у задачах прогнозування цін РДН дозволяє суттєво знизити похибку відносно наївних моделей та підвищити стійкість результатів у годинних інтервалах з підвищеною чутливістю ринку. Це має ключове значення для мікромереж, де прогноз ціни безпосередньо формує оптимізаційну стратегію та визначає економічний результат.

Узагальнюючи, можна відзначити, що короткострокове прогнозування цін РДН в умовах єдиної торгової зони ОЕС України є необхідною складовою економічної диспетчеризації мікромереж, забезпечує зниження вартості небалансів та підвищує ефективність експлуатації локальних енергетичних систем. Подальший розвиток підходів до прогнозування є важливим для інтеграції мікромереж у ринкове середовище та формування стійких механізмів їх участі у майбутніх енергетичних ринках.

**Мета дослідження** полягає у розробці та оцінюванні моделей короткострокового прогнозування погодинної ціни ринку «на добу наперед» єдиної торгової зони ОЕС України з використанням нейронних мереж глибокого навчання.

У сучасних дослідженнях з прогнозування цін на електроенергію спостерігається тенденція до переходу від класичних стохастичних моделей до функціональних та гібридних інтелектуальних методів. Одним із найбільш репрезентативних є дослідження [2], у якому запропоновано функціональний підхід до прогнозування добових цін британського ринку на основі авторегресійних моделей з екзогенними факторами (FARX). Ці моделі розглядають добовий профіль цін як цілісну функцію, що дозволяє коректно відтворювати внутрішньодобову структуру. За результатами позавибіркового тестування середнє значення MAPE становило 5,95 %, що є одним із найнижчих показників серед відомих точкових моделей. Важливою особливістю є повторна оцінка низки інших методів на однаковому інформаційному базисі, що забезпечує коректність порівняння.

Результати дослідження [3] показують, що для прогнозування цін на оптовому ринку електроенергії не існує універсально кращої моделі, оскільки ефективність детермінованого та стохастичного підходів суттєво залежить від конкретного ринку: стохастична модель демонструє вищу точність прогнозів для італійського ринку IPEX та скандинавського Nord Pool, забезпечуючи меншу середньоквадратичну похибку як для одноденного, так і для семиденного горизонту прогнозування, тоді як для британського ринку UKPX та особливо для американського ринку PJM кращі результати показує детермінована модель, яка перевищує стохастичну за точністю приблизно на 3% для прогнозу на один день і до 8% — для прогнозу на сім днів, що пояснюється високою волатильністю та сильною короткостроковою автокореляцією цін на PJM.

Значну увагу привертає декомпозиційно-комбінаційна методика [5], первинно розроблена для італійського ринку. Автори застосували багаторівневу декомпозицію та комбінування прогнозів, що дозволило підвищити їхню робастність. При перенесенні цієї моделі на британські дані [2] отримано MAPE 6,21 %, що свідчить про здатність методики узагальнювати закономірності поза межами первинного ринку.

Окремий напрям представлено в роботі [6], де проведено порівняння параметричних та непараметричних методів. Запропонована авторами модель VAR показала MAPE 6,58 % у повторному тестуванні за даними британського ринку. Результати підтверджують, що непараметричні підходи можуть бути конкурентоспроможними за умови коректного налаштування та достатнього обсягу даних.

Функціональний підхід FAR було застосовано також до італійського ринку PUN у роботі [4]. Для прогнозу 24-годинного профілю автори отримали середній MAPE 8,99 %, що відповідає рівню найкращих стохастичних моделей, але забезпечує кращу інтерпретацію внутрішньодобових коливань.

Попередні дослідження, зокрема [7] демонструють потенціал непараметричних авторегресійних моделей (NPAR). Для італійського ринку середній MAPE сягнув 9,74 %. Цей результат відображає обмеження ранніх непараметричних методів, особливо у ринках з високою волатильністю та складною структурою попиту.

Для ринку Nord Pool у роботі [8] досліджено застосування рекурентних нейронних мереж класичного типу. Мережа Елмана забезпечила середній MAPE 18.12 %, а мережа Джордана – 20.39 %. Такі результати вказують на недостатню здатність моделей RNN без глибинної архітектури відтворювати складну цінову динаміку розвинених європейських ринків.

Важливою віхою розвитку гібридних інтелектуальних моделей є робота [9], де поєднання вейвлет-декомпозиції, нейронних мереж та нечіткої логіки дозволило отримати середній MAPE 6.53 % для тижневого прогнозу іспанського ринку. Це стало однією з перших демонстрацій ефективності гібридних систем у складних середньострокових прогнозних задачах.

Найнижчі значення MAPE для задачі добового прогнозування забезпечують функціональні моделі та сучасні гібридні декомпозиційно-комбінаційні архітектури. Стохастичні моделі та класичні нейромережеві структури, зокрема RNN без глибинної організації, демонструють істотно нижчу точність. Ключову роль відіграють узгоджені порівняльні дослідження, які дозволяють об'єктивно оцінювати можливості різних підходів за єдиних умов.

В Україні існує тривала історія досліджень, присвячених застосуванню штучних нейронних мереж для прогнозування оптових цін на електричну енергію. У низці робіт [10, 11] було запропоновано перші реалізації моделей на основі багаточарових та радіально-базисних мереж, що визначило напрям розвитку методів інтелектуального прогнозування на національному ринку. Новіші публікації, присвячені моделям оптимального функціонування мікромереж [12] та питанням сучасного енергетичного менеджменту [13], підтверджують актуальність застосування прогнозних підходів у задачах керування енергосистемами. Крім того, сучасні дослідження з розвитку розподіленої енергетики в Україні [14] підкреслюють необхідність інтеграції прогнозних моделей у системи прийняття рішень. У цьому контексті використання архітектур глибинного навчання для прогнозування цін РДН є логічним продовженням наявних наукових напрацювань.

**Дані для прогнозування.** Для навчання використовувались дані результатів торгів РДН [15]. Для навчання моделей було використано дані за період з 24.02.2022 (рис. 1). Для масштабування всі годинні ціни було розділено на значення граничної ціни, що діяла в цій годині (рис. 2). Всі дані було розбито на навчальну, перевірочну та тестову вибірки, в пропорції 80-10-10 %. Таким чином, навчальна вибірка включала 25537 годин з 24.02.2022 по 22.01.2025, перевірочна вибірка 3179 годин (з 23.01.2025 по 03.06.2025), тестова вибірка – 3179 (04.06.2025 – 14.10.2025).

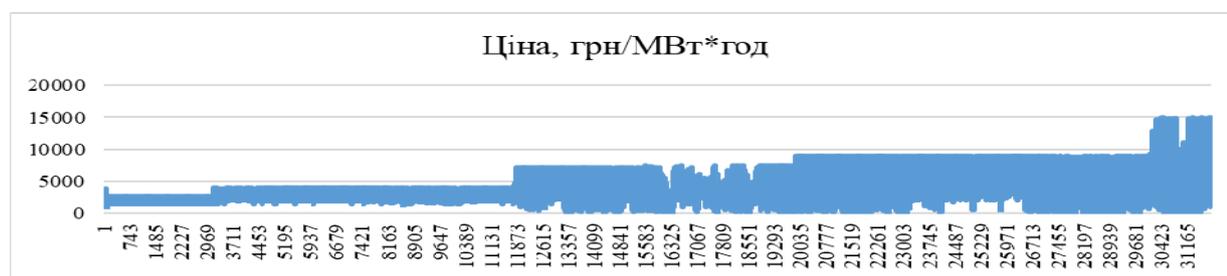


Рис. 1. Графік погодинних цін на ринку «на добу наперед»



Рис. 2. Графік відносних значень годинної ціни

Навчання кожної моделі здійснювалось у єдиному режимі оптимізації для забезпечення порівнюваності результатів. Усі моделі тренувалися методом Adam із початковою швидкістю навчання 0,001 протягом 40 епох із розміром пакета 64. Для уникнення перенавчання використовувався валідаційний контроль і збереження найкращого стану моделі за мінімальним значенням помилки на перевірочній частині вибірки. Функцією втрат обрано модуль відхилення (L1-норма). Прогнози оцінювались за показниками MAPE та NRMSE після зворотного масштабування, що дозволяє інтерпретувати результати у вихідних одиницях. Така процедура навчання гарантує рівні умови для всіх архітектур і дає можливість коректно аналізувати їхню ефективність у задачі прогнозування цін ринку «на добу наперед». На вхід кожної моделі подавались 96 попередніх значень часового ряду. Прогноз здійснювався на 1 годину вперед. На практиці горизонт прогнозування РДН становить від 12 до 36 годин, але прогноз на 1 годину дозволяє краще дослідити особливості моделей в цій задачі.

**Моделі для прогнозування ціни.** У дослідженні застосовано п'ять архітектур глибинного навчання, що представляють різні підходи до моделювання часових залежностей: рекурентні нейронні мережі, трансформерний енкодер, згорткова нейронна мережа та багатошаровий перцептрон. Їхній вибір зумовлений необхідністю дослідити здатність різних класів моделей відтворювати нелінійні та нестационарні властивості погодинних цін ринку «на добу наперед». Вказані архітектури суттєво різняться за структурою параметрів і механізмами обробки часової інформації, що дає змогу провести коректне порівняння їх ефективності. Розрахунок проводився на CPU AMD Ryzen 9 7950X 16-Core Processor 4.50 GHz p 128 ГБ ОЗУ. У табл. 1 наведено опис структури використаних моделей та час їхнього навчання.

Таблиця 1

Модель	Архітектурні компоненти	Гіперпараметри та загальна кількість параметрів	Час навчання
LSTM [16]	2 LSTM-шари	hidden = 32; dropout = 0.2; Кількість параметрів = 12 961	144.15 с
GRU [17]	2 GRU-шари	hidden = 32; dropout = 0.2; Кількість параметрів = 9 729	493.03 с
Transformer [18]	3 шари енкодера, 4 голови уваги	d_model = 32; FFN = 128; dropout = 0.1; Кількість параметрів = 38 209	1949.50 с
CNN [19]	3 Conv1D-шари + повнозв'язний блок	kernel = 3; канали 16–32–32; dropout = 0.1; Кількість параметрів = 198 465	84.10 с
MLP (Багатошаровий перцептрон)	FC-шари 96→64→32→16→1	ReLU; dropout = 0.1; Кількість параметрів = 8 321	13.12 с

**Результати прогнозування.** Отримані результати демонструють істотні відмінності у здатності різних архітектур глибинного навчання відтворювати динаміку відносної ціни на ринку «на добу наперед». Характер похибок виявився чутливим до структури моделі, глибини представлення часових залежностей та здатності архітектури виділяти локальні або глобальні патерни у даних. У табл. 2 наведено значення величин похибки прогнозу.

Таблиця 2

Метрика MAPE є чутливою до малих значень у знаменнику та часто не відображає реальної точності моделі на волатильних часових рядах. Для ринків із різкими змінами ціни невеликі абсолютні відхилення можуть створювати непропорційно великі відносні помилки. Тому високі значення MAPE у цьому дослідженні слід інтерпретувати обережно. Більш стійким критерієм є NRMSE, який відображає середньоквадратичну помилку незалежно від масштабу та є надійнішим показником якості прогнозу у випадках складних, нерівномірних ринкових процесів.

Column	MAPE, %	NRMSE, %
Transformer	80,3	19,2
LSTM	128,6	24,1
GRU	124,6	24,0
MLP	101,6	18,3
CNN	62,3	19,1

Трансформерна модель показала стабільну збіжність тренувальних і валідаційних кривих, однак її тестова точність залишилася обмеженою: MAPE перевищує 80 %, тоді як NRMSE наближається до 19 %. Це свідчить про те, що глобальний механізм самоуваги недостатньо ефективно узагальнює специфічні короткоперіодичні зміни у відносній ціновій динаміці.

Рекурентні моделі LSTM і GRU продемонстрували узгоджене зменшення тренувальної та валідаційної похибок, проте тестові результати виявилися гіршими, ніж у трансформера. Значення MAPE для цих моделей перевищують 120 %, а NRMSE стабілізується біля 24 %, що вказує на низьку робастність рекурентних підходів саме для для часових рядів відносних цін. Попри коректну збіжність під час навчання, обидві моделі виявили високу чутливість до різких змін структури ринку.

Багатошаровий перцептрон показав кращі результати у порівнянні з рекурентними моделями. Його похибка MAPE становить близько 102 %, а значення NRMSE – близько 18 %, що свідчить про здатність моделі ефективно відтворювати довготривалі трендові компоненти та їх відносні варіації. MLP демонструє помірний рівень узагальнення і забезпечує один із найнижчих рівнів NRMSE серед протестованих архітектур.

Найкращі результати було отримано для згорткової мережі. CNN-модель досягла мінімального значення MAPE – близько 62 % – при NRMSE близько 19 %. Це свідчить про здатність згорткової архітектури адекватно відтворювати локальні особливості ринку, виділяти повторювані патерни та реагувати на різкі короткострокові зміни. Незважаючи на найбільшу кількість параметрів, модель продемонструвала найвищу здатність моделі відтворювати закономірності на нових даних серед усіх протестованих.

**Висновки.** Проведене дослідження показало, що задача прогнозування відносної ціни ринку «на добу наперед» характеризується високою складністю, зумовленою нелінійністю та локальною структурою цінового ряду. Протестовані архітектури глибокого навчання демонструють значні відмінності у здатності моделювати динаміку цін. Рекурентні моделі, попри стабільну збіжність на тренувальних даних, показують низьку ефективність на тестовій вибірці, що свідчить про їх недостатню робастність щодо короткочасних флуктуацій. Трансформерна модель, яка добре відтворює довготривалі залежності, також не забезпечила високої точності, що може бути пов'язано з високим рівнем шумовості та локальними особливостями ринку.

Хоча CNN продемонструвала найнижче значення відносної похибки, результати моделі MLP за NRMSE виявилися кращими, що особливо важливо в умовах високої нестабільності цінового ряду. Це вказує, що жодна з архітектур не може бути визначена як однозначно найефективніша для всіх сценаріїв. Вибір моделі для практичного застосування має базуватися на характері допустимої помилки у конкретних задачах прогнозування та ступені ризику, який може бути прийнятним для системи управління мікромережею.

Моделі, орієнтовані на виділення локальних ознак (CNN, MLP), виявляються значно ефективнішими для прогнозування відносної ціни РДН, ніж моделі, які ґрунтуються на довготривалих залежностях (Transformer, LSTM, GRU).

Отримані результати свідчать, що подальші дослідження доцільно спрямовувати на формування гібридних моделей, які поєднують переваги CNN та механізмів уваги, а також на включення екзогенних факторів – обсягів торгів, граничних цін, прогнозів навантаження та метеорологічних параметрів, про що також свідчить суттєва різниця отриманих результатів та значень похибок наведених в огляді наукових статей. Це дозволить підвищити стабільність моделей, знизити рівень похибки та забезпечити придатність прогнозів для задач економічної диспетчеризації локальних енергетичних систем.

*Фінансується за держбюджетною темою «Короткострокове прогнозування цін на оптовому ринку електроенергії для управління енергоресурсами мікромережі» (0125U002919) (КПКВК 6541030).*

1. Кириленко О.В., Денисюк С.П., Блінов І.В. Цифрова трансформація: сучасні тенденції та завдання. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2023. Вип. 65. С. 5–14. DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2023.65.005>
2. F. Jan, H. Ifikhar, M. Tahir, and M. Khan. Forecasting day-ahead electric power prices with functional data analysis, *Frontiers in Energy Research*, Vol. 13, Mar. 2025. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2025.1477248>

3. F. Lisi and M. M. Pelagatti, Component estimation for electricity market data: Deterministic or stochastic?, *Energy Economics*, Vol. 74. Pp. 13–37, Aug. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.05.027>
4. F. Jan, I. Shah, and S. Ali, Short-Term Electricity Prices Forecasting Using Functional Time Series Analysis, *Energies*, Vol. 15, No. 9. P. 3423, May 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/en15093423>
5. H. Iftikhar, J. E. Turpo-Chaparro, Paulo Canas Rodrigues, and Javier Linkolk López-Gonzales, Forecasting Day-Ahead Electricity Prices for the Italian Electricity Market Using a New Decomposition–Combination Technique, *Energies*, Vol. 16, No. 18, Pp. 6669–6669, Sep. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16186669>
6. I. Shah, H. Iftikhar, and S. Ali, “Modeling and Forecasting Electricity Demand and Prices: A Comparison of Alternative Approaches,” *Journal of Mathematics*, Vol. 2022, Pp. 1–14, Jul. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/3581037>
7. I. Shah, H. Bibi, S. Ali, L. Wang, and Z. Yue, Forecasting One-Day-Ahead Electricity Prices for Italian Electricity Market Using Parametric and Nonparametric Approaches, *IEEE Access*, Vol. 8, Pp. 123104–123113, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3007189>.
8. R. Beigaite, T. Krilavičius, and Ka Lok Man, “Electricity Price Forecasting for Nord Pool Data,” *International Conference on Platform Technology and Service*, Jan. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/platcon.2018.8472762>.
9. J. P. S. Catalão, H. M. I. Pousinho, and V. M. F. Mendes, Short-term electricity prices forecasting in a competitive market by a hybrid intelligent approach, *Energy Conversion and Management*, Vol. 52, No. 2, Pp. 1061–1065, Feb. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2010.08.035>
10. Блінов І.В., Корхмазов Г.С. Використання штучних нейронних мереж для розв’язання задачі короткострокового прогнозування оптових ринкових цін на електричну енергію. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2009. С. 15–22.
11. Блінов І.В., Корхмазов Г.С., Попович В.І., Зозуля А.М. Короткострокове прогнозування оптових цін на електричну енергію з використанням радіально-базисних штучних нейронних мереж. *Праці Інституту електродинаміки Національної академії наук України*. 2009. Вип. 24. С. 23–31.
12. Блінов І.В., Парус С.В., Шиманюк П.В., Ворушило А.О. Модель оптимізації функціонування мікромережі з СЕС та установкою зберігання енергії. *Технічна електродинаміка*. 2024. № 5. С. 69–78. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2024.05.069>
13. Кириленко О.В., Денисюк С.П., Блінов І.В. Енергетичний менеджмент: нові пріоритети XXI століття. *Енергетика: економіка, технології, екологія*. 2024. № 1. С. 7–27.
14. Blinov I.V. Development of distributed energy in Ukraine using microgrid technologies (according to the materials of scientific report at the meeting of the Presidium of NAS of Ukraine, March 5, 2025). *Visnyk Nac. Akad. Nauk Ukr*. 2025. (5): 35–44. DOI: <https://doi.org/10.15407/visn2025.05.035>
15. Результати торгів на РДН | Energy Map, 2019. <https://energy-map.info/uk/datasets/5a616fba-fbc9-4073-9532-9161592faca8#sample> (accessed Dec. 08, 2025).
16. S. Hochreiter and J. Schmidhuber, Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, Pp. 1735–1780, Nov. 1997. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
17. K. Cho et al., Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation, *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 2014. DOI: <https://doi.org/10.3115/v1/d14-1179>
18. A. Vaswani et al., Attention is all you need, I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, Eds., *Curran Associates, Inc.*, 2017. Available: [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf)
19. I. Koprinska, D. Wu, and Z. Wang, Convolutional Neural Networks for Energy Time Series Forecasting, *IEEE Xplore*, Jul. 01, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2018.8489399>

## SHORT-TERM PRICE FORECASTING OF THE UKRAINIAN DAY-AHEAD MARKET FOR ECONOMIC DISPATCHING OF MICROGRIDS

V. Miroshnyk, V. Sychova

Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine,

Beresteiskyyi ave., 56, Kyiv, 03057, Ukraine

e-mail: [miroshnyk.volodymyr@gmail.com](mailto:miroshnyk.volodymyr@gmail.com), [shorl@ukr.net](mailto:shorl@ukr.net)

*The study presents a comparative analysis of short-term day-ahead electricity price forecasting models based on deep learning artificial neural networks. The research is conducted under the conditions of a unified trading zone of the Integrated Power System of Ukraine, synchronized with ENTSO-E, where the intraday price dynamics are shaped by high demand volatility, changing generation structure, regulatory constraints, and the consequences of attacks on the energy infrastructure. These factors lead to the emergence of nonlinear and locally structured patterns in the price time series, which complicates the application of traditional statistical forecasting methods. The study evaluates five deep learning architectures — LSTM, GRU, Transformer, MLP, and CNN — with the aim of assessing their effectiveness in modeling the relative price normalized by the hourly regulatory cap. The results demonstrate that forecasting accuracy is strongly dependent on the model's ability to capture local structural patterns and adapt to stochastic transitions*

between market operating regimes. The convolutional neural network provides the lowest forecast error, indicating its suitability for operational planning and economic dispatching of microgrids, where the accuracy of price forecasts directly determines the effectiveness of decision-making. Ref. 19, fig. 2, tables 2.

**Key words:** short-term forecasting; day-ahead market; electricity price; neural networks; deep learning, microgrids.

1. Kyrylenko O., Denysiuk S., Blinov I. Digital transformation of the energy industry: current trends and task. *Pratsi Instytutu Elektrodynamiky NAN Ukrainy*. 2022. V. 65. Pp. 5–14. (Ukr) DOI: <https://doi.org/10.15407/publishing2022.65.005>
2. F. Jan, H. Iftikhar, M. Tahir, and M. Khan, Forecasting day-ahead electric power prices with functional data analysis, *Frontiers in Energy Research*, Vol. 13, Mar. 2025. DOI: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2025.1477248>.
3. F. Lisi and M. M. Pelagatti, Component estimation for electricity market data: Deterministic or stochastic? *Energy Economics*, Vol. 74, Pp. 13–37, Aug. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.05.027>
4. F. Jan, I. Shah, and S. Ali, Short-Term Electricity Prices Forecasting Using Functional Time Series Analysis, *Energies*, Vol. 15, No 9, P. 3423, May 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/en15093423>
5. H. Iftikhar, J. E. Turpo-Chaparro, Paulo Canas Rodrigues, and Javier Linkolk López-Gonzales, Forecasting Day-Ahead Electricity Prices for the Italian Electricity Market Using a New Decomposition–Combination Technique, *Energies*, Vol. 16, No. 18, Pp. 6669–6669, Sep. 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/en16186669>
6. I. Shah, H. Iftikhar, and S. Ali, Modeling and Forecasting Electricity Demand and Prices: A Comparison of Alternative Approaches, *Journal of Mathematics*, Vol. 2022, Pp. 1–14, Jul. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/3581037>
7. I. Shah, H. Bibi, S. Ali, L. Wang, and Z. Yue, Forecasting One-Day-Ahead Electricity Prices for Italian Electricity Market Using Parametric and Nonparametric Approaches, *IEEE Access*, Vol. 8, Pp. 123104–123113, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1109/access.2020.3007189>
8. R. Beigaite, T. Krilavičius, and Ka Lok Man, “Electricity Price Forecasting for Nord Pool Data,” *International Conference on Platform Technology and Service*, Jan. 2018, DOI: <https://doi.org/10.1109/platcon.2018.8472762>
9. J. P. S. Catalão, H. M. I. Pousinho, and V. M. F. Mendes, Short-term electricity prices forecasting in a competitive market by a hybrid intelligent approach, *Energy Conversion and Management*, Vol. 52, No. 2, Pp. 1061–1065, Feb. 2011. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2010.08.035>
10. Blinov I.V., Korkhmazov G.S. Using artificial neural networks to solve the problem of short-term forecasting of wholesale market prices for electric energy. *Pratsi Instytutu Elektrodynamiky NAN Ukrainy*. 2009. Pp. 15–22.
11. Blinov I.V., Korkhmazov G.S., Popovych V.I., Zozulya A.M. Short-term forecasting of wholesale prices for electric energy using radial-basis artificial neural networks. *Pratsi Instytutu Elektrodynamiky NAN Ukrainy*. 2009. Issue 24. Pp. 23–31.
12. Blinov I.V., Parus Ye.V., Shymaniuk P.V., Vorushylo A.O. Optimization model of microgrid functioning with solar power plant and energy storage system. *Tekhnichna Elektrodynamika*. 2024. (5): Pp. 69–78. DOI: <https://doi.org/10.15407/techned2024.05.069>
13. Kyrylenko O., Denysiuk S., Blinov I. Energy management: new priorities of the 21st century. *Power engineering: economics, technique, ecology*. 2024. (1): Pp. 7–27. <https://doi.org/10.20535/1813-5420.1.2024.297508>
14. Blinov I.V. Development of distributed energy in Ukraine using microgrid technologies (according to the materials of scientific report at the meeting of the Presidium of NAS of Ukraine, March 5, 2025). *Visnyk Nac. Akad. Nauk Ukr*. 2025. (5): Pp. 35–44. DOI: <https://doi.org/10.15407/visn2025.05.035>
15. Trading results on the DAM | Energy Map, Energy Map, 2019. <https://energy-map.info/uk/datasets/5a616fba-fbc9-4073-9532-9161592faca8#sample> (accessed Dec. 08, 2025).
16. S. Hochreiter and J. Schmidhuber, Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, Pp. 1735–1780, Nov. 1997. DOI: <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
17. K. Cho et al., Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation, *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 2014. DOI: <https://doi.org/10.3115/v1/d14-1179>
18. A. Vaswani et al., Attention is all you need, I. Guyon, U. Von Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, Eds., Curran Associates, Inc., 2017. Available: [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/file/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Paper.pdf)
19. I. Koprinska, D. Wu, and Z. Wang, Convolutional Neural Networks for Energy Time Series Forecasting, *IEEE Xplore*, Jul. 01, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2018.8489399>

Надійшла: 08.12.2025

Прийнята: 15.12.2025

Submitted: 08.12.2025

Accepted: 15.12.2025