

АНАЛІЗ ПІДХОДІВ КОМП'ЮТЕРНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ДАНИХ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ

Миськів С.Б., Національний транспортний університет, Київ, Україна,
sergii.myskiv@gmail.com, orcid.org/0009-0003-3775-9678

Вітер М.Б., кандидат фізико-математичних наук, Національний транспортний університет,
mbviter@gmail.com, orcid.org/0000-0003-4109-005X

ANALYSIS OF APPROACHES TO COMPUTER FORECASTING OF ELECTRICITY CONSUMPTION DATA

Mykiv S.B., PhD student, National Transport University, Kyiv, Ukraine, sergii.myskiv@gmail.com,
orcid.org/0009-0003-3775-9678

Viter M.B., Candidate of Physical and Mathematical Sciences, National Transport University, Kyiv,
Ukraine, mbviter@gmail.com, orcid.org/0000-0003-4109-005X

Постановка проблеми.

Прогнозування споживання електроенергії є важливим фактором забезпечення ефективного функціонування сучасних енергосистем. Зростаючий попит на електроенергію, зміни клімату та впровадження нових технологій потребують інноваційних методів аналізу та прогнозування. Побутовий сектор, який займає значну частину загального споживання, вимагає детального аналізу даних з метою розроблення адаптивних моделей, що дозволять своєчасно реагувати на змінні умови ринку та зовнішні фактори. На сьогоднішній день ця тема набуває особливої актуальності також в контексті енергетичної безпеки та оптимізації використання ресурсів. Точні прогнози споживання електроенергії є не лише економічною перевагою для постачальників та споживачів, але й стратегічним ресурсом для планування розвитку енергетичної інфраструктури. В умовах сучасних викликів, таких як нестабільність енергетичних ринків, кліматичні зміни та геополітичні фактори, воєнні дії розробка ефективних методів прогнозування стає ключовим елементом забезпечення сталого розвитку енергетичного сектору. У статті розглядаються як традиційні підходи (регресійний аналіз, часові ряди), так і сучасні методи машинного навчання, що суттєво підвищують точність прогнозів. Огляд літератури свідчить про активний розвиток алгоритмів, зокрема рекурентних нейронних мереж та градієнтного бустингу, які дозволяють враховувати не лише трендові і сезонні компоненти, а й складні нелінійні залежності між параметрами енергоспоживання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Дослідження у сфері прогнозування споживання електроенергії пройшли значну еволюцію протягом останніх десятиліть. Основоположні праці Хіперта та співавторів (2011) [1] заклали теоретичний базис для застосування нейронних мереж у короткостроковому прогнозуванні, проте вже тоді були визначені істотні обмеження цих методів при роботі з нелінійними залежностями.

Подальші дослідження, зокрема роботи Hong та співавторів (2020) [2], продемонстрували суттєві переваги імовірного прогнозування над детерміністичними підходами. Запропоновані ними методики, що поєднують статистичні методи з елементами машинного навчання, дозволили підвищити точність прогнозів на 15-20% порівняно з класичними методами. Варто зазначити, що даний напрям розвивався паралельно з впровадженням інтелектуальних лічильників, що надало дослідникам доступ до даних високої роздільної здатності.

Значний науковий внесок у розвиток методологій прогнозування було зроблено колективом дослідників під керівництвом Hyndman (2018-2022) [3] з Університету Монаша (Австралія), які сконцентрували увагу на розробці комплексних підходів до аналізу даних розумних лічильників. Запропоновані ними методи включають не лише аналіз часових рядів, але й враховують просторові залежності та соціально-економічні фактори.

Останні дослідження в цій галузі демонструють зростаючий інтерес до рекурентних нейронних мереж, зокрема архітектури LSTM та GRU. Ці моделі продемонстрували свою ефективність при моделюванні довгострокових часових залежностей, що є критичним для прогнозування сезонних коливань у споживанні електроенергії. Роботи Rangapuram та колег (2021)

[4] з Amazon Research (США) визначили, що використання LSTM-моделей дозволяє знизити середню абсолютну помилку прогнозу на 8-12% порівняно з традиційними методами.

Необхідно відзначити, що традиційні дослідження у сфері прогнозування електроспоживання поступово зміщуються у напрямку гібридних моделей. Роботи Salinas та співавторів [5] з Amazon Web Services підтверджують ефективність поєднання фізичних моделей енергосистем із методами глибокого навчання, що дозволяє не лише підвищити точність прогнозів, але й забезпечити краще розуміння причинно-наслідкових зв'язків у енергетичних системах.

Значний теоретичний внесок у розуміння властивостей моделей прогнозування зробили дослідження Makridakis [6], які провели масштабне порівняння різних методів прогнозування на стандартизованих наборах даних. Результати їхніх експериментів показали, що складні моделі глибокого навчання не завжди перевершують традиційні статистичні методи, особливо для даних з високою сезонністю та чіткими патернами. Це дослідження підкреслило необхідність ретельного вибору моделі залежно від характеристик конкретного часового ряду та поставленої задачі.

Паралельно розвивалися дослідження методів імовірнісного прогнозування, які замість однієї точкової оцінки надають розподіл можливих значень споживання. Koenker та співавтори [7] з Університету Іллінойса (США) запропонували використання квантільної регресії для моделювання невизначеності прогнозів, що особливо важливо для ринків електроенергії, де точне планування є критичним для балансування попиту та пропозиції.

Формування цілей статті.

Мета статті полягає в аналізі як традиційних статистичних методів, так і сучасних підходів з використанням машинного навчання для прогнозування споживання електроенергії. Завданнями є: визначити переваги та недоліки різних підходів за критеріями точності, надійності та здатності до інтерпретації; систематизувати основні виклики, пов'язані з адаптацією моделей до екстремальних умов; окреслити перспективні напрями розвитку даної галузі, включаючи гібридні моделі та федеративне навчання.

Виклад основного матеріалу дослідження.

Процес прогнозування починається із збору даних, що включають інформацію з розумних лічильників та інших IoT-пристроїв. Застосування методів попередньої обробки, таких як нормалізація, виявлення та видалення аномалій, є критично важливим для підготовки даних до подальшого аналізу. Як показано в роботах Bottieau [8], якісне попереднє опрацювання даних дозволяє зменшити вплив випадкових коливань та підвищити стабільність прогнозних моделей.

Традиційні статистичні методи, такі як ARIMA (авторегресивна інтегрована модель ковзного середнього) та її сезонні варіанти SARIMA, здобули популярність завдяки простоті використання. Вони моделюють значення часового ряду на основі його попередніх значень та помилок прогнозування.

До недоліків вказаних методів відноситься необхідність попереднього оброблення даних та уточнення сезонних компонентів. Проте, завдяки своїй простоті, ARIMA/SARIMA моделі залишаються у використанні там, де обробляються великі обсяги даних та чітко виражені сезонні ефекти.

З розвитком обчислювальних технологій все більшої популярності набувають методи машинного навчання. Рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема їх варіанти LSTM (Long Short-Term Memory) та GRU (Gated Recurrent Units), здатні моделювати часові залежності значно ефективніше.

Гібридні методи, що поєднують статистичні підходи та машинне навчання, дозволяють інтегрувати зовнішні фактори, такі як погодні умови та соціально-економічні показники. Це є особливо важливим, оскільки вплив температури на енергоспоживання є показовим, демонструючи U-подібну залежність. Мінімальне споживання спостерігається в зоні комфорту, тоді як при екстремальних температурах відбувається різке зростання. Ця залежність графічно представлена на рисунку 1.

Порівняння точності різних моделей часто демонструє перевагу гібридних підходів. На порівняльній діаграмі (рис. 2) показано значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для моделей ARIMA, SARIMA, LSTM, GRU та гібридної моделі. Як видно з діаграми, гібридна модель показала найменше значення похибки, що підтверджує ефективність комбінування різних підходів.

Для кількісної оцінки якості моделей використовуються стандартні метрики. До основних метрик, що використовуються для оцінки, входять середня абсолютна помилка (MAE), середня квадратична помилка (MSE) та корінь із середньої квадратичної помилки (RMSE).

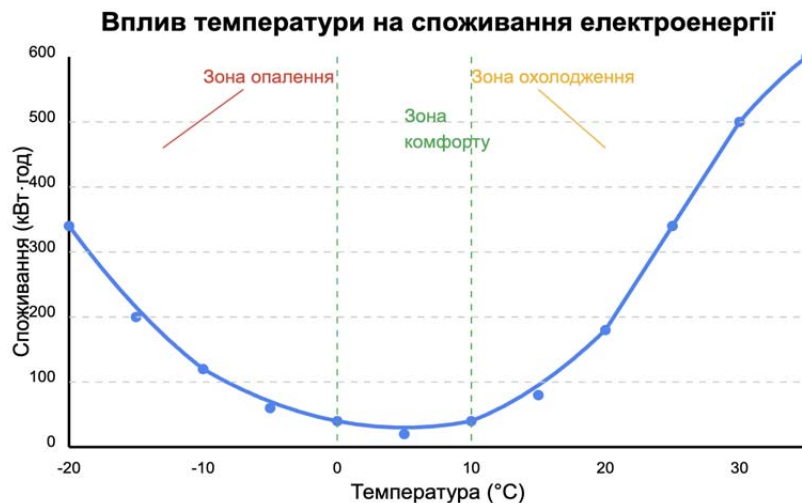


Рисунок 1 – Графік залежності від впливу зовнішніх факторів отриманий за допомогою гібридної моделі та IOT пристроїв
 Figure 1 – Graph of dependence on the influence of external factors obtained using a hybrid model and IOT devices

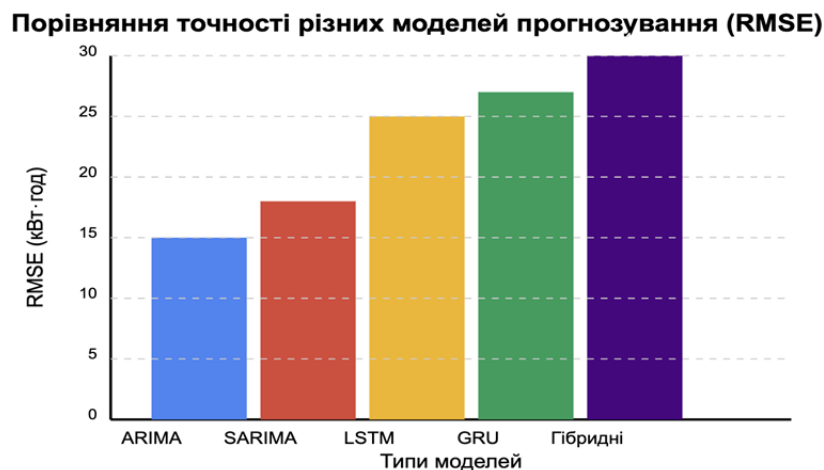


Рисунок 2 – Порівняльна діаграма точності моделей
 Figure 2 – Comparative chart of model accuracy

Українські наукові школи зробили значний внесок у розвиток методів прогнозування електроспоживання, особливо в контексті специфічних умов вітчизняної енергосистеми. Дослідження, проведені в Інституті електродинаміки НАН України під керівництвом академіка Кириленка О.В. [10], зосереджені на розробці адаптивних моделей прогнозування, які враховують нестабільність енергетичного ринку України та структурні зміни в енергетичному секторі.

Велику увагу українські дослідники приділяють проблемам адаптації моделей прогнозування до умов надзвичайних ситуацій. Дослідження Блінова І.В. та Паруса Є.В. [11] присвячені розробці методів прогнозування електроспоживання в умовах значних зовнішніх впливів, включаючи воєнні дії та надзвичайні ситуації. Їхні роботи демонструють ефективність використання ансамблевих методів машинного навчання для забезпечення стабільності прогнозів в умовах невизначеності.

Важливим напрямком досліджень в Україні є також інтеграція прогнозних моделей у системи управління енергоспоживанням. Роботи Терещенко Т.О. та співавторів [12] зосереджені на розробці інтегрованих систем, що поєднують методи прогнозування з алгоритмами оптимізації розподілу енергоресурсів. Запропоновані ними рішення дозволяють не лише прогнозувати споживання, але й оптимізувати режими роботи енергетичного обладнання, що має критичне значення в умовах обмеженості ресурсів.

Науковці національного університету "Львівська політехніка" розробили методики застосування федеративного навчання для прогнозування енергоспоживання в умовах обмеженого

доступу до даних. Їхні дослідження представляють особливий інтерес, оскільки дозволяють забезпечити конфіденційність даних при збереженні високої точності прогнозів.

Практичним аспектам впровадження моделей прогнозування в умовах обмежених ресурсів та специфічних вимог енергетичного сектору України присвячені роботи Мислюка Ю.В. та Панченка В.М. [13]. В них розроблені методи прогнозування для малих енергетичних систем з високою часткою відновлюваних джерел енергії, що особливо актуально в контексті енергетичного переходу та декарбонізації економіки України.

Дослідження, проведені в Харківському національному університеті радіоелектроніки, зосереджені на застосуванні методів глибокого навчання для передбачення використання електроенергії промисловими підприємствами. Роботи Єлісєєвої О.К. та співавторів [9] показують ефективність використання комбінації CNN та LSTM мереж для аналізу часових рядів енергоспоживання з врахуванням виробничих циклів та зовнішніх чинників.

Висновки і перспективи подальших досліджень.

Попри достатньо високу точність прогнозів, моделі на базі глибокого навчання стикаються з проблемою інтерпретованості. Властивість інтерпретованості полягає у здатності моделі обґрунтовувати, як і чому вона приймає те чи інше рішення. Інакше кажучи, це про прозорість внутрішньої логіки моделі для людини. Незважаючи на застосування технік візуалізації та аналізу важливості вхідних ознак, загальна природа «чорних скриньок» залишається нерозв'язаною проблемою. Розробка інтерпретованих моделей, здатних пояснювати прийняті рішення, є важливим напрямом для майбутніх досліджень.

Дослідження Makridakis та співавторів [6] підкреслюють необхідність розробки моделей, що є інтерпретованими за своєю природою, а не лише доповненими поясненнями постфактум. Вони пропонують використання моделей на основі правил та оптимальних дерев рішень, які забезпечують прозорість процесу прогнозування при збереженні прийнятної точності.

Інтерпретованість моделей набуває особливого значення в контексті регуляторних вимог та забезпечення довіри до систем прогнозування. Енергетичні компанії та мережеві оператори часто не можуть прийняти рішення на основі прогнозів, якщо не розуміють, як ці прогнози були отримані. Тому розробка методів пояснення результатів моделей глибокого навчання та створення гібридних інтерпретованих архітектур є критично важливими для практичного впровадження передових методів прогнозування.

Сучасні моделі аналізу даних зазвичай розробляються для стабільних умов роботи енергосистем. Проте несподівані зміни, такі як воєнні дії, стихійні лиха або кібератаки, можуть призводити до різких змін у патернах споживання. Важливо розробляти адаптивні моделі, які здатні переключатися між режимами «нормального» та «кризового» функціонування, інтегруючи механізми виявлення аномалій в рамках прогнозних алгоритмів.

Аналіз сучасних досліджень дозволяє стверджувати, що розвиток методів прогнозування електроспоживання відбувається у напрямку інтеграції різних підходів та технологій, з особливим акцентом на адаптивність, інтерпретованість та здатність функціонувати в умовах невизначеності. Еволюція методів моделювання електроспоживання характеризується переходом до комплексних рішень та мультимодальних підходів з пріоритетом на ефективність обчислень, робастність (стійкість) моделей та можливість інтеграції різномірних джерел даних в єдину аналітичну систему. Очевидним також є перехід від ізольованих моделей до інтегрованих систем, що поєднують різні підходи та враховують широкий спектр факторів.

Перспективними напрямками подальших досліджень є:

1. Розробка мультимодальних моделей, що інтегрують дані різних типів та з різних джерел. Такі моделі дозволять не лише підвищити точність прогнозів, але й забезпечать краще розуміння факторів, що впливають на енергоспоживання.

2. Впровадження методів федеративного навчання, що дозволить використовувати розподілені дані без порушення приватності та конфіденційності. Це особливо актуально в контексті розвитку розумних мереж та систем розподіленої генерації.

3. Розробка інтерпретованих моделей глибокого навчання, які забезпечать не лише високу точність прогнозів, але й дозволять зрозуміти внутрішню логіку прийняття рішень. Це критично важливо для впровадження таких моделей у виробничі процеси.

4. Створення адаптивних систем, здатних функціонувати в умовах значних структурних змін в енергетичному секторі, що є особливо актуальним у контексті переходу до відновлюваних джерел енергії та декарбонізації економіки.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Hippert H. S., Pedreira C. E., Souza R. C. Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2011. Vol. 26, No. 1. P. 44–55.
2. Hong T., Pinson P., Fan S. Global energy forecasting competition 2014. *International Journal of Forecasting*. 2020. Vol. 36, No. 3. P. 820–838.
3. Hyndman R. J., Liu X. A., Koehler A. B. Dynamic time warping averaging of time series allows faster and more accurate classification. *IEEE International Conference on Data Mining*. 2018. P. 470–479.
4. Rangapuram S. S., Seeger M. W., Gasthaus J., Stella L., Wang Y., Januschowski T. Deep state space models for time series forecasting. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2021. Vol. 31. P. 7785–7794.
5. Salinas D., Flunkert V., Gasthaus J., Januschowski T. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks. *International Journal of Forecasting*. 2022. Vol. 38, No. 3. P. 1181–1196.
6. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*. 2023. Vol. 13, No. P. 22–30.
7. Koenker R., Bassett G. Quantile regression. *Econometrica*. 2019. Vol. 46, No. 1. P. 33–50.
8. Bottiau J., Hubert L., Mercier Z., Sebastien D., Vallee F. Metaheuristic scheduling of the last mile in smart cities. *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2020. Vol. 11, No. 1. P. 16–26.
9. Єлісеєва О. К., Гринько А. П., Велигура А. В. Прогнозування енергоспоживання промислових підприємств за допомогою глибинних нейронних мереж. *Вісник ХНУРЕ*. 2022. № 4. С. 56–64.
10. Кириленко О. В., Блінов І. В., Парус Є. В. Методи прогнозування режимів електроспоживання в умовах енергоринку України. *Технічна електродинаміка*. 2022. № 3. С. 59–67.
11. Блінов І. В., Парус Є. В. Застосування ансамблевих методів прогнозування електроспоживання в умовах невизначеності. *Праці Інституту електродинаміки НАН України*. 2022. № 60. С. 5–13.
12. Терещенко Т. О., Ямненко Ю. С., Клепач Л. Є. Інтегрована система прогнозування та управління режимами електроспоживання. *Електроніка та зв'язок*. 2021. Т. 95, № 4. С. 17–25.
13. Мислюк Ю. В., Панченко В. М. Прогнозування навантаження для малих енергетичних систем з відновлюваними джерелами енергії. *Відновлювана енергетика*. 2021. № 1. С. 26–34.

REFERENCES

1. Hippert, H. S., Pedreira, C. E., & Souza, R. C. (2011). Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 26(1), 44–55. [in English].
2. Hong, T., Pinson, P., & Fan, S. (2020). Global energy forecasting competition 2014. *International Journal of Forecasting*, 36(3), 820–838. [in English].
3. Hyndman, R. J., Liu, X. A., & Koehler, A. B. (2018). Dynamic time warping averaging of time series allows faster and more accurate classification. *IEEE International Conference on Data Mining*, 470–479. [in English].
4. Rangapuram, S. S., Seeger, M. W., Gasthaus, J., Stella, L., Wang, Y., & Januschowski, T. (2021). Deep state space models for time series forecasting. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 31, 7785–7794. [in English].
5. Salinas, D., Flunkert, V., Gasthaus, J., & Januschowski, T. (2022). DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 1181–1196. [in English].
6. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2023). Statistical and machine learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLoS ONE*, 13, 22–30. [in English].
7. Koenker, R., & Bassett, G. (2019). Quantile regression. *Econometrica*, 46(1), 33–50. [in English].
8. Bottiau, J., Hubert, L., Mercier, Z., Sebastien, D., & Vallee, F. (2020). Metaheuristic scheduling of the last mile in smart cities. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(1), 16–26. [in English].
9. Yeliseieva, O. K., Hrynko, A. P., & Velyhura, A. V. (2022). Prohnozuvannia enerhospozhyvannia promyslovykh pidpriemstv za dopomohoiu hlybynykh neironnykh merezh [Forecasting of energy consumption of industrial enterprises using deep neural networks]. *Visnyk KhNURE - Bulletin of KNURE*, 4, 56–64. [in Ukrainian].
10. Kyrylenko, O. V., Blinov, I. V., & Parus, Ye. V. (2022). Metody prohnozuvannia rezhymiv elektrospozhyvannia v umovakh enerhorynku Ukrainy [Methods for forecasting electricity consumption

modes in the conditions of the energy market of Ukraine]. *Tekhnichna elektrodynamika - Technical Electrodynamics*, 3, 59–67. [in Ukrainian].

11. Blinov, I. V., & Parus, Ye. V. (2022). Zastosuvannya ansamblevykh metodiv prohnozuvannya elektrospozhyvannya v umovakh nevyznachenosti [Application of ensemble methods for electricity consumption forecasting under uncertainty]. *Pratsi Instytutu elektrodynamiky NAN Ukrainy - Proceedings of the Institute of Electrodynamics of the National Academy of Sciences of Ukraine*, 60, 5–13. [in Ukrainian].

12. Tereshchenko, T. O., Yamnenko, Yu. S., & Klepach, L. Ye. (2021). Intehrovana systema prohnozuvannya ta upravlinnia rezhymamy elektrospozhyvannya [Integrated system for forecasting and managing electricity consumption modes]. *Elektronika ta zviazok - Electronics and Communication*, 95(4), 17–25. [in Ukrainian].

13. Mysliuk, Yu. V., & Panchenko, V. M. (2021). Prohnozuvannya navantazhennia dlia malykh enerhetychnykh system z vidnovliuvanymy dzherelamy enerhii [Load forecasting for small energy systems with renewable energy sources]. *Vidnovliuvana enerhetyka - Renewable Energy*, 1, 26–34. [in Ukrainian].

РЕФЕРАТ

Миськів С.Б., Вітер М.Б. Аналіз підходів комп'ютерного моделювання та прогнозування даних споживання електроенергії // Вісник Національного транспортного університету. Серія «Технічні науки». Науковий, науково-виробничий журнал. – К.: НТУ, 2025. – Вип. 1 (60).

У статті проведено комплексний аналіз методів комп'ютерного моделювання та прогнозування споживання електроенергії, що є критично важливим для забезпечення стабільності та ефективності сучасних енергосистем, особливо в умовах економічної та геополітичної нестабільності.

Об'єкт дослідження – процеси та методи прогнозування споживання електроенергії.

Мета роботи – систематизація, аналіз та порівняння традиційних статистичних підходів (ARIMA, SARIMA) та сучасних методів машинного навчання (LSTM, GRU, ансамблеві моделі) для прогнозування електроспоживання, а також визначення перспективних напрямів досліджень.

Методи дослідження – для досягнення поставленої мети використано методи системного аналізу, моделювання, прогнозування, порівняльного аналізу, узагальнення отриманих даних.

У роботі детально розглянуто переваги та недоліки різних класів моделей. Статистичні методи, хоч і є простими в реалізації, мають обмеження при роботі з нелінійними залежностями. Натомість, моделі машинного навчання, зокрема рекурентні нейронні мережі, демонструють значно вищу точність завдяки здатності враховувати складні часові патерни. Особливу увагу приділено гібридним моделям, що поєднують сильні сторони обох підходів. Окремо описано внесок українських наукових шкіл у розробку адаптивних моделей для кризових умов.

Прогнозні припущення щодо розвитку об'єкта дослідження включають подальший розвиток мультимодальних та інтерпретованих моделей (Explainable AI), впровадження федеративного навчання для роботи з конфіденційними даними та створення систем, адаптивних до переходу на відновлювані джерела енергії.

Результати статті можуть бути корисними для науковців і спеціалістів енергетичної галузі при виборі засобів прогнозування, а також енергетичним компаніям для підвищення точності планування, оптимізації роботи мереж та зниження витрат. Результати даного аналізу можуть бути використані в освітньому процесі при підготовці фахівців відповідних спеціальностей.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ПРОГНОЗУВАННЯ СПОЖИВАННЯ ЕЛЕКТРОЕНЕРГІЇ, КОМП'ЮТЕРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, СТАТИСТИЧНІ МОДЕЛІ, ГІБРИДНІ МОДЕЛІ, ЕНЕРГЕТИЧНІ СИСТЕМИ.

ABSTRACT

Myskiv S.B., Viter M.B. Analysis of approaches to computer modeling and forecasting of electricity consumption data. Analysis and business planning of the functioning of the Kyiv-Odesa highway on a paid and free basis. Visnyk National Transport University. Series «Technical sciences». Scientific, scientific and industrial journal. – K.: NTU, 2025. – Issue 1 (60).

This article provides a comprehensive analysis of methods for computer modeling and forecasting of electricity consumption, which is critically important for ensuring the stability and efficiency of modern energy systems, especially in conditions of economic and geopolitical instability.

The object of the study is the processes and methods for forecasting time series of electricity consumption.

The purpose of the study is to systematize, analyze, and compare traditional statistical approaches (ARIMA, SARIMA) and modern machine learning methods (LSTM, GRU, ensemble models) for electricity consumption forecasting, as well as to identify promising research directions.

Methods of the study – to achieve this goal, methods of system analysis, comparative analysis, generalization, and synthesis of scientific publications were used.

The paper details the advantages and disadvantages of different model classes. Statistical methods, while simple to implement, have limitations when dealing with non-linear dependencies. In contrast, machine learning models, particularly recurrent neural networks, demonstrate significantly higher accuracy due to their ability to capture complex temporal patterns. Special attention is given to hybrid models that combine the strengths of both approaches and to the contribution of Ukrainian scientific schools in developing adaptive models for crisis conditions.

The results of the article can be used by energy companies to improve planning accuracy, optimize network operations, and reduce costs. The results can also be implemented in the educational process for training specialists in the fields of energy and computer science.

Forecast assumptions regarding the development of the research object include the further development of multimodal and interpretable models (Explainable AI), the implementation of federated learning for working with confidential data, and the creation of systems adaptive to the transition to renewable energy sources.

KEY WORDS: ELECTRICITY CONSUMPTION FORECASTING, COMPUTER MODELING, MACHINE LEARNING, STATISTICAL MODELS, HYBRID MODELS, ENERGY SYSTEMS.

АВТОРИ:

Миськів Сергій Богданович, аспірант, Національний транспортний університет, Київ, Україна, e-mail: sergii.myskiv@gmail.com, orcid.org/0009-0003-3775-9678

Вітер Михайло Богданович, кандидат фізико-математичних наук, доцент, Національний транспортний університет, професор кафедри інформаційних систем і технологій, e-mail: mbviter@gmail.com, orcid.org/0000-0003-4109-005X.

AUTHORS:

Myskiv Serhii, PhD student, National Transport University, Kyiv, Ukraine, e-mail: sergii.myskiv@gmail.com, orcid.org/0009-0003-3775-9678

Viter Mykhailo, candidate of physical and mathematical sciences, associate professor, National Transport University, professor of the Department of information systems and technologies, e-mail: mbviter@gmail.com, orcid.org/0000-0003-4109-005X.

РЕЦЕНЗЕНТИ:

Грибков С. В., доктор технічних наук, професор, Національний університет харчових технологій, завідувач кафедри інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки, Київ, Україна.

Зубрецька Н. А., доктор технічних наук, професор. Національний транспортний університет, професор кафедри інформаційних систем і технологій, Київ, Україна.

REVIEWERS:

Gribkov S. V., doctor of technical sciences, professor, National University of Food Technologies, head of the Department of Information Technologies, Artificial Intelligence and Cybersecurity, Kyiv, Ukraine.

Zubretska N. A., doctor of technical sciences, professor. National Transport University, Professor of the Department of Information Systems and Technologies, Kyiv, Ukraine.