

4. Digital Transformation in Ukrainian Agriculture: Current Adoption Rates and Growth Drivers. URL: <https://good-time-invest.com/blog/digital-transformation-in-ukrainian-agriculture-current-adoption-rates-and-growth-drivers>
5. AgTech Ukraine 2030: стратегічний звіт про розвиток ринку технологій. AgTech.ua. 2025. URL: <https://agtech.ua/reports>
6. Як Ізраїль використав наукові інновації для подолання водної кризи. URL: <https://unpacked.media/how-israel-used-scientific-innovation-to-beat-its-water-crisis/>
7. Realising digital opportunities in agriculture requires a data infrastructure: Digital Opportunities for Better Agricultural Policies - OECD. URL: https://www.oecd.org/en/publications/digital-opportunities-for-better-agricultural-policies_571a0812-en/full-report/component-11.html

Любаренко Г.О.,
здобувач освіти, ОНП «Економіка», 2 курс,
Науковий керівник: Бажал Ю.М.,
д.е.н., професор, професор кафедри економічної теорії,
Національний університет «Києво-Могилянська академія»

ВПЛИВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ НА ЦИФРОВУ ТРАНСФОРМАЦІЮ ІНФРАСТРУКТУРИ В ЕНЕРГЕТИЧНОМУ СЕКТОРІ

Енергетичний сектор сьогодні – це сектор, у якому старе змагається з новим, або ж як відновлювальні джерела енергетики (ВДЕ) виборюють своє місце під сонцем серед традиційних джерел. Безпрецедентні зміни в енергетичному секторі, пов’язані перш за все з розвитком зеленої економіки та зростанням загального світового попиту на електроенергію, висувають нові виклики енергетичному сектору[1]. На нашу думку, саме інноваційний розвиток може протистояти цим викликам. Особливу роль у вирішенні цієї проблеми буде відігравати застосування штучного інтелекту.

Розвиток технологій штучного інтелекту суттєво змінює підходи до управління, моніторингу та оптимізації процесів у енергетичному секторі. Це конвергує технології цифровізації та енергетичний сектор через утворення численних ніш кооперації цих двох сфер – від прогнозування попиту та оптимізації розподілу енергії до моніторингу стану обладнання й автоматизованого управління розумними мережами (*Smart Grids*). Попри значний потенціал технологій штучного інтелекту (ШІ) у прискоренні енергетичного зеленого переходу та підвищенні ефективності управління енергосистемами, його впровадження супроводжується низкою системних проблем. Існуючі дослідження вказують, що традиційні методи машинного навчання мають труднощі із підсумовуванням, інтеграцією гетерогенних даних та контекстною обробкою при застосуванні в енергетиці [2]. Не менш важливою проблемою є високі капітальні витрати на цифровізацію та інтеграцію з існуючою застарілою інфраструктурою галузі. Це також гальмує процес її зеленого переходу. Ще однією проблемою є відсутність чітких нормативно-правових рамок для використання ШІ у критичній інфраструктурі у всіх країнах, окрім ЄС, що створює юридичну невизначеність та підвищує ризики безпеки й відповідальності [3]. Таким чином, постає дослідницьке завдання: як забезпечити ефективне, безпечне та економічно доцільне впровадження ШІ в енергетичний сектор для підтримки переходу до сталої, гнучкої та децентралізованої енергетики? Дане дослідження присвячене аналізу цих питань і формулюванню відповідних практичних рекомендацій для вирішення зазначених проблем.

Зростання світового попиту на електроенергію відбулось в процесі відновлення економік багатьох країн після пандемії, яка збільшила технологічні потреби в процесах охолодження, а також через зростання середніх температур клімату на планеті. Не в останню чергу збільшення попиту на електроенергію обумовлено сучасним стрімким розвитком цифровізації. На рисунку 1

можна побачити діаграму споживання викопного палива, яка також охоплює періоди економічних криз 2009 та 2020 років відповідно. Вона демонструє, що споживання палива зростає і ще й прискореними темпами - по 1% за рік, незалежно від типу. Попит за 2024 рік на електроенергію зріс на 4,3%, причому значну роль відіграла електрифікація транспорту, промисловості, кондиціонування та розвиток дата центрів для ІІІ [4].

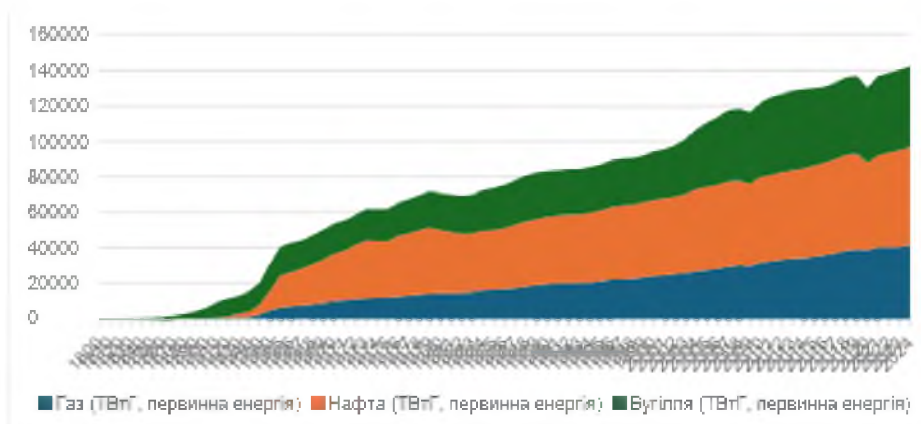


Рис 1. Світове споживання викопного палива виміряна у ТВт·год. (Терават-годин) [3]

Варто відзначити, що відновлювальні джерела енергії (ВДЕ) відіграли ключову роль у задоволенні зростаючого попиту на електроенергію у 2024 році, коли у світі було додано близько 700 гігават нових потужностей відновлюваної енергії, за прогнозними даними у 2025 році ВДЕ досягнуть частки у 40% загальної генерації [4].

Глобальний «енергетичний ІІІ парадокс». Серед нових викликів для науки і практики в енергетичному секторі став т. з. «енергетичний ІІІ парадокс», який полягає у тому, що ІІІ одночасно збільшує попит на електроенергію та пропонує інструменти для зменшення енергоспоживання. На рисунку 2 можна побачити, що за 2024 рік споживання енергії дата центрами було на рівні 415 ТВт·год. з прогнозованою перспективою різкого зростання.

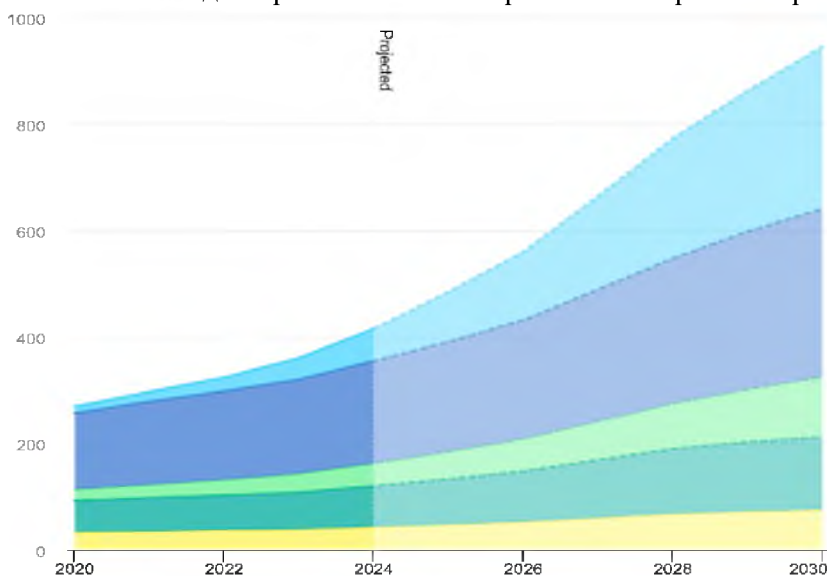


Рис . 2 Світове споживання електроенергії у 2020-2030 рр. центрами обробки даних за видами обладнання, після 2024 року - базовий сценарний прогноз [5]

(Блакитним кольором позначено – прискорені сервери; синім кольором позначено - звичайні сервери; зеленим кольором позначено - інше ІТ-обладнання; темно зеленим кольором позначено - охолодження; жовтим кольором позначено - інша інфраструктура)

У базовому сценарії міжнародної енергетичної агенції (англ. IEA) прогнозується, що до 2030 року споживання електроенергії дата-центрами подвоїться й сягне близько 945 ТВт·год, тобто майже 3% від загального світового споживання електроенергії [5]. Проведений аналіз показує, хоча щорічне зростання споживання у цьому секторі становить приблизно 15%, частка дата-центрів у глобальному попиті на електроенергію сильно не зміниться. З іншого боку, Google, а саме DeepMind AI, оптимізує роботу охолоджувальних установок у дата центрах, які є одним з головних статей в енергозатратах та досягли покращення у 40% [6]. Проведений аналіз прикладів застосування ШІ та його імплементації у енергетику показав, що ці кейси вже в найближчому майбутньому будуть диктувати правила гри на енергоринку. Нами були проаналізовані такі кейси економічних ефектів застосування ШІ:

Прогнозування відмов обладнання (predictive maintenance). У цьому напрямі ШІ-алгоритми аналізують дані сенсорів (вібрації, температура, тиск, струми), щоб передбачити поломки обладнання та уникнути аварій. За звітом Zaptech Group: на сонячній станції потужністю 75 МВт застосований цифровий двійник (digital twin), який моніторить температуру інверторів та вихідний струм і у ході його роботи як двійника було досягнуто точність виявлення аномалій у 94 % і локалізації несправностей у 98 % [6]. У свою чергу, така оптимізація, знизилася простої на 47 % та заощадило приблизно 425 тис. доларів на рік [6]. Також очікується, що ринок ШІ у прогнозуванні відмов у енергетиці в 2024 році оцінювався в 1,8 млрд доларів США і може досягти 12,4 млрд доларів США до 2033 р. [7]. Вже зараз General Electric застосовує ШІ для моніторингу та діагностики обладнання своїх електростанцій [1]. Використання ШІ для моніторингу та прогнозування стану актива стимулює перехід від реактивного до проактивного обслуговування, що підвищує надійність енергосистем, підвищує швидкість реагування та ремонту і у подальшому знижує витрати на обслуговування.

Прогнозування виробництва у ВДЕ. ШІ-моделі машинного навчання застосовуються для прогнозування виробництва ВДЕ з урахуванням погодних умов, вітру, даних SCADA тощо. Також ШІ все частіше використовується в розробці вітрових турбін, приносячи інновації та вдосконалення в різні аспекти процесу, що призводить до більш ефективних і адаптивних енергетичних систем [8]. В енергетиці ШІ використовується для прогнозування виробленої електроенергії з вітрових турбін. Також моделі ШІ дозволяють підвищити точність прогнозів виробництва сонячної енергії, що є критично важливим для інтеграції ВДЕ в мережу [9]. Завдяки більш точним прогнозам генерації від ВДЕ у подальшому можливе ефективніше планування, балансування мережі та зменшення ризиків від непостійності застосування ресурсів і у свою чергу підвищення енергетичної безпеки.

Розумні будівлі та управління системами кондиціювання. У цьому напрямі ШІ застосовується для оптимізації споживання енергії в будівлях, управління системами HVAC (опалення, вентиляція і кондиціювання), освітлення, інтеграції відновлювальних джерел, участі в програмах попиту-реагування (demand response). Близько 40 % технологій у сфері кондиціювання мають експериментально підтверджений ефект енергозбереження, тоді як 60 % залишаються на етапі моделювання або прототипів [10]. Також у більшості випадків, а саме 50%, це стосувалось малих будівель а не промислових об'єктів. І на нашу думку, це свідчить про те, що технології ШІ наразі перебувають на етапі апробації та поступового масштабування. Але з іншого боку, одним із ключових бар'єрів масштабування є обмежений доступ до якісних та стандартизованих баз даних про споживання енергії, що ускладнює навчання відповідних моделей ШІ. Отже, застосування ШІ у сфері енергоефективності будівель демонструє значний потенціал для зниження енергоспоживання та підвищення стабільності систем, однак технології ще не досягли стадії повної зрілості. Для переходу від експериментальних рішень до промислового масштабу необхідно розв'язати проблему доступу до якісних даних, розширити базу реальних кейсів і забезпечити інтеграцію ШІ-систем у різні типи будівель. Саме це визначатиме успіх подальшої цифрової трансформації енергетичної інфраструктури.

Динамічне формування цін на електроенергію. ШІ-алгоритми застосовуються для прогнозування цін на електроенергію та встановлення гнучких тарифів у режимі реального часу. Було проведено дослідження, внаслідок якого визначено, що моделі штучного інтелекту

мають значно вищу точність прогнозування цін у порівнянні з традиційними методами [11]. Крім того, моделі глибокого навчання ефективно інтегрують погодні, ринкові та зовнішні дані для прогнозування цін. Внаслідок цього прогнози стають точнішими та гнучкішими у моделюванні. Динамічне ціноутворення за допомогою ІІІ дає змогу оперативно реагувати на зміну попиту і пропозиції, оптимізувати тарифи та покращувати економічну ефективність системи. У свою чергу це також має непрямий вплив, адже LLM дають можливості зробити процеси більш прозорими для регуляторів та аудиту.

Аналіз представлених у дослідженні кейсів застосування ІІІ в енергетиці дозволяє зробити висновок, що впровадження алгоритмів ІІІ на підприємствах і в технологіях електроенергетичної галузі є економічно ефективним, у першу чергу, через збільшення енергозбереження та оптимізацію діючих технологічних процесів електрогенеруючих підприємств. Проте аналіз показує і наявність низки системних проблем, пов'язаних з можливим дисбалансом виробництва і споживання електроенергії та зі специфікою реалізації економічної та технологічної політики «зеленого переходу», які можуть створювати в системі управління економікою інституційні виклики. Для подолання зазначених проблем автором запропоновані наступні рекомендації. Перше - це удосконалення системи і принципів стандартизації та правил функціонування банків даних для застосування ІІІ. Друге - розширити практику і сферу оперування відкритими даними в електроенергетичній галузі, адже одним із ключових бар'єрів ефективного застосування ІІІ є фрагментованість і закритість даних. Вирішення цієї проблеми може відбуватись через запровадження відкритих стандартів обміну даними, на кшталт EU Data Act та стимулювання енергетичних компаній до відкриття анонімізованих масивів даних для досліджень і тренування моделей ІІІ. Це допоможе зменшити кількість галюцинацій у ІІІ і забезпечить більш якісне навчання моделей та масштабування інновацій. Третє - необхідно збільшити інвестиції в цифрову інфраструктуру всіх зацікавлених стейкхолдерів, підтримуючи і стимулюючи державно-приватне партнерство для спільного фінансування цифровізації енергетики. Четверте - необхідно активізувати державну підтримку реалізації інноваційного проекту, орієнтованого на місію, зі створення Української великої мовної моделі (LLM), якій, до речі, було вже визначено назву – «Сяйво» за допомогою опитування в Дії [12]. З огляду на прийняття EU AI Act, питання нормативного регулювання ІІІ в енергетиці переходить у площину управління високими ризиками. Оскільки енергомережі визнані критичною інфраструктурою, впровадження ІІІ потребує не лише технічної ефективності, а й суворой відповідності вимогам щодо якості даних, кіберстійкості, згідно з директивою NIS2, та прозорості алгоритмів.

Щодо напрямів подальших досліджень цієї тематики, можна звернути увагу на зростаючу актуальність проблеми оптимізації енергоспоживання самих ІІІ-технологій та необхідність розробок принципів і механізмів стимулювання переходу дата-центрів, пов'язаних з відновлюваними джерелами енергії, на розробку більш енергоефективних алгоритмів використання ІІІ. Отже, ефективне впровадження ІІІ в енергетичному секторі можливе лише за умови поєднання технологічних інновацій із правовою та інфраструктурною підтримкою. Лише комплексна стратегія, спрямована на відкритість даних, розвиток безпечних алгоритмів та створення сприятливого регуляторного середовища, дозволить ІІІ стати рушійною силою зеленого та економічно ефективного енергетичного переходу.

Список використаних джерел:

1. Походенко Б. О. Практичне застосування технологій штучного інтелекту в енергетичному секторі // *Процеси цифровізації екосистем* : матеріали міжнар. наук. конф. С. 165. URL: <https://lnk.ua/uGl69sECI> (дата звернення: 03.11.2025).
2. Antonesi G. et al. From Transformers to Large Language Models: A systematic review of AI applications in the energy sector towards Agentic Digital Twins : препринт arXiv:2506.06359. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2506.06359> (дата звернення: 03.11.2025).
3. Jørgensen B. N., Ma Z. G. Regulating AI in the Energy Sector: A Scoping Review of EU Laws, Challenges, and Global Perspectives // *Energies*. 2025. Vol. 18, № 9. Ст. 2359. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/9/2359> (дата звернення: 03.11.2025).

4. Igini M. Historic Global Growth of Renewables Set to Outpace Countries' 2030 Targets But Fall Short of COP28 Tripling Goal, IEA Says // *Earth.Org*. 2024. URL: <https://earth.org/historic-global-growth-of-renewables-set-to-outpace-countries-2030-targets-but-fall-short-of-cop28-tripling-goal-iea-says/> (дата звернення: 03.11.2025).
5. IEA. Global data centre electricity consumption, by equipment, Base Case, 2020-2030. Paris : IEA, 2025. URL: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/global-data-centre-electricity-consumption-by-equipment-base-case-2020-2030> (дата звернення: 03.11.2025).
6. Evans R., Gao J. DeepMind AI Reduces Google Data Centre Cooling Bill by 40%. 2016. URL: <https://deepmind.google/blog/deepmind-ai-reduces-google-data-centre-cooling-bill-by-40/> (дата звернення: 03.11.2025).
7. Zaptech Group. Energy AI Ecosystems: Comprehensive Industry Report. 2025. URL: <https://zaptechgroup.com/industry-reports/energy-ai-ecosystems-comprehensive-industry-report/> (дата звернення: 03.11.2025).
8. Bošnjaković M., Martinović M., Đokić K. Application of Artificial Intelligence in Wind Power Systems // *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, № 5. Ст. 2443. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15052443>.
9. AI-based forecasting for optimised solar energy management and smart grid efficiency / P. Bouquet et al. // *International Journal of Production Research*. 2023. Vol. 62, № 13. P. 4623–4644. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2269565>.
10. Lee D., Chen L. Sustainable Air-Conditioning Systems Enabled by Artificial Intelligence: Research Status, Enterprise Patent Analysis, and Future Prospects // *Sustainability*. 2022. Vol. 14, № 12. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14127514>.
11. Heidarpanah M., Hooshyaripor F., Fazeli M. Daily electricity price forecasting using artificial intelligence models in the Iranian electricity market // *Energy*. 2023. Vol. 263. DOI: 10.1016/j.energy.2022.126011. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544222028973> (дата звернення: 03.11.2025).
12. Сяйво — українці обрали назву для національної LLM // *Міністерство цифрової трансформації України* : сайт. URL: <https://thedigital.gov.ua/news/technologies/siayvo-ukravintsi-obraly-nazvu-dlia-natsionalnovi-llm> (дата звернення: 03.04.2026).

Масловська Є. М.,
здобувачка ОПП «Фінанси, банківська справа та страхування», 4 курс,
Науковий керівник: Кудренко Н. В.,
к.е.н., доцент, доцент кафедри фінансів,
Національний університет «Києво-Могилянська академія»

АУДИТ КРЕДИТНОГО РИЗИКУ БАНКІВ В УКРАЇНІ В СУЧАСНИХ УМОВАХ

В умовах триваючого воєнного стану та макроекономічної нестабільності в Україні питання аудиту кредитного ризику банків набуває особливої гостроти. Погіршення платоспроможності позичальників безпосередньо призводить до зростання ризику неповернення коштів. Статистичні дані підтверджують критичність ситуації: лише протягом 2022 року частка непрацюючих кредитів (NPL) зросла з 27,3% до 38,1%[6]. Згідно з оцінкою стійкості НБУ (Resilience Assessment 2025), за несприятливого сценарію частка дефолтних кредитів може сягнути 43%, що потребуватиме додаткового формування пруденційних резервів на суму близько 74 млрд грн [5].

Застосування МСФЗ 9 (IFRS 9) передбачає, що оцінка очікуваних кредитних збитків (ECL) має бути прогнозною та ймовірно-зваженою [1] Проте в сучасних українських реаліях якість фінансової звітності банків критично залежить від коректності обраних моделей та припущень. Звіт НБУ про фінансову стабільність (2024) вказує на те, що банки повільно коригують рівень резервування, а частка кредитів «другої стадії» (Stage 2) залишається вищою за довоєнний рівень,