

УДК 338.2:004

DOI: 10.60022/2(2)-5S

Приварникова Ірина Юліївна

кандидат економічних наук, доцент

доцент кафедри маркетингу та міжнародного менеджменту

Дніпровський національний університету імені Олеся Гончара, Україна

Privarnikova Irina

Candidate of Economic Sciences

Associate Professor of the Department of Department of Marketing and International Management

Oles Honchar Dnipro National University, Ukraine

ORCID: 0000-0001-7022-7946

Сердюков Марк Віталійович

здобувач першого (бакалаврського) рівня вищої освіти, спеціальність 073 «Менеджмент»

Дніпровський національний університету імені Олеся Гончара, Україна

Serdiukov Mark

higher education applicant at the first (Bachelor's) level

Oles Honchar Dnipro National University, Ukraine

ORCID: 0009-0003-8183-3951

ЕКОЛОГІЧНІ НАСЛІДКИ ЦИФРОВІЗАЦІЇ ЗОВНІШНЬОЕКОНОМІЧНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ: ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ТА ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ

Анотація. У статті досліджено екологічні наслідки цифровізації зовнішньоекономічної діяльності (ЗЕД), зокрема вплив впровадження штучного інтелекту (ШІ) на енергоспоживання та викиди парникових газів. Проаналізовано енергетичні витрати, пов'язані з навчанням і використанням великих мовних моделей (LLM), таких як BERT, GPT-3 та GPT-4, а також основні джерела енергоспоживання в цифровій економіці, включаючи дата-центри, мережі передачі даних та кінцеві пристрої. Наведено приклади застосування моделей ШІ в ЗЕД, зокрема в логістиці, енергетиці та виробництві, що демонструють потенціал ШІ у підвищенні енергоефективності та зниженні вуглецевого сліду. Показано взаємозв'язок моделей ШІ з етапами ЗЕД, що дозволяє оцінити трансформацію цієї сфери під впливом ШІ та її екологічні наслідки. Зроблено припущення, що одним з екологічних наслідків цифровізації ЗЕД може стати поява «енергетичної петлі», коли впровадження енергоефективних цифрових рішень призводить до зростання загального енергоспоживання через збільшення обсягів обчислень, що нівелює очікувані екологічні переваги від застосування ШІ під час етапів зовнішньоекономічних операцій. Наголошено на необхідності балансування між технологічним прогресом і екологічною відповідальністю, необхідності поєднання технічної ефективності з екологічною відповідальністю при реалізації цифрової зовнішньоекономічної політики, особливо в контексті міжнародної торгівлі та дотримання екологічних стандартів ЄС. Оригінальність роботи полягає в новому погляді на взаємозв'язок між використанням у міжнародній економічній діяльності цифрових технологій, зокрема, штучного інтелекту і наслідками для довкілля та енергоефективності. Цей підхід дозволяє враховувати як прямі, так і непрямі ефекти впровадження ШІ, включаючи потенційні ризики виникнення «енергетичної петлі».

Ключові слова: ШІ, цифровізація, міжнародна економічна діяльність, міжнародна економіка, енергоефективність, CO₂, екологічна ефективність, довкілля, Smart Grid, GPT-моделі, мовні моделі.

ENVIRONMENTAL IMPLICATIONS OF DIGITALIZATION IN FOREIGN ECONOMIC ACTIVITY: ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND ENERGY CONSUMPTION

Abstract. This article examines the environmental consequences of digitalizing foreign economic activity, focusing on how the integration of artificial intelligence (AI) influences energy consumption and greenhouse gas emissions. It analyzes the energy demands associated with training and deploying large language models (LLMs) such as BERT, GPT-3, and GPT-4, highlighting key energy consumption sources in the digital economy,

including data centers, data transmission networks, and end-user devices. The study presents examples of AI model applications in foreign economic activities—particularly in logistics, energy, and manufacturing—demonstrating AI's potential to enhance energy efficiency and reduce carbon footprints. It explores the interconnection between AI models and various stages of foreign economic operations, providing insights into how AI-driven transformations impact environmental outcomes. A significant finding is the identification of a potential “energy loop,” where the adoption of energy-efficient digital solutions inadvertently leads to increased overall energy consumption due to the substantial computational resources required, thereby offsetting anticipated environmental benefits. The study underscores the necessity of balancing technological advancement with environmental responsibility, emphasizing the integration of technical efficiency and ecological accountability in implementing digital foreign economic policies, especially within the context of international trade and adherence to EU environmental standards. The novelty of this research lies in its fresh perspective on the interplay between digital technologies—particularly AI—and their environmental and its energy efficiency implications in international economic activities. This approach accounts for both direct and indirect effects of AI implementation, including the potential risks associated with the emergence of an “energy loop.” Theoretically, the study contributes to developing a new framework for assessing the impact of digital technologies on the ecological sustainability of international trade. Practically, it offers recommendations for enterprises on adopting energy-efficient digital solutions and adapting to environmental requirements in international markets. Future research directions include developing methodologies for evaluating the carbon footprint of digital processes in foreign economic activities, enabling businesses and governments to more accurately assess the environmental impacts of digitalization and implement effective decarbonization strategies.

Keywords: *AI, Digitalization, International Economic Activity, International Economy, Energy Efficiency, CO₂ Emissions, Environmental Sustainability, Smart Grid, GPT Models, Language Models.*

Постановка проблеми. Інтенсивне впровадження штучного інтелекту (ШІ) трансформує сучасні економічні моделі, включаючи міжнародну економічну діяльність. Розширення цифрової інфраструктури, автоматизація виробничих та логістичних процесів, розробка нових торговельних алгоритмів – усе це стало реальністю завдяки розвитку ШІ. У той же час такі перетворення несуть не лише економічні вигоди, а й виклики, насамперед у сфері сталого розвитку, енергоспоживання та охорони довкілля.

Штучний інтелект (ШІ) – *artificial intelligence (AI)* – це імітація процесів людського інтелекту за допомогою машин і комп'ютерних систем, спрямована на виконання завдань, що традиційно потребують людського розуму (навчання, міркування, сприйняття) [1]. ШІ системи включають експертні системи, обробку природної мови, розпізнавання голосу та комп'ютерний зір, демонструючи широкий спектр застосувань у бізнесі та науці. Ринок ШІ прискорено росте: за прогнозом IDC, світові витрати на ШІ рішення досягнуть \$632 млрд до 2028 року при CAGR 29% [2]. Така інтеграція штучного інтелекту в повсякденне життя людей вже принесла неабияку користь у покращення та оптимізацію організаційних та бізнес-процесів в економіці. За оцінками PwC, вплив ШІ на глобальну економіку може сягнути \$15,7 трлн до 2030 року, що перевищить поточний ВВП Китаю та Індії разом узятих. Кожен вкладений у бізнес-рішення на базі ШІ долар здатен створювати \$4,60 доданої вартості в економіці, підвищуючи ефективність інвестицій [3]. Сектори фінансових послуг, роздрібною торгівлі та інформаційних технологій лідирують за часткою ШІ витрат (понад 20% загального ІТ бюджету), закріплюючи їх конкурентні переваги [2].

Усе частіше ШІ інтегрується у процеси зовнішньоекономічної діяльності (ЗЕД), змінюючи логіку управління торгівлею, логістикою, постачанням та взаємодією з міжнародними партнерами. Це створює як нові можливості для зростання продуктивності та виходу на «зелені» ринки, так і ризики посилення енергетичного навантаження на глобальну інфраструктуру.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У науковій і прикладній літературі дедалі більше уваги приділяється впливу штучного інтелекту (ШІ) на соціально-економічні процеси, зокрема на ЗЕД. Дослідження компаній PwC [4] та McKinsey [5] вказують на те, що до 2030 року глобальний економічний ефект від впровадження ШІ сягатиме понад \$15 трлн, зокрема завдяки зростанню продуктивності, зменшенню операційних витрат і вдосконаленню логістичних рішень.

Особливу увагу в літературі приділено оцінці економічної доцільності використання великих мовних моделей (LLM) – GPT-3, GPT-4, BERT – у зовнішній торгівлі, фінансовій аналітиці та

клієнтському обслуговуванні. Роботи Bender et al. [6] та Luccioni et al. [7] акцентують на ризиках екологічної неспроможності масштабних моделей у контексті їх енергоємності та вуглецевого сліду. Наприклад, одне навчання GPT-3 генерує понад 550 тонн CO₂, що порівнянно з викидами від сотень автомобілів протягом року.

З іншого боку, дослідження IEA [8], IEEE Smart Grid [9] та Sakiru et al. [10] демонструють, що ШІ може стати важливим інструментом енергоефективності. Застосування ШІ у Smart Grid, автоматизованих системах HVAC та предиктивному обслуговуванні дозволяє скоротити втрати енергії, підвищити гнучкість енергосистем і зменшити викиди CO₂ до 40%.

Питання цифрової справедливості, наслідків для ринку праці та автоматизації рутинної праці досліджуються в роботах Tony Blair Institute for Global Change [11], Drydakis [12], Vivek R. та Krupskiy O. [13], Parkhuts Y. та Ohdanska O. [14], інших. У дослідженнях робиться наголос на необхідності адаптації освітніх систем, підтримки нових професій та запровадження етичних стандартів використання ШІ в економіці.

Таким чином, сучасна література підтверджує важливість багатовекторного аналізу – від технічної ефективності до енергетичних та екологічних наслідків. Проте існує недостатня кількість досліджень, які б інтегрували екологічний аспект цифровізації у ЗЕД. Ця стаття покликана частково заповнити цю прогалину.

Мета статті – надання результатів оцінки впливу штучного інтелекту на ЗЕД через призму енергоспоживання, викидів CO₂ та екологічної ефективності. Зокрема, дослідження спрямоване на ідентифікацію функціональних сфер застосування ШІ у ЗЕД, кількісну оцінку енерговитрат великих мовних моделей, а також аналіз компенсаторних рішень, що дозволяють підвищити екологічну сталість цифрової трансформації.

У дослідженні використано загальнонаукові та спеціальні методи аналізу: контент-аналіз наукових джерел і аналітичних звітів (PwC, IEA, Barclays, OECD); метод системного аналізу для встановлення зв'язку між етапами ЗЕД і моделями ШІ; логіко-структурний підхід для формування таблиць та рисунків; порівняльний аналіз для оцінки енергоспоживання моделей GPT; метод узагальнення для формування висновків і практичних рекомендацій.

Виклад основного матеріалу. *Цифрова трансформація ЗЕД.* Цифрова трансформація ЗЕД в Україні набула особливого значення в умовах глобальних викликів, таких як пандемія COVID-19 та повномасштабна війна [15]. Ці обставини змусили українські підприємства шукати нові шляхи для забезпечення безперервності бізнес-процесів, зокрема через впровадження цифрових технологій.

Дослідження показують, що цифровізація стала ключовим фактором адаптації та розвитку підприємств у сфері ЗЕД. Зокрема, впровадження електронного документообігу, автоматизованих систем управління та аналітичних інструментів дозволило підвищити ефективність операцій та зменшити витрати.

Штучний інтелект (ШІ) як невідіємна частина цифрової трансформації докорінно може змінити підходи до здійснення ЗЕД, зокрема у сферах торгівлі, інвестицій, послуг та логістики. Сучасні цифрові торговельні платформи, інтелектуальні системи прогнозування попиту, інструменти оптимізації ланцюгів постачання та системи контролю якості товарів підвищують ефективність функціонування суб'єктів ЗЕД, знижують транзакційні витрати та сприяють зміцненню позицій на глобальних ринках.

Технології машинного навчання та глибинного аналізу даних дедалі частіше застосовуються у процесах прийняття рішень у сфері ЗЕД. За допомогою ШІ стає можливим прогнозування коливань валютних курсів, попиту на товари, впливу митного регулювання, а також оцінка ризиків у ланцюгах постачання. Таким чином, ШІ підвищує якість управлінських рішень, знижує ймовірність помилок і сприяє підвищенню продуктивності суб'єктів міжнародної торгівлі.

Сучасні моделі штучного інтелекту мають понад 1 трильйон параметрів і виконують завдання, такі як пошук, аналіз та компонування інформації, створення зображень, озвучення відео, переклад тощо, за лічені секунди, тоді як людині потрібні години. Це суттєво впливає на ринок праці. Згідно з аналізом Tony Blair Institute for Global Change (2024) [11], ефективне впровадження ШІ може заощадити майже чверть трудових годин приватного сектору, що еквівалентно внеску 6 мільйонів працівників. Водночас прогнозується заміщення 1–3 мільйонів робочих місць. Хоча це менше за середні щорічні скорочення у Великобританії за останнє десятиліття, важливо, що технологічна трансформація формує попит на нові професії – промт-інженерів, фахівців з ШІ-інтеграції тощо. ШІ-інструменти сприяють динаміці ринку праці, зростанню мобільності та запуску нових стартапів. До 2050 року національний дохід Великобританії може зрости на 5–14 %, найімовірніше – на 11 % (£300 млрд на рік). До 2030 року

ВВП підвищиться на 0,1–1 %, хоча можливе тимчасове безробіття до 180 тис. осіб. У довгостроковій перспективі очікується зростання ВВП до 6 % залежно від глибини впровадження ШІ. Особливо важливо, що основні переваги забезпечують когнітивні ШІ-рішення, а не фізична автоматизація. Це означає, що вразливими є інтелектуальні спеціальності початкового рівня – молодші програмісти, художники, редактори. Водночас ШІ може підвищити якість праці: ШІ-освітні системи здатні збільшити навчальну успішність на 6 %, що додасть ще 6 % до ВВП протягом 60 років.

У сфері ЗЕД ШІ застосовується через низку спеціалізованих моделей, які виконують завдання на різних етапах міжнародних операцій. Наприклад, у митному оформленні використовуються моделі на основі дерев рішень (Decision Trees) та XGBoost для класифікації товарів і виявлення ризиків. У логістиці застосовуються моделі з підкріпленням (Reinforcement Learning) для оптимізації маршрутів і прогнозування затримок. Для контролю якості використовуються моделі комп'ютерного зору (Computer Vision, CNN) для автоматичного виявлення дефектів. Аналітика ринку здійснюється за допомогою моделей машинного навчання (ML, LSTM) для прогнозування попиту та цін.

Таким чином, ШІ глибоко інтегрується в практичні механізми ЗЕД, впливаючи не лише на її ефективність, а й на обсяги цифрового енергоспоживання.

Застосування моделей ШІ в ЗЕД та енергетичні витрати.

Сферарозробки і функціонування алгоритмів штучного інтелекту вимагає значних обчислювальних потужностей. Згідно з дослідженнями, лише навчання однієї мовної моделі глибокого навчання може призводити до викидів вуглецю, що еквівалентні кільком авіаперельотам через Атлантику [16]. А навчання великої мовної моделі BLOOM з 176 мільярдами параметрів спожило 433 МВт·год електроенергії, що призвело до викидів 25 метричних тонн CO₂-еквіваленту, навіть при використанні суперкомп'ютера, який працює переважно на ядерній енергії [17]. Основні джерела енергоспоживання включають живлення серверів, охолодження дата-центрів, передачу даних через глобальні мережі та експлуатацію пристроїв кінцевих користувачів.

Швидке зростання попиту на хмарні обчислення, машинне навчання та обробку «великих даних» призводить до зростання енергетичного споживання дата-центрів. За даними Міжнародного енергетичного агентства (IEA), енергоспоживання дата-центрів у 2022 році становило 240–340 ТВт·год, або 1–1,3% світового попиту на електроенергію [8]. Більшість цих центрів використовують електроенергію з невідновлюваних джерел, що суперечить принципам сталого розвитку, які вимагають скорочення викидів парникових газів. Країни, які формують політику «зеленої економіки», все частіше включають екологічні критерії у системи зовнішньоекономічного регулювання. Прикладом може слугувати механізм вуглецевого коригування на кордоні ЄС (СВАМ), який передбачає додаткові екологічні мита для імпортованих товарів з високим вмістом вуглецю. У цьому контексті використання ШІ для підвищення енергоефективності виробничих процесів може стати не лише інструментом оптимізації, а й чинником зміцнення конкурентоспроможності експортерів.

Зростання продуктивності, економія часу та зниження витрат, що забезпечуються ШІ, супроводжуються масштабним збільшенням потреб в обчислювальних потужностях. У сфері ЗЕД ШІ застосовується не як універсальний інструмент, а через низку спеціалізованих моделей, які виконують завдання на різних етапах міжнародних операцій.

У межах міжнародної економічної діяльності ШІ має надзвичайно широкий спектр застосування (таблиця 1). Він інтегрується у зовнішньоторгові операції шляхом автоматизації документообігу, оптимізації логістичних маршрутів, передбачення ризиків у ланцюгах постачання та аналітики ринку. Найбільш активно ШІ впроваджується у сферах фінансових послуг, логістики, торгівлі, виробництва та митного адміністрування. Завдяки машинному навчанню та обробці великих масивів даних компанії можуть адаптувати свої стратегії до мінливих умов зовнішнього середовища, покращувати якість прийняття рішень і знижувати витрати на операційні процеси.

Таблиця 1

Приклади застосування моделей ШІ в ЗЕД

Етап ЗЕД	Застосування ШІ	Приклад моделі
Підготовка документів	Автоматичний переклад, створення контрактів	GPT-4, DeepL
Митне оформлення	Класифікація товарів, виявлення ризиків	Decision trees, XGBoost
Логістика	Оптимізація маршрутів, прогноз затримок	Reinforcement Learning
Контроль якості	Автоматичне виявлення дефектів	Computer Vision, CNN
Аналітика ринку	Прогноз попиту та цін	ML, LSTM

Джерело: складено авторами

ШІ у ЗЕД виявляє свою ефективність у широкому спектрі напрямів, охоплюючи як стратегічні, так і рутинні процеси. На різних етапах зовнішньоекономічної операції застосовуються спеціалізовані моделі. Зокрема, мовні моделі (LLM) використовуються для підготовки, перекладу та автоматичного заповнення митних документів, контрактів, супровідної документації; аналітичні моделі прогнозування (ML) – для оцінки попиту, коливань цін та валютних курсів; візуальні моделі (computer vision) – для контролю якості експортної продукції та сканування вантажів; класифікаційні моделі – у митному ризик-менеджменті для визначення вантажів, які потребують перевірки; оптимізаційні моделі (reinforcement learning, OR) – для планування міжнародної логістики, мінімізації часу й вартості транспортування. Кожна з цих моделей виконує мільйони операцій щосекунди, генеруючи суттєве навантаження на цифрову інфраструктуру. На основі типології ШІ-моделей, які використовуються в міжнародній торгівлі та логістиці, розроблено та на рисунку 1 відображено взаємозв'язок моделей ШІ та етапів ЗЕД.

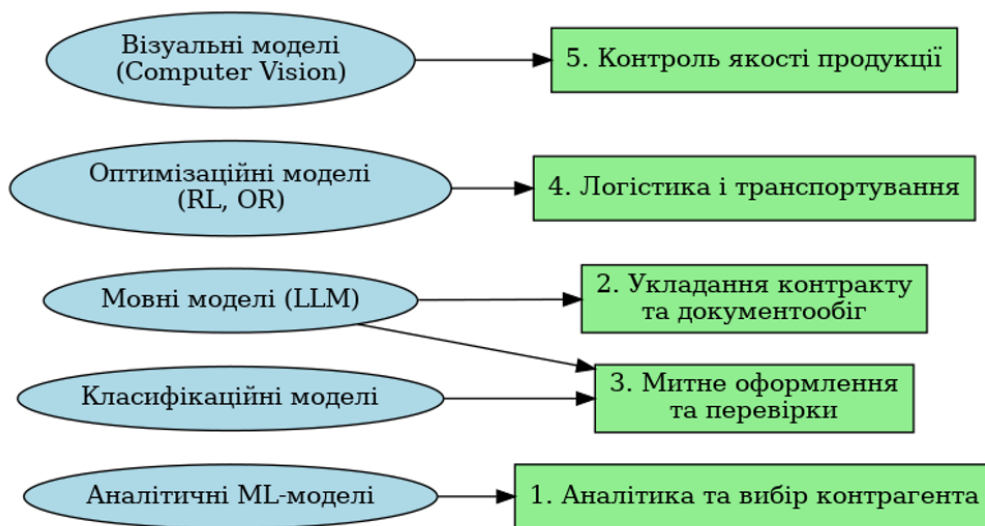


Рис. 1. Взаємозв'язок моделей ШІ та етапів ЗЕД

Джерело: сформовано авторами

На рисунку 1 наведено відповідність між основними типами моделей штучного інтелекту та етапами ЗЕД. Зокрема:

- мовні моделі – застосовуються для перекладу й підготовки контрактів, декларацій, сертифікатів;
- класифікаційні моделі – у митному контролі для визначення підозрілих транзакцій;
- аналітичні моделі (ML) – для прогнозування попиту, валютних коливань, динаміки ринку;
- оптимізаційні моделі (OR, RL) – для побудови логістичних маршрутів, мінімізації витрат;
- візуальні моделі (Computer Vision) – для виявлення дефектів продукції та автоматизованого сканування вантажів.

Ця структурна відповідність демонструє, що ШІ глибоко інтегрується в практичні механізми ЗЕД, впливаючи не лише на її ефективність, а й на обсяги цифрового енергоспоживання.

ШІ підвищує швидкість обробки даних, точність рішень та ефективність використання ресурсів. Наприклад, у логістиці інтеграція ШІ дозволяє прогнозувати затримки, оптимізувати маршрути та зменшити споживання пального, що має позитивний вплив на екологію. У сфері митного контролю автоматизовані системи на основі ШІ забезпечують більш точне визначення товарних кодів і прискорюють проходження кордонів.

За оцінками аналітиків, інтеграція ШІ-рішень у міжнародну торгівлю підвищує ЕВІТА компаній на 4–5 % за рахунок зниження операційних витрат і зменшення втрат від помилок [18]. Компанії повідомляють про 10–15 % зростання продуктивності завдяки зменшенню простоїв і автоматизації рутинних завдань. Разом з тим, у короткостроковій перспективі можливі структурні зміни на ринку праці, зокрема скорочення кількості посад у сферах з високим потенціалом автоматизації.

Разом із тим, масштабне використання ШІ неминуче призводить до збільшення обсягів обробки

даних і підвищеного навантаження на цифрову інфраструктуру. Кожен етап застосування інтелектуальних технологій – від пошуку інформації до створення складних алгоритмів – супроводжується значними обчислювальними витратами. Відтак наступним важливим наслідком цифрової трансформації є зростання енергоспоживання та пов'язані з цим екологічні ризики.

Розвиток і впровадження сучасних моделей ШІ супроводжується суттєвим збільшенням енергетичних витрат. Зокрема, навчання великих мовних моделей (LLM), таких як GPT-3 або GPT-4, потребує від сотень тисяч до мільйонів кіловат-годин електроенергії. Наприклад, цикл тренування GPT-3 (175 млрд параметрів) потребував 1287 МВт·год енергії, що еквівалентно річному споживанню 130 американських домогосподарств і спричинив викиди близько 552 тонн CO₂. У випадку GPT-4 (1,7 трлн параметрів), ці показники сягали до 62 млн кВт·год і понад 14 000 тонн CO₂ залежно від джерел енергії [19; 20].

Таке енергоспоживання викликає побоювання у контексті глобального кліматичного балансу, особливо в умовах переходу до декарбонізованої економіки. Відповідно до даних Russell Investments, дата-центри можуть до 2030 року подвоїти частку у світовому споживанні електроенергії. Проте важливо зазначити, що ШІ також виступає як інструмент оптимізації енерговитрат у різних секторах.

Зокрема, у сфері енергетики набувають поширення Smart Grid – інтелектуальні мережі, що об'єднують сенсори, дані про споживання, прогнозування та адаптивне керування. Алгоритми ШІ забезпечують балансування навантажень, раннє виявлення збоїв і перенесення споживання в непікові години, що дозволяє зменшити витрати та викиди. У сфері будівельних технологій системи HVAC на базі deep learning дозволяють скоротити енергоспоживання до 10–15 %, а викиди CO₂ – до 40 % без шкоди для комфорту [8; 21]. У таблиці 2 наведено орієнтовну оцінку енергетичних витрат від застосування різних моделей ШІ.

Таблиця 2

Енергетичні витрати та моделі ШІ в ЗЕД

Модель ШІ	Кількість параметрів	Споживання електроенергії	Викиди CO ₂
BERTbase	110 млн	1 507 кВт·год	~0,6 тонни
GPT-2	1,5 млрд	не вказано	-
GPT-3	175 млрд	1 287 МВт·год	552 тонни
GPT-4	1,7 трлн	до 62 млн кВт·год	до 15 000 тонн

Джерело: складено авторами

Обчислювальні витрати особливо високі при роботі з сучасними мовними моделями, які містять мільярди або навіть трильйони параметрів. За оцінками Strubell et al., навчання однієї великої моделі природної мови може спричинити викиди понад 280 тонн CO₂ [6]. У разі регулярного оновлення моделей або їхньої адаптації до локальних умов (наприклад, перекладу специфікацій іноземними мовами, прогнозу тарифних змін), енергоспоживання додатково зростає.

Основними джерелами енергетичних витрат є великі дата-центри, мережі передачі та зберігання даних, охолоджувальні системи, а також енергоспоживання кінцевих пристроїв. Окремі дата-центри вже споживають стільки ж електроенергії, скільки середнє місто. Значна частина цієї енергії генерується з невідновлюваних джерел, що суперечить кліматичним зобов'язанням більшості країн.

ШІ також підвищує попит на швидкі мережі (5G, супутниковий інтернет), обробку зображень, відео та текстів у реальному часі, що створює цифрову «енергетичну петлю». Наприклад, навіть просте автоматизоване створення звіту або переклад експортного контракту з використанням LLM включає десятки тисяч обчислювальних операцій, які потребують значних ресурсів.

Навчання великих мовних моделей (LLM) є надзвичайно енергоємним процесом, що часто вимагає сотень і навіть тисяч мегават-годин електроенергії для одного циклу тренування. Обсяг спожитої енергії при навчанні однієї з найпоширеніших моделей – GPT-3 (175 млрд параметрів) – становив приблизно 1 287 МВт·год, що дорівнює середньорічному споживанню майже 130 американських домогосподарств. Один цикл тренування GPT-3 спричинив викиди близько 552 тонн CO₂ – еквівалент щорічних викидів 120 автомобілів [22]. За оцінками Russell Investments, із зростанням кількості й складності моделей ШІ зростає навантаження на дата-центри. До 2030 року їх частка у глобальному споживанні електроенергії може подвоїтися, що ставить під загрозу темпи енергетичного переходу. Ще у 2019 році Коледж інформаційних наук Університету штату Массачусетс (Амхерст) опублікував негативну оцінку енергетичного сліду моделей BERT та GPT-2. Зокрема, тренування BERTbase (110 млн параметрів) на 64 GPU Tesla V100 протягом 79 годин потребувало 1 507 кВт·год [23]. Для GPT-

4 з 1,7 трильйона параметрів споживання оцінюється в межах 51–62 млн кВт·год, що еквівалентне річному споживанню електроенергії середнім американським містом із 5 000 мешканців [7]. Вуглецеві викиди можуть сягати від 1 000 до 15 000 тонн CO₂ залежно від регіону розміщення дата-центру.

Таким чином, ІІІ має двоїстий характер: з одного боку, це технологія з високим енергетичним слідом, а з іншого – засіб підвищення енергоефективності у різних галузях, включаючи ЗЕД.

Попри високий енергетичний слід, сам ІІІ дедалі частіше використовують для підвищення енергоефективності. Зокрема, у Smart Grid – інтелектуальних енергосистемах, які об'єднують ІТ-рішення для управління виробництвом і споживанням електроенергії. Smart Grid інтегрує динамічне управління мережею, автоматизоване балансування навантажень, прогнозування пікових споживань та цифрову взаємодію з користувачами [9].

Згідно з панеллю IEEE Smart Grid, виділяють сім ключових напрямів застосування ІІІ для підвищення ефективності енергетичної інфраструктури: прогноз навантажень, предиктивне техобслуговування, автоматизована інспекція, Edge AI для польових техніків, чат-боти для споживачів, централізовані сховища даних і перенесення обчислень на периферію [6]. Таким чином, з одного боку, ІІІ є фактором навантаження на енергосистему, а з іншого – інструментом її оптимізації.

Таким чином, хоча ІІІ є потужним інструментом для оптимізації міжнародної торгівлі, економічна вигода від його застосування має супроводжуватись оцінкою енергетичних і кліматичних ризиків. Необхідна не лише технічна ефективність, а й екологічна відповідальність у реалізації цифрової зовнішньоекономічної політики.

Використання ІІІ у сфері міжнародної торгівлі дозволяє не лише підвищити продуктивність, а й скоротити енергоспоживання. Наприклад, системи інтелектуального управління логістикою здатні аналізувати потоки товарів, коригувати маршрути перевезення, враховуючи затори, погодні умови, час доби та рівень викидів. Це забезпечує оптимальне використання транспортних засобів, зменшує витрати пального та знижує рівень викидів CO₂.

У виробничому секторі, який орієнтується на експорт, ІІІ застосовується для моніторингу енергоспоживання на етапах підготовки сировини, виготовлення продукції та її пакування. Системи на основі ІІІ автоматично регулюють технологічні процеси, відключають або переводять обладнання в режим зниженої активності у періоди низького навантаження, ідентифікують «енергетичні втрати». Це не лише зменшує вартість продукції, а й дозволяє підприємствам декларувати нижчий вуглецевий слід.

З урахуванням того, що Європейський Союз послідовно вимагає дотримання екологічних стандартів від своїх торговельних партнерів, компанії, які доводять енергоефективність своєї продукції та впровадження ІІІ для зниження викидів, можуть розраховувати на конкурентні переваги на ринку ЄС. У цьому контексті ІІІ виступає не лише як засіб оптимізації, а як чинник адаптації до змін у міжнародному регулюванні.

Трансформація ЗЕД: застосування ІІІ та наслідки для довкілля.

Одним із найперспективніших напрямів застосування штучного інтелекту у ЗЕД є його роль у мінімізації витрат енергії та зниженні вуглецевого сліду продукції, що виготовляється для експорту. Інтелектуальні системи управління виробничими процесами здатні в режимі реального часу аналізувати енергоспоживання, виявляти неефективні ланки та автоматично регулювати роботу устаткування з метою оптимізації навантаження. Це забезпечує зниження споживання електроенергії, тепла, води та інших ресурсів без втрати якості продукції.

Екологічний ефект впровадження ІІІ у міжнародній економічній діяльності є багатограним. Основні напрями такого впливу:

- зменшення викидів CO₂ завдяки оптимізації міжнародної логістики. ІІІ дозволяє скорочувати протяжність маршрутів, оптимізувати завантаження транспорту та уникати перевезень із низькою рентабельністю;
- мінімізація екологічного сліду експортно-орієнтованого виробництва через передбачуване енергоспоживання, скорочення технологічних втрат і підвищення ресурсоефективності;
- підвищення прозорості та екологічного контролю у міжнародній торгівлі завдяки автоматизованому аналізу сертифікатів відповідності, відстеженню походження сировини (наприклад, у рамках боротьби з нелегальним вирубуванням лісів або незаконним рибальством);
- розвиток кліматично орієнтованих систем звітності – ІІІ може використовуватись для моделювання та верифікації показників ESG (екологічне, соціальне та управлінське звітування), що стають все більш важливими для міжнародних інвесторів.

У таблиці 3 показано взаємозв'язок ІІІ та ЗЕД і охарактеризовано можливі ефекти, які можна

отримати через його ширше впровадження.

Таблиця 3

Вплив ІІІ на ЗЕД в екологічному контексті

Аспект	Роль ІІІ	Очікуваний ефект для ЗЕД	Екологічний ефект / вплив на довкілля
1. Трансформація секторів економіки	Адаптація виробництва, торгівлі, логістики та послуг до цифрових технологій	Зростання гнучкості експорту, розширення присутності на іноземних ринках	Сприяння переходу до ресурсоефективних технологій у виробництві
2. Обробка та редагування даних	Інтелектуальний аналіз митних декларацій, контрактів, торгових ризиків	Прозорість зовнішньої торгівлі, зниження ризиків, прискорення процедур	Зменшення паперового документообігу, цифровізація сприяє зниженню навантаження на довкілля
3. Оптимізація логістики та торгівлі	Побудова оптимальних маршрутів, управління поставками	Зниження витрат, краща якість обслуговування, мінімізація затримок	Скорочення транспортного споживання пального, менше викидів CO ₂
4. Енергоефективність виробництва	Удосконалене управління енергоспоживанням, виявлення втрат	Підвищення конкурентоспроможності продукції на міжнародному ринку	Зниження викидів, підтримка цілей кліматичної нейтральності
5. СВАМ та «зелений» експорт	Оптимізація виробництва для відповідності нормам СВАМ (ЕС)	Можливість уникнення карбонового мита, покращення умов торгівлі з ЄС	Зменшення вуглецевого сліду експортної продукції, зниження глобальних викидів
6. Форми міжнародної співпраці	Розвиток цифрових альянсів, кліматичних партнерств, спільних проєктів	Створення нових форматів кооперації між державами й бізнесом	Поширення еко-інновацій, міжнародна екологічна стандартизація
7. Контроль за походженням товарів	Відстеження постачання, перевірка сертифікатів, ESG-звітність	Зростання довіри до постачальників, доступ до «зелених» ринків	Запобігання торгівлі продукцією з негативним екологічним слідом
8. Ризики впровадження ІІІ	Високе енергоспоживання дата-центрів, цифрова нерівність, недостатнє регулювання	Потенційне зростання екологічного навантаження, ризики для країн з низьким доступом до технологій	Можливе збільшення споживання енергії без належної декарбонізації – виклик для політики сталого розвитку

Джерело: складено авторами

У контексті реалізації вуглецевого митного коригування (СВАМ), яке Європейський Союз поступово впроваджує з 2026 року, така оптимізація є не лише технологічною інновацією, а й необхідною умовою збереження конкурентоспроможності українських експортерів. Оскільки СВАН передбачає податкове навантаження на імпорту товарів із високим вуглецевим слідом (зокрема цементу, сталі, алюмінію, добрив, електроенергії), виробники, що зможуть продемонструвати зниження викидів CO₂ за допомогою впровадження ІІІ-технологій, отримають конкурентну перевагу. Вони зменшать розмір потенційного карбонового мита або взагалі уникнуть його за рахунок сертифікованої декарбонізації.

Зокрема, системи ІІІ вже використовуються в галузях, що потрапляють під СВАН, для:

- прогнозування енергоспоживання та вибору режимів роботи обладнання з найменшим вуглецевим слідом;
- аналізу складу сировини та вибору альтернатив із меншими викидами при плавлі або випалюванні;
- керування технічним обслуговуванням з урахуванням енергоефективності;
- збирання даних для верифікації звітів про викиди, що підлягають перевірці європейськими регуляторами.

Штучний інтелект стає не лише драйвером технологічних змін, але й ключовим елементом міжнародної співпраці у сфері екології, клімату та сталого розвитку. Його інтеграція у ЗЕД відкриває нові можливості для сталого зростання, зниження вуглецевого сліду, формування «зелених» глобальних ланцюгів постачання та розвитку партнерств на основі спільних екологічних цілей. Проте для досягнення цих цілей потрібна чітка регуляція, прозорість і забезпечення справедливого доступу до технологій між країнами.

На рисунку 2 наведено показано, як точки перетину між ІІІ, міжнародною торгівлею та екологічними ефектами», де кожен інструмент ІІІ пов'язано з конкретними процедурами у ЗЕД та екологічними ефектами».

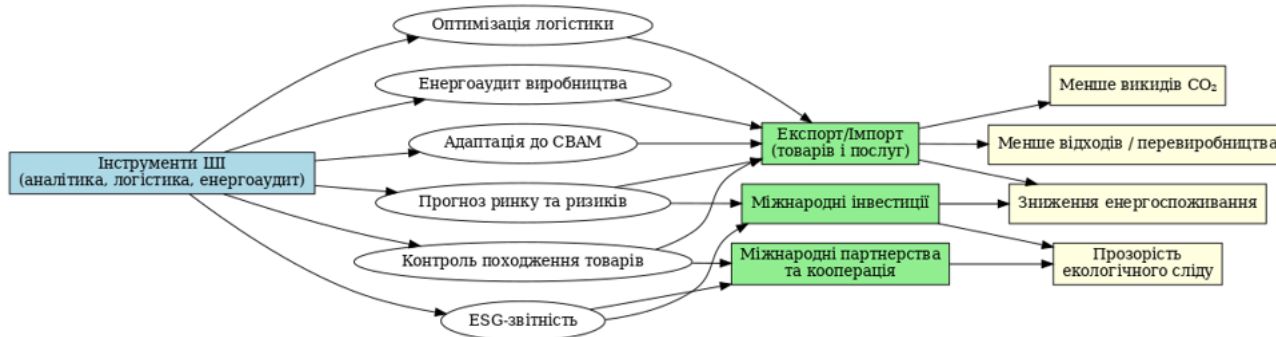


Рис. 2. Зв'язок між впровадженням інструментів ІІІ у міжнародну торгівлю та потенційні екологічні ефекти
Джерело: сформовано авторами

Охарактеризуємо механізми впливу на довкілля через зовнішньоекономічні канали, які відрізняються для кожний перетин у ланцюжку: Інструмент ІІІ → Форма міжнародної економічної діяльності → Екологічний ефект.

Так ланцюжок: «Оптимізація логістики → Експорт/Імпорт → Менше викидів CO₂, менше енерговитрат» передбачає, що застосування штучного інтелекту для аналізу транспортних маршрутів, завантаження транспорту, погодних умови, пропускну здатності портів, тощо. В цьому випадку ефект ЗЕД буде полягати у скорочення часу доставки, зменшенні витрат на паливо, підвищенні конкурентоспроможності продукції на міжнародному ринку. Також буде досягнуто екологічного ефекту: скорочення споживання пального → зменшення викидів CO₂ та шкідливих речовин у транскордонних перевезеннях.

У ланцюжку «Енергоаудит виробництва → Експорт/Імпорт → Зниження енергоспоживання, менше викидів» ІІІ застосовують для аналізу споживання енергії на кожному етапі виробництва, ідентифікації «енергетичних втрат», автоматичного регулювання енергетичних режимів. Ефект для ЗЕД полягає у зниженні собівартості виробленої продукції. Разом з тим можливе досягнення і екологічного ефекту, зокрема відповідності екологічним вимогам ЄС (СВМ), зменшенню споживання електроенергії – зменшенню навантаження на енергосистему – зменшення вуглецевого сліду.

Ланцюг «Прогноз ринку і ризиків → Експорт/Імпорт та Інвестиції → Меншому перевиробництві, зниженні втрат ресурсів» передбачає використання ІІІ для прогнозу обсягів попиту, економічних криз, зміни тарифів і стандартів на ринках. Очікуванні ефекти для ЗЕД: виробники не експортують або не інвестують у неефективні напрямки; знижується ризик логістичних зривів. Екологічний ефект: запобігає надлишковому виробництву (особливо енергоємних і вуглецевих товарів), мінімізує втрати матеріалів.

Для ланцюга «Контроль походження товарів → Експорт/Імпорт та Партнерства → Прозорість екологічного сліду» ІІІ відстежує джерела сировини, умови виробництва, логістичний ланцюг (supply chain transparency), що призводить до зростання довіри іноземних партнерів, простішого проходження екологічного аудиту та спрощення для доступу до ринків ЄС. А споживачі й імпортери мають інструменти контролю «зеленості» товарів → стимул для сталого виробництва.

У ланцюгу «ESG-звітність → Інвестиції та Партнерства → Прозорість, підтримка стійких проєктів» ІІІ може бути застосований для автоматичного збору, обробки та візуалізації екологічних, соціальних і управлінських (ESG) даних. Міжнародні інвестори отримують прозору інформацію для ухвалення рішень про фінансування та інвестиційний капітал спрямовуватиметься у менш шкідливі для довкілля виробництва та технології.

І на останок, у ланцюжку «Адаптація до СВМ → Експорт/Імпорт → Менше викидів, збереження доступу до ринків» за допомогою ІІІ можна моделювати вуглецевий слід продукції, оптимізувати виробничі процеси під вимоги СВМ (Carbon Border Adjustment Mechanism). Це дозволить експортерам з України адаптуватись до нових регуляцій ЄС, не втрачаючи конкурентних позицій і дотримуватись

екологічних стандартів, що є стимулом до декарбонізації промисловості.

ІІІ є мультифункціональним каталізатором, який одночасно покращує економічну ефективність міжнародної діяльності та сприяє досягненню цілей екологічної сталості. Впровадження таких рішень особливо актуальне для країн із експортно-орієнтованою економікою, таких як Україна.

Таким чином, ІІІ стає не лише інструментом підвищення ефективності виробництва, а й ключовим фактором екологічної та економічної адаптації українських підприємств до нових умов міжнародної торгівлі.

Ризики екологічного характеру від впровадження ІІІ у ЗЕД.

Водночас, застосування ІІІ у ЗЕД також породжує низку екологічних ризиків, які мають бути враховані при формуванні політики сталого розвитку:

По-перше, це створення нових «вузлів» енергоспоживання – дата-центрів, серверних ферм, мереж швидкої передачі даних, які часто розташовуються у країнах з недоступною або забруднюючою енергетикою. Зростання енергоспоживання дата-центрів, що обслуговують міжнародні системи обробки даних і логістики. Це може звести нанівець екологічні переваги, якщо електроенергія надходить із неекологічних джерел.

По-друге, відсутність глобальних стандартів екологічної оцінки цифрових технологій ускладнює розрахунок реального впливу таких систем на довкілля. Цифрова нерівність – країни з обмеженим доступом до «зелених» цифрових технологій можуть опинитися в менш вигідному становищі щодо експортної конкурентоспроможності.

Ще однією загрозою є нерівність доступу до «зелених» цифрових рішень. Країни з низьким рівнем цифровізації часто не мають можливості впроваджувати енергоефективні ІІІ-системи, що призводить до ще більшої розбіжності між глобальним «півднем» і «північчю». Нестача нормативного забезпечення для контролю екологічного впливу штучного інтелекту на глобальному рівні.

Водночас, розвинуті держави отримують можливість «екологічного протекціонізму» – імпортувати лише ту продукцію, яка відповідає високим екологічним стандартам, і водночас забезпечуючи переваги власним виробникам, які використовують передові цифрові технології.

Інструменти підвищення енергоефективності за допомогою ІІІ.

Інструменти на базі штучного інтелекту сьогодні активно впроваджуються для підвищення енергоефективності, зокрема в будівництві, інфраструктурі та управлінні логістикою. Одним із яскравих прикладів є використання *deep learning*-моделей у системах HVAC. Вони дозволяють прогнозувати споживання енергії залежно від температури, вологості, кількості людей у приміщенні та погодних умов. Завдяки цьому досягається точне налаштування роботи обладнання, скорочення втрат енергії та зниження викидів CO₂ на десятки відсотків [21].

Інше інноваційне рішення – інтелектуальні енергомережі (Smart Grid), які забезпечують динамічне управління навантаженнями, зменшення втрат у мережі та використання даних з різних сенсорів для адаптивного контролю. Алгоритми машинного навчання допомагають прогнозувати попит і автоматично коригувати режим роботи систем електропостачання, тим самим оптимізуючи виробництво і споживання енергії в реальному часі [9; 10].

Також активно використовуються *edge* ІІІ-рішення – це програмно-апаратні засоби, які здійснюють обчислення безпосередньо на пристроях на місцях (без передачі в центральний дата-центр), що знижує затримки, зменшує обсяг трафіку та навантаження на енергетичну інфраструктуру. Наприклад, дрони з вбудованими ІІІ-модулями можуть інспектувати лінії електропередач та фіксувати дефекти з високою точністю і без потреби в додаткових виїздах техніків.

Таким чином, ІІІ може не лише бути джерелом навантаження на енергосистему, але й ефективним інструментом її вдосконалення – через скорочення витрат, оптимізацію інфраструктури та зменшення викидів.

Висновки. У сучасних умовах глобальної цифрової трансформації впровадження штучного інтелекту стає визначальним чинником підвищення ефективності ЗЕД. Інтелектуальні моделі сприяють автоматизації рутинних процесів, аналітичному супроводу міжнародної торгівлі, оптимізації логістичних рішень і підвищенню конкурентоспроможності підприємств.

Разом з тим, масштабне навчання й експлуатація моделей ІІІ супроводжуються суттєвими енергетичними витратами, що посилює вуглецеве навантаження на довкілля. Наведені у статті приклади свідчать про необхідність екологічно відповідального підходу до цифровізації: паралельно з розвитком ІІІ-рішень мають впроваджуватися заходи з декарбонізації, застосування інструментів енергозбереження та інтелектуального управління споживанням.

З огляду на зростаючу роль ІІІ в міжнародній економіці, уряди, бізнес і наукові інституції повинні розглядати екологічні параметри нових технологій як обов'язковий елемент стратегічного планування. Тільки за умов поєднання інноваційності, економічної доцільності та екологічної відповідальності можлива гармонійна інтеграція ІІІ в глобальні зовнішньоекономічні процеси.

Для забезпечення екологічної збалансованості розвитку цифрової економіки необхідно враховувати викиди парникових газів, прозоро оцінювати вуглецевий слід, розробляти «зелені» стандарти цифрових продуктів і послуг, а також запроваджувати регуляторні механізми для їх міжнародного обігу. Лише у тісній співпраці між державами, бізнесом і науковим середовищем можливе формування ефективної та екологічно відповідальної цифрової глобальної економіки.

Теоретична значущість дослідження полягає у формуванні нового підходу до оцінки впливу цифрових технологій на екологічну стійкість міжнародної торгівлі. Практична значущість полягає у наданні рекомендацій для підприємств щодо впровадження енергоефективних цифрових рішень та адаптації до екологічних вимог міжнародних ринків.

Перспективи подальших досліджень включають розробку методик оцінки вуглецевого сліду цифрових процесів у ЗЕД, що дозволить підприємствам та урядам більш точно оцінювати екологічні наслідки цифровізації та впроваджувати ефективні стратегії декарбонізації.

Література

1. Russell S.J., Norvig P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson Education Limited, Malaysia, 2016. URL: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2487817>.
2. IDC: Worldwide Spending on Artificial Intelligence to Reach \$632 ... Channel Impact, 2024. URL: https://www.channel-impact.com/idc-worldwide-spending-on-artificial-intelligence-to-reach-632-billion-in-2028/?utm_source.
3. The Impact of AI on the labor market. URL: https://institute.global/insights/economic-prosperity/the-impact-of-ai-on-the-labour-market?utm_source.
4. PwC. Sizing the Prize. What's the Real Value of AI for Your Business and How Can You Capitalise? 2020. URL: <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf>.
5. McKinsey Global Institute. The Economic Potential of Generative AI. 2023. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier>.
6. Bender E. M., Gebru T., McMillan-Major A., Shmitchell S. On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency. 2021. PP. 610-623. URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3442188.3445922>.
7. Luccioni A. et al. Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. Journal of Machine Learning Research, 2023, 24, 1-15. URL: <https://www.jmlr.org/papers/volume24/23-0069/23-0069.pdf>.
8. IEA (2019). Artificial Intelligence for Building Energy Management Systems: Grid Edge Platforms.
9. IEEE Smart Grid. Artificial Intelligence for Smart Grids Panel Discussion Materials.
10. Sakiru Folarin Bello, Ifeoluwa Uchechukwu Wada, Olukayode B Ige, Ernest C Chianumba, & Samod Adetunji Adebayo. (2024). AI-driven predictive maintenance and optimization of renewable energy systems for enhanced operational efficiency and longevity. International Journal of Science and Research Archive, 13(1), 2823–2837. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.13.1.1992>.
11. Tony Blair Institute for Global Change. 2024. URL: <https://institute.global/>.
12. Drydakis N. Artificial intelligence and labor market outcomes. IZA World of Labor, 2025, 514. doi: 10.15185/izawol.514.
13. Vivek R., Krupskiy O. P. EI & AI In Leadership and How It Can Affect Future Leaders. European Journal of Management Issues, 2024, 32(3), p. 174-182. <https://doi.org/10.15421/192415>.
14. Parkhuts Y., Ohdanska O. D. Ensuring the competitiveness of an enterprise based on digital transformation models. European Journal of Management Issues, 2025, 33(2). Retrieved from <https://mi-dnu.dp.ua/index.php/MI/article/view/536>
15. Бараненко І.М., Приварникова І.Ю. ВПЛИВ ВІЙНИ НА ЗОВНІШНЬОЕКОНОМІЧНУ ДІЯЛЬНІСТЬ ПІДПРИЄМСТВ АГРАРНОЇ ГАЛУЗІ УКРАЇНИ. ІНФРАСТРУКТУРА РИНКУ, 2023, Випуск 75. с. 15-20. URL: http://www.market-infr.od.ua/journals/2023/75_2023/5.pdf
16. Revolutionizing Energy Management: The Power of AI and Digital Twins // CYIS. Mar 2025. URL: <https://www.cyis.org/post/revolutionizing-energy-management-the-power-of-ai-and-digital-twins>.

17. Renée Cho (June 9, 2023). AI's Growing Carbon Footprint. URL: https://news.climate.columbia.edu/2023/06/09/ais-growing-carbon-footprint/?utm_source=chatgpt.com.
18. McKinsey Global Institute. The Economic Potential of Generative AI. 2023.
19. Russell Investments. Is AI Slowing Down The Energy Transition? Russell Investments. 2024. URL: <https://russellinvestments.com/us/blog/ai-energy-transition>
20. The carbon footprint of GPT-4. Medium. 2023. URL: <https://medium.com/data-science/the-carbon-footprint-of-gpt-4-d6c676eb21ae>
21. Environmental and Energy Performance Analyses of HVAC Systems Using Deep Learning. Elsevier, 2022.
22. Patterson D., Gonzalez J., Le Q. et al. Carbon Emissions and Large Neural Network Training. Google Research. 2021.
23. Strubell, E., Ganesh, A., McCallum, A. Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019. URL: <https://aclanthology.org/P19-1355/>

References

1. Russell, S.J. and Norvig, P. (2016). Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson Education Limited, Malaysia. URL: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2487817>
2. IDC: Worldwide Spending on Artificial Intelligence to Reach \$632 ... Channel Impact (2024). URL: https://www.channel-impact.com/idc-worldwide-spending-on-artificial-intelligence-to-reach-632-billion-in-2028/?utm_source
3. The Impact of AI on the Labor Market (n/d). URL: https://institute.global/insights/economic-prosperity/the-impact-of-ai-on-the-labour-market?utm_source
4. PwC (2020). Sizing the Prize. What's the Real Value of AI for Your Business and How Can You Capitalise? <https://www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf>
5. McKinsey Global Institute (2023). The Economic Potential of Generative AI. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier>
6. Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021, March). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big? In Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency, 610-623. URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3442188.3445922>
7. Luccioni A. et al. (2023). Estimating the Carbon Footprint of BLOOM, a 176B Parameter Language Model. Journal of Machine Learning Research, 24, 1-15. URL: <https://www.jmlr.org/papers/volume24/23-0069/23-0069.pdf>
8. IEA (2019). Artificial Intelligence for Building Energy Management Systems: Grid Edge Platforms.
9. IEEE Smart Grid (n/d). Artificial Intelligence for Smart Grids Panel Discussion Materials.
10. Sakiru F. B., Ifeoluwa U. W., Olukayode B. I., Ernest C. C., Samod A. A. (2024). AI-driven predictive maintenance and optimization of renewable energy systems for enhanced operational efficiency and longevity. International Journal of Science and Research Archive, 13(1), 2823–2837. <https://doi.org/10.30574/ijrsra.2024.13.1.1992>
11. Tony Blair Institute for Global Change. (2024). URL: <https://institute.global/>
12. Drydakis, N. Artificial intelligence and labor market outcomes. IZA World of Labor, 2025, 514. doi: 10.15185/izawol.514
13. Vivek, R., Krupskyi, O. P. (2024). EI & AI In Leadership and How It Can Affect Future Leaders. European Journal of Management Issues, 32(3), 174-182. <https://doi.org/10.15421/192415>
14. Parkhuts, Y., Ohdanska, O. D. (2025). ENSURING THE COMPETITIVENESS OF AN ENTERPRISE BASED ON DIGITAL TRANSFORMATION MODELS. European Journal of Management Issues, 33(2). Retrieved from <https://mi-dnu.dp.ua/index.php/MI/article/view/536>
15. Baranenko, I., Privarnikova, I. (2023). THE IMPACT OF THE WAR ON THE FOREIGN ECONOMIC ACTIVITY OF ENTERPRISES OF THE AGRARIAN SECTOR OF UKRAINE. Market Infrastructure, 75. <https://doi.org/10.32782/infrastructure75-3>
16. Revolutionizing Energy Management: The Power of AI and Digital Twins (Mar 2025). CYIS. URL: <https://www.cyis.org/post/revolutionizing-energy-management-the-power-of-ai-and-digital-twins>
17. Renée Cho (June 9, 2023). AI's Growing Carbon Footprint. URL: https://news.climate.columbia.edu/2023/06/09/ais-growing-carbon-footprint/?utm_source=chatgpt.com

edu/2023/06/09/ais-growing-carbon-footprint/?utm_source=chatgpt.com.

18. McKinsey Global Institute (2023). The Economic Potential of Generative AI.

19. Russell Investments. Is AI Slowing Down The Energy Transition? Russell Investments (2024). URL: <https://russellinvestments.com/us/blog/ai-energy-transition>

20. The carbon footprint of GPT-4. Medium (2023). URL: <https://medium.com/data-science/the-carbon-footprint-of-gpt-4-d6c676eb21ae>

21. Environmental and Energy Performance Analyses of HVAC Systems Using Deep Learning. Elsevier. (2022).

22. Patterson D., Gonzalez J., Le Q. et al. (2021). Carbon Emissions and Large Neural Network Training. Google Research.

23. Strubell, E., Ganesh, A., McCallum, A. (2019). Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP. Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 1355. URL: <https://aclanthology.org/P19-1355/>