

ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ

**ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА:
УПРАВЛІННЯ ДАНИМИ, ХМАРНІ ТЕХНОЛОГІЇ
ТА ІНФОКОМУНІКАЦІЇ**

**Міністерство освіти і науки України
ДНУ «Інститут модернізації змісту освіти»
Український державний університет науки і технологій**

**ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА:
УПРАВЛІННЯ ДАНИМИ, ХМАРНІ ТЕХНОЛОГІЇ
ТА ІНФОКОМУНІКАЦІЇ**

**Збірник наукових праць
за матеріалами Всеукраїнської інтернет-конференції
3-4 березня 2025 р.**

Дніпро
2025

Організатори конференції:

кафедра економічної інформатики

Українського державного університету науки і технологій;

Національний університет «Запорізька політехніка».

Склад редакційної групи:

Л.І. Лозовська, Л.М. Бандоріна, Л.М. Савчук, К.О. Удачина

Економічна кібернетика : управління даними, хмарні технології та інфокомунікації : збірник наукових праць за матеріалами Всеукраїнської інтернет-конференції, м. Дніпро, 3-4 березня 2025 р. Дніпро : УДУНТ, 2025. 230 с.

Збірник наукових статей за матеріалами Всеукраїнської інтернет-конференції, присвяченої дослідженню, розробці та використанню моделей вирішення завдань у складних управлінських системах, інструментів та методів управління даними, їх організації, безпеці, використанню, обміну, архівуванню, сучасних хмарних технологій.

Матеріали збірника будуть корисними науковцям, аспірантам, що займаються дослідженнями проблем у сфері економіко-математичного моделювання, розробки та використання комп'ютерних систем та інформаційних технологій в бізнесі, а також практичним працівникам.

Матеріали подано в авторській редакції.

Відповідальність за дотримання норм авторського права, за зміст і достовірність матеріалів несуть автори.

ЗМІСТ

МОДЕЛІ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАНЬ У СКЛАДНИХ УПРАВЛІНСЬКИХ СИСТЕМАХ

<i>Бандоріна Л.М., Дідус О.М., Климкович Т.О.</i> ПРОЕКТУВАННЯ ТА РОЗРОБЛЕННЯ МОДУЛЯ АНАЛІЗУ ДИНАМІКИ ВИРОБНИЦТВА ТА РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОДУКЦІЇ	7
<i>Бандоріна Л.М., Завгородній К.О., Жилюк Є.В.</i> МІЖНАРОДНА ТОРГІВЛЯ ТА ЕКОНОМІЧНЕ ЗРОСТАННЯ: ВЗАЄМОЗВ'ЯЗКИ ТА ВИСНОВКИ ДЛЯ ПОЛІТИКИ РОЗВИТКУ	14
<i>Білоцерківець В.В., Кошевий М.В., Самойленко Є.Г., Смірнов В.В.</i> РОЗВИТОК ЗОВНІШНЬОЕКОНОМІЧНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ В УМОВАХ ВИКЛИКІВ СТАНОВЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОГО СУСПІЛЬСТВА: ПРОБЛЕМИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ДЛЯ УКРАЇНИ	20
<i>Бушуєв М.Б., Петренко В.О., Фонарьова Т.А.</i> УДОСКОНАЛЕННЯ ІНФОКОМУНІКАЦІЙ ПРИ ПРИЙНЯТТІ СТРАТЕГІЧНИХ РІШЕНЬ В МЕДИЧНОМУ ЗАКЛАДІ НА ЗАСАДАХ ПРОЄКТНОГО МЕНЕДЖМЕНТУ	28
<i>Делієв С.К., Завгородня О.О.</i> МОДЕЛІ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ У РЕГІОНАЛЬНИХ СМАРТ-ПРОЄКТАХ	35
<i>Завгородня О.О., Жмуренко В.Г., Ткаленко Д.Д.</i> ІННОВАЦІЙНІ ПРІОРИТЕТИ МОДЕЛІ УПРАВЛІННЯ МІЖНАРОДНОЮ КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНІСТЮ: ГЛОБАЛЬНИЙ ТА НАЦІОНАЛЬНИЙ ВИМІРИ	40
<i>Іщук С.О.</i> ТЕНДЕНЦІЇ СТРУКТУРНОЇ ТРАНСФОРМАЦІЇ ЕКОНОМІКИ УКРАЇНИ В УМОВАХ ВІЙНИ	45
<i>Каніщев І.А.</i> ЕФЕКТИВНЕ УПРАВЛІННЯ: ШЛЯХ ДО ЗРОСТАННЯ ПРИБУТКОВОСТІ ТА РИНКОВОЇ СТІЙКОСТІ	50
<i>Коробка Ю.В.</i> МОДЕЛІ ВИХОДУ УКРАЇНСЬКИХ ФРАНЧАЙЗЕРІВ НА ІНОЗЕМНІ РИНКИ	55
<i>Косолапов А.А., Романенко А.Ю.</i> ЕВРИСТИЧНИЙ МЕТОД ПОБУДОВИ РАЦІОНАЛЬНОЇ СТРУКТУРИ ІНФОКОМУНІКАЦІЙ В СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ... ..	61
<i>Kudria Y.V.</i> INCREASING THE COMPETITIVENESS OF REGIONAL INDUSTRY ON THE BASIS OF SUSTAINABLE DEVELOPMENT: FROM IMPERATIVES AND MECHANISM TO METHODS	67
<i>Лебедева В.К., Рудницька Н.С.</i> СУТНІСТЬ ТА ОСОБЛИВОСТІ ТЕХНОЛОГІЙ ЯК ОБ'ЄКТІВ МІЖНАРОДНОЇ ТОРГІВЛІ	78
<i>Лебедева В.К., Ярошенко В.В.</i> МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ІННОВАЦІЙНО-ІНВЕСТИЦІЙНИХ ЧИННИКІВ НА МІЖНАРОДНУ КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНІСТЬ УКРАЇНСЬКИХ ПІДПРИЄМСТВ	83

<i>Удачина К.О., Подольхов М.М.</i> ГІПЕРАВТОМАТИЗАЦІЯ ЯК ІНСТРУМЕНТ ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ ФОНДОВОГО РИНКУ	172
<i>Хомич В.В., Топоркова О.А.</i> ІНТЕГРАЦІЯ ЦИФРОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ В ПРАКТИКУ БУХГАЛТЕРСЬКОГО ОБЛІКУ ТА ЗВІТНОСТІ	177
<i>Чумак Т.В.</i> УПРАВЛІННЯ ДАНИМИ ТА РОЛЬ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	184
СУЧАСНІ ХМАРНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА ІНФОКОМУНІКАЦІЇ	
<i>Дружин І.Є., Бандоріна Л.М.</i> АНАЛІЗ ВПЛИВУ КРОСПЛАТФОРМНИХ ТЕХНОЛОГІЙ НА ДІЯЛЬНІСТЬ ПІДПРИЄМСТВ ЕЛЕКТРОННОГО БІЗНЕСУ	190
<i>Жуковський Д.М.</i> ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	196
<i>Петречук Л.М., Іващенко Ю.С.</i> ОПТИМІЗАЦІЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ РЕСУРСІВ	205
<i>Solomennyi O.O.</i> INTELLECTUAL AND INNOVATIVE TECHNOLOGIES: THEIR SIGNIFICANCE AND TYPES	211
<i>Трушкіна Н.В.</i> CRM ЯК КЛІЄНТООРІЄНТОВАНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ОБСЛУГОВУВАННЯ СПОЖИВАЧІВ В УМОВАХ ДІДЖИТАЛІЗАЦІЇ	218
<i>Усенко М.П., Бандоріна Л.М.</i> ВПЛИВ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ НА РОЗВИТОК ХМАРНО-ОРІЄНТОВАНОЇ АРХІТЕКТУРИ	224

ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ГЕНЕРАТИВНИХ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Жуковський Д.М.

аспірант кафедри економічної інформатики

Український державний університет науки і технологій

м. Дніпро, Україна

Анотація. Великі мовні моделі є ключовою технологією сучасного штучного інтелекту, що базується на трансформерних архітектурах та глибокому навчанні. У статті розглянуто теоретичні аспекти їхньої роботи, основні проблеми для впровадження, включаючи інтерпретованість, фактологічну точність, упередженість та обчислювальні витрати, а також перспективні напрями подальших досліджень для підвищення ефективності та етичності моделей.

Ключові слова: штучний інтелект, великі мовні моделі, LLM, нейроні мережі, генеративні моделі.

Постановка проблеми. Розвиток генеративних мовних моделей штучного інтелекту (LLM) відкрив широкі можливості для автоматизованої обробки природної мови, генерації тексту та підтримки складних комунікативних завдань. Завдяки трансформерним архітектурам та використанню великих обсягів даних, такі моделі досягли високої точності у виконанні лінгвістичних завдань. Однак, попри значний прогрес, їхнє використання залишається обмеженим через низку проблем, пов'язаних із інтерпретованістю, когнітивною узгодженістю, упередженістю та високими обчислювальними витратами.

Однією з ключових проблем є недостатня пояснюваність рішень, прийнятих моделями, що ускладнює їх застосування в критично важливих сферах, таких як медицина, фінанси та юриспруденція. Крім того, LLM можуть генерувати недостовірну інформацію, що підриває їхню надійність. Важливим

аспектом залишається боротьба з алгоритмічною упередженістю, яка може спричиняти дискримінаційні рішення. Також критичною є проблема ресурсозатратності, оскільки навчання та використання таких моделей вимагає значних обчислювальних потужностей.

Таким чином, постає необхідність дослідження теоретичних аспектів роботи LLM, аналізу їхніх обмежень та пошуку нових підходів для підвищення точності, ефективності й етичності їхнього використання. Це дозволить розробити більш надійні, адаптивні та енергозберігаючі моделі, здатні ефективно вирішувати широке коло завдань у різних сферах діяльності.

Виклад основного матеріалу. Основним трендом розвитку технологій штучного інтелекту є застосування інноваційних рішень на основі генеративних моделей для автоматизації різноманітних задач бізнесу.

Генеративні моделі штучного інтелекту відкривають широкі можливості для бізнесу, сприяючи автоматизації процесів, персоналізації взаємодії з клієнтами та покращенню прийняття рішень [1]. Однією з ключових сфер застосування є генерація контенту, де моделі, такі як GPT, використовуються для створення текстів, маркетингових матеріалів, рекламних слоганів і навіть автоматичного написання статей. Це дозволяє компаніям значно скоротити витрати на контент-маркетинг і підвищити ефективність комунікації з цільовою аудиторією.

Іншою важливою областю є обслуговування клієнтів та автоматизовані чат-боти. Використовуючи генеративні моделі, компанії можуть створювати інтелектуальні системи підтримки, що здатні вести природні діалоги, відповідати на запити користувачів та обробляти складні звернення. Це підвищує якість обслуговування, скорочує час очікування клієнтів і зменшує навантаження на кол-центри.

Генеративні ШІ також ефективні у фінансовому секторі, де вони застосовуються для аналізу ринкових трендів, генерації звітів та автоматизації документообігу. Такі системи можуть допомагати в оцінці ризиків, прогнозуванні змін на ринку та оптимізації інвестиційних стратегій.

Ще одна перспективна сфера – персоналізований маркетинг і рекомендаційні системи. Завдяки аналізу великих обсягів даних генеративні інструменти ШІ можуть створювати індивідуальні пропозиції для споживачів, адаптуючи рекламні кампанії до їхніх уподобань. Це дозволяє бізнесу підвищити конверсію продажів та ефективність рекламних кампаній.

Метою статті є дослідження теоретичних аспектів генеративних моделей штучного інтелекту, принципів їх функціонування, аналіз еволюції та визначення перспектив подальшого розвитку.

Розвиток напряму обробки природної мови або Natural Language Processing (NLP) пройшов кілька ключових етапів, починаючи від простих лінгвістичних правил і закінчуючи сучасними великими мовними моделями, які здатні генерувати тексти, аналізувати контекст та навіть імітувати людське мислення. На початкових етапах, у 1950–1990-х роках, моделі NLP ґрунтувалися на експертних системах і формальних граматиках, що використовували жорстко задані правила. Такі підходи, як синтаксичний аналіз та алгоритми стемінгу, дозволяли обробляти текст, але були малоефективними через складність створення та підтримки правил для всіх можливих мовних конструкцій.

У 1990-х – 2010-х роках з появою великих обсягів текстових даних та зростанням обчислювальних потужностей у сфері технологій NLP було досягнуто значного прогресу. Почали застосовуватися статистичні методи, такі як латентно-семантичний аналіз та n-грамові моделі, що дозволяли краще розуміти взаємозв'язки між словами. Водночас активно розвивався машинний переклад на основі статистики. Однак ці підходи все ще мали суттєві обмеження, оскільки не враховували глибокий контекст тексту. Важливим проривом у 2010-х роках стало впровадження векторних представлень слів (word embeddings), зокрема, моделей Word2Vec і GloVe, які дозволили представляти значення слів у багатовимірному просторі, враховуючи їхнє семантичне значення.

Подальший розвиток привів до використання рекурентних нейронних мереж - Recurrent Neural Network (RNN) та їхньої вдосконаленої версії – Long Short-Term Memory (LSTM). Вони змогли моделювати послідовність тексту та враховувати залежності між словами на значно довших відстанях. Проте RNN мали свої обмеження, зокрема проблеми з обробкою дуже довгих текстів через поступове зменшення важливості старіших слів у реченні. Важливий крок уперед було зроблено завдяки методу Sequence-to-Sequence (Seq2Seq), який використовувався в системах машинного перекладу. Однак такий підхід все ще не мав достатньої потужності для ефективної роботи з великими обсягами даних та складними залежностями в текстах.

Справжня революція в сфері NLP моделювання сталася у 2017 році, коли технологічний гігант Google представив архітектуру трансформерів у статті «Attention is All You Need» [2]. Ця архітектура дозволила обробляти довгі тексти та ефективно працювати з контекстом завдяки механізму self-attention, що аналізує взаємозв'язки між словами у всьому тексті одночасно. В той час на основі трансформерів були створені моделі, такі як BERT від компанії Google, яка навчалася на двонаправленому контексті, а також GPT, що була розроблена в проєкті Open AI компанії Microsoft та є основою для сучасних генеративних мовних моделей GPT-3 та GPT-4.

GPT є прикладом авторегресивної моделі, що генерує текст покроково: кожен новий токен прогнозується на основі попередніх. Під час навчання модель використовує каузальну увагу (causal attention), яка забороняє їй враховувати майбутні слова, імітуючи природний процес написання тексту. Завдяки цьому GPT ефективно застосовується для задач генерації тексту, діалогових систем та продовження текстів.

На відміну від GPT, BERT є двонаправленою моделлю, що враховує як попередній, так і наступний контекст під час обробки слів. Це досягається завдяки методу маскованого мовного моделювання (Masked Language Modeling, MLM), у якому випадкові слова в реченні маскуються, а модель повинна відновити їх на основі навколишнього контексту. Завдяки цьому BERT

ефективно виконує завдання, що потребують глибокого розуміння тексту, зокрема аналіз тональності, класифікацію текстів та розв'язання задач запитання-відповідь [3].

Розвиток генеративних технологій моделей штучного інтелекту ґрунтується на складних методах навчання, які забезпечують їхню здатність розуміти та генерувати текст. До таких методів належать попереднє навчання (pre-training), донавчання (fine-tuning), різні форми навчання за запитом або інструкціями (prompt-based learning) та адаптивне навчання (low-rank adaptation) [4].

Пре-тренування великих мовних моделей є базовим етапом їхнього навчання, під час якого модель обробляє великі обсяги текстових даних, навчаючись прогнозувати наступне слово в реченні. На цьому етапі використовуються неструктуровані текстові масиви даних, що дозволяє моделі формувати загальне мовне розуміння, розпізнавати граматичні структури та виявляти семантичні зв'язки між словами. Основним недоліком такого підходу є висока вартість навчання, яка може сягати мільярдів доларів.

Донавчання (fine-tuning) передбачає додаткове навчання моделі на спеціалізованих наборах даних, що дозволяє налаштувати її для виконання конкретних завдань, наприклад, обробки фінансової або юридичної термінології.

Prompt-based learning є різновидом донавчання, у межах якого модель навчається слідувати інструкціям або запитам користувача, що підвищує її здатність до точного виконання запитів. Окрім традиційного донавчання, існують підходи, які дозволяють моделям виконувати нові завдання без зміни параметрів, зокрема zero-shot learning, few-shot learning та in-context learning.

Zero-shot learning передбачає, що модель відповідає на запити без попереднього навчання на подібних прикладах, використовуючи лише загальні знання, здобуті під час пре-тренування. Це дозволяє застосовувати її для широкого кола завдань без необхідності спеціалізованого налаштування.

Few-shot learning базується на наданні моделі кількох прикладів виконання завдання перед його самостійним виконанням. Такий підхід дає змогу підвищити точність відповідей, зменшуючи потребу в повному донавчанні [5].

In-context learning – це метод, за якого модель навчається виконувати завдання на основі контексту, наданого в інструкції. Такий підхід дозволяє моделі адаптуватися до нових завдань без спеціального навчання, використовуючи лише інформацію, надану в промпті.

Попри великий потенціал застосування великих мовних моделей ШІ, науковці часто зіштовхуються з викликами, пов'язаними з впровадженням технологій генеративного ШІ у практичну діяльність бізнесу.

Однією з ключових проблем є необхідність забезпечення точності та надійності вихідних результатів, оскільки генеративні моделі можуть створювати правдоподібний, але некоректний або упереджений контент.

Одним із ключових обмежень сучасних великих мовних моделей є їхній лімітований контекстний розмір. Контекстне вікно визначає кількість токенів (слів, символів або частин слів), які модель може обробити одночасно. У популярних моделей, розроблених OpenAI та Google, цей показник варіюється від кількох сотень до десятків тисяч токенів. Обмежена довжина контекстного вікна спричиняє втрату інформації, поданої на початку тексту, що створює труднощі під час обробки довгих документів. Це особливо критично для завдань, які вимагають врахування довготривалих залежностей, зокрема в аналізі юридичних або фінансових документів, або багатоступневих діалогів. Для подолання цих обмежень дослідники розглядають механізми розширення контекстного вікна, використання зовнішньої пам'яті та інтеграцію алгоритмів пошуку інформації, що забезпечують доступ до довготривалого контексту.

Розмір LLM має значний вплив на її продуктивність, витрати на навчання та використання. З одного боку, більші моделі демонструють кращі результати в розумінні та генерації тексту. Наприклад, GPT-4 має значно вищу точність у

порівнянні з GPT-3, оскільки містить більше параметрів і складнішу архітектуру.

Однак із ростом розміру моделі виникають нові проблеми. По-перше, навчання великих мовних моделей вимагає значних фінансових ресурсів, оскільки процес тренування таких моделей потребує потужних обчислювальних ресурсів, включаючи високопродуктивні графічні процесори (GPU) або тензорні процесори (TPU). Для моделей рівня GPT-4 витрати на навчання можуть сягати мільйонів доларів через значне використання електроенергії та необхідність підтримки складних алгоритмів оптимізації.

По-друге, розгортання великих мовних моделей також вимагає значних апаратних ресурсів, що робить їх використання дорогим навіть після завершення етапу навчання. Високопродуктивні сервери та обчислювальні кластери необхідні для ефективної роботи таких моделей у реальному часі, що обмежує їх доступність для широкого кола користувачів.

По-третє, збільшення розміру моделі призводить до зростання затримок у генерації відповідей. Оскільки більша кількість параметрів потребує більше часу для обчислень, великі мовні моделі можуть бути менш ефективними в задачах, що вимагають миттєвих відповідей, таких як чат-боти або інтерактивні системи підтримки клієнтів.

Щоб оптимізувати баланс між продуктивністю та вартістю, дослідники застосовують різні техніки компресії моделей. До них належать методи квантування, які дозволяють зменшити розрядність вагових коефіцієнтів і знизити вимоги до пам'яті; призупинення параметрів, що дозволяє скорочувати кількість активних нейронів під час виконання завдань; а також дистиляція знань, яка дає змогу створювати менші моделі на основі великих, зберігаючи при цьому їхню продуктивність.

Ще однією з вагомих проблем великих мовних моделей є генерація неправдивої інформації, відомі як "галюцинації". Це явище виникає, коли модель створює текст, що виглядає логічно узгодженим, але фактично містить некоректні або недостовірні дані. Основними причинами такого феномена є

обмеженість перевірених джерел або наявність суперечливої інформації в навчальному масиві даних, невизначеність або надмірне узагальнення, коли модель намагається компенсувати прогалини у знаннях, а також підвищена генеративність без достатнього контролю за верифікацією фактів.

Ця проблема є особливо критичною для застосування LLM у таких сферах, як право та фінанси, де навіть незначна помилка може призвести до серйозних наслідків. Наразі дослідники активно працюють над розробкою методів зниження рівня помилок шляхом інтеграції зовнішніх баз знань, створення спеціалізованих алгоритмів перевірки фактів та вдосконалення механізмів самоперевірки моделі. Подальший розвиток цих технологій є важливим кроком для підвищення надійності та безпеки використання генеративного штучного інтелекту в критично важливих галузях.

Висновки. Великі мовні моделі штучного інтелекту (LLM) стали одним із ключових досягнень сучасної науки, забезпечуючи якісний крок вперед у сфері обробки природної мови. Їхня ефективність базується на використанні глибоких нейронних мереж, зокрема архітектури трансформерів, що дозволяє моделювати контекст та генерувати зв'язний текст. Теоретичні основи LLM включають математичні підходи до оптимізації, семантичний аналіз та принципи адаптивного навчання.

Водночас, попри значний прогрес, існує низка фундаментальних викликів, що потребують подальших досліджень. Серед них – обмежена інтерпретованість моделей, наявність алгоритмічних упереджень, високі обчислювальні витрати та недостатня адаптація до змінюваного контексту.

Подолання цих проблем можливе через розвиток пояснюваних алгоритмів (Explainable AI), удосконалення механізмів перевірки фактологічної точності, зменшення ресурсозатратності та інтеграцію мовних моделей із іншими когнітивними технологіями. Особливої уваги потребують методи боротьби з упередженістю, оскільки вони безпосередньо впливають на етичність штучного інтелекту. Крім того, перспективним напрямом є створення адаптивних моделей, здатних швидко оновлювати знання та

враховувати актуальну інформацію. Враховуючи ці аспекти, подальший розвиток LLM потребує міждисциплінарного підходу, що поєднує досягнення штучного інтелекту, лінгвістики, когнітивних наук та етики, сприяючи створенню більш точних, надійних та ефективних великих мовних моделей.

Перелік посилань:

1. Otter, D.W., Medina, J.R. and Kalita, J.K., 2020. A survey of the usages of deep learning for natural language processing. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 32(2), pp.604-624.
2. Waswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A., Kaiser, L. and Polosukhin, I., 2017, December. Attention is all you need. In *NIPS*.
3. Devlin, J., 2018. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
4. Qu, C., Dai, S., Wei, X., Cai, H., Wang, S., Yin, D., Xu, J. and Wen, J.R., 2025. Tool learning with large language models: A survey. *Frontiers of Computer Science*, 19(8), p.1983.
5. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J.D., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A. and Agarwal, S., 2020. Language models are few-shot learners. *Advances in neural information processing systems*, 33, pp.1877-1901.

НАУКОВЕ ВИДАННЯ

**ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА:
УПРАВЛІННЯ ДАНИМИ, ХМАРНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА
ІНФОКОМУНІКАЦІЇ**

Збірник наукових праць
за матеріалами Всеукраїнської інтернет-конференції
3-4 березня 2025 р.

Відповідальний редактор Л.І. Лозовська
Комп'ютерна верстка Л.В. Мала

Український державний університет науки і технологій

2025