

УДК 004.85

DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.3.058>

А. НОВАКОВСЬКИЙ, І. ЯЛОВЕГА

ВИЗНАЧЕННЯ РОЛЕЙ АГЕНТІВ ВЕЛИКИХ МОВНИХ МОДЕЛЕЙ (LLM) У МОДЕЛІ ДИЗАЙН-ПРОЦЕСУ

Предметом дослідження є здатності та обмеження, які демонструють великі мовні моделі (LLM) при їх впровадженні в інтелектуальні, технічні та творчі процеси, зокрема в дизайн. **Мета** роботи – визначити місце і ролі агентів великих мовних моделей в дизайні та розробити відповідну модель дизайн-процесу, доповненого LLM-агентами. У статті ставляться наступні **завдання**: (1) провести огляд сучасних публікацій щодо підходів та методів оцінки здатностей великих мовних моделей, зокрема, при виконанні творчих, технічних та дизайнерських задач; (2) провести аналіз сучасних підходів та методів взаємодії з LLM; (3) розробити модель, що визначає місце та ролі LLM-агентів в дизайні у взаємодії з дизайн-командою, зовнішнім середовищем та дизайн-артефактами. Під час проведення дослідження використані такі **методи**: порівняльно-історичний та ретроспективний аналіз змісту технічних, економічних, філософських, лінгвістичних наукових та методичних досліджень для формування цілісного бачення поточного стану розвитку великих мовних моделей та підходів до взаємодії з ними; структурно-логічний аналіз для формування моделі дизайн-процесу, доповненого LLM-агентами. Досягнуто наступні **результати**: визначено дев'ять основних груп здатностей великих мовних моделей; визначені основні сучасні патерни взаємодії з великими мовними моделями; розроблено модель дизайну як ітеративного процесу збагачення знань, що дає змогу описати взаємодію людей та агентів великих мовних моделей між собою, з зовнішнім середовищем та з дизайн-артефактами. У **висновках** підкреслена новизна таких здатностей LLM в родині технологій штучного інтелекту, як розуміння та генерація тексту природною мовою та мовами програмування, багатомовність, володіння загальними та галузевими знаннями, здатність до міркування, агентність. Додатково актуалізовано необхідність концептуального осмислення місця та ролі великих мовних моделей в творчих процесах. Розроблена структурна модель, що представляє дизайн як ітеративний процес збагачення знань та дозволяє визначити ролі агентів великих мовних моделей у взаємодії з дизайн-командою, артефактами та зовнішнім середовищем.

Ключові слова: великі мовні моделі; LLM агенти; штучний інтелект; людино-комп'ютерна взаємодія; інновації в дизайн.

Вступ

Технології штучного інтелекту (ШІ) суттєво впливають на економіку, наукові дослідження, освіту та інші галузі. За даними звіту про індекс штучного інтелекту за 2024 рік (AI Index Report 2024), що випускається раз на рік спеціалізованим департаментом університету Стенфорду, станом на квітень 2024 року такі генеративні моделі, як GPT-4, Gemini та Claude 3, вже перевершували рівень людських показників за численними бенчмарками (benchmarks) у виконанні інтелектуальних завдань низької та середньої складності [1], хоча варто зауважити, що "рівень людських показників" є умовним та визначається специфікою кожного з бенчмарків.

У вересні 2024 року компанія OpenAI представила нову модель o1, яка розроблялась з фокусом на виконання задач, що потребують міркування (reasoning) та демонструє значний прогрес у розв'язанні складних інтелектуальних

завдань, таких як задачі олімпіадного рівня з математики (AIME2024) та програмування (Codeforces), наукові питання рівня PhD з різних дисциплін (GPQA Dimond) [2]. В грудні 2024 року компанія OpenAI анонсувала наступну версію з моделей цього сімейства – o3 [3]. o1 та o3 значно перевершують показники попередніх моделей в численних завданнях, що потребують комплексного міркування, включаючи задачі з програмування, логіки, квантової фізики. Хоча, як демонструє звіт про індекс штучного інтелекту за 2025 рік, здатності штучного інтелекту продовжили стрімкий розвиток, моделі все ще демонструють не сталі результати в задачах, що потребують складного міркування [4].

Наукова спільнота та комерційні організації приділяють сьогодні значну увагу дослідженню генеративного штучного інтелекту, зокрема великих мовних моделей, та впровадженню цієї технології в дослідницькі, творчі, інноваційні, виробничі та управлінські процеси. Технологія вже знайшла своє практичне застосування в низці індустрій

в різних регіонах світу та демонструє значний потенціал. Згідно опитування, проведеного міжнародною консалтинговою компанією McKinsey & Company, в 2024 році 78% організацій використовують ШІ хоча в одній з бізнес-функцій [4]. Обсяг приватних інвестицій в генеративний штучний інтелект збільшився в 9 разів в 2023 році в порівнянні з 2022 до 25 млрд. доларів [1] та досяг рівня в 34 млрд. доларів в 2024 році [4].

Сьогодні ще неможливо однозначно спрогнозувати масштаби змін, які очікують на суспільство під впливом розвитку ШІ. Існує ймовірність, що технологія зіткнеться з внутрішніми чи зовнішніми обмеженнями, і її вплив залишиться помірним. Однак, є очевидним, що нові генеративні моделі, зокрема великі мовні моделі (LLM), відкривають принципово нові можливості для впровадження ШІ в інтелектуальну та креативну працю, і технологія продовжує стрімко розвиватися.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Методологія оцінки здатностей штучного інтелекту є складним міждисциплінарним напрямом, що динамічно розвивається. Дослідники створюють нові та збагачують вже існуючі бенчмарки (benchmark) – "стандартизовані тести або набори задач, що використовується для оцінювання та порівняння продуктивності, ефективності чи якості різних систем, алгоритмів або моделей" [5].

У контексті штучного інтелекту бенчмарки зазвичай складаються з трьох компонентів [6]:

1) *завдання* (специфікація конкретної проблеми), виконання якого оцінюється;

2) *набори даних*, призначені для виконання завдання та перевірки результатів;

3) *метрики* – показники, які дозволяють кількісно охарактеризувати результати роботи моделі при виконанні завдання.

За даними AI Index Report 2024, у дев'яти бенчмарках показники провідних генеративних моделей ШІ перевищили або впритул наблизилися до показників виконання цих завдань людиною, хоча варто зауважити, що "людський рівень" є умовним та визначається специфікою кожного з бенчмарків:

- класифікація зображень (ImageNet Top-5);
- використання здорового глузду при аргументації на основі зображень (Visual Commonsense Reasoning, VCR);

- виявлення логічних зв'язків між фразами (aNLI);
- розуміння англійської мови (SuperGLUE);
- розуміння тексту базового рівня (SQuAD 1.1);
- розуміння тексту середнього рівня складності (SQuAD 2.0);
- багатозадачне розуміння мови (MMLU);
- відповіді на запитання за зображеннями (Visual Question Answering, VQA);
- математичні задачі олімпіадного рівня (MATH).

Таким чином, існуючі бенчмарки все частіше стають недостатньо інформативними, оскільки результати сучасних генеративних моделей наближаються до їх граничних значень чи перевищують середні показники, досягнуті людьми. Протягом 2023 року з'явилася низка нових, більш складних бенчмарків для оцінки певних здатностей ШІ, серед яких:

- SWE-bench – виправлення помилок в коді;
- HEIM – генерація зображень з дотриманням складних інструкцій;
- MMMU – мультимодальна логічна аргументація;
- MoCa – аргументація в моральній площині;
- AgentBench – агентність;
- HaluEval – розпізнавання галюцинацій та генерація фактологічно коректного тексту.

Важливим трендом є те, що методи оцінки моделей ШІ почали зміщуватися від автоматизованих бенчмарків, на кшталт ImageNet або SQuAD, в бік рейтингів на основі людських оцінок, таких як Chatbot Arena Leaderboard [1]. Цей тренд відображає зростаючу складність здатностей генеративних моделей, що оцінюються, а також важливість врахування етичної складової, точок зору різноманітних стейкхолдерів та громадської думки в оцінюванні прогресу ШІ.

Описаний вище тренд швидкого вичерпання інформативності бенчмарків, зберігся та навіть посилюється протягом 2024 року. Великі мовні моделі суттєво покращили свої результати за бенчмарками, що з'явилися в 2023 році (MMMU, GPQA, SWE-bench) – наприклад, результати провідних моделей покращились з 4.4% в 2023 році до 71.7% в 2024 за бенчмарком SWE-bench. Протягом року дослідники запропонували низку більш складних та комплексних бенчмарків (Humanity's Last Exam, FrontierMath, BigCodeBench) та нові підходи до розробки бенчмарків (BenchBuilder, WildBench) [4].

Здатності та поточні обмеження великих мовних моделей (LLM). До останнього часу

розвиток штучного інтелекту в галузі обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP) зосереджувався на створенні вузькоспеціалізованих моделей для виконання конкретних завдань, таких як переклад, аналіз емоційного забарвлення тексту (sentiment analysis) чи визначення наміру користувача (intent detection) [7].

Поява великих мовних моделей (LLM), таких як моделі сімейства GPT, призвела до якісного стрибка в здатностях штучного інтелекту в галузі обробки природної мови. Основним завданням, для виконання якого були розроблені великі мовні моделі на основі архітектури трансформерів, є прогнозування найбільш ймовірного наступного фрагменту (токена) у тексті природною мовою. Крім досягнення визначного рівня у виконанні цього завдання (генерації тексту природною мовою), LLM демонструють широкий спектр додаткових емерджентних здібностей, які виходять за межі їхньої початкової мети [6, 8].

В своєму дослідженні Чанг та колеги [7] виділяють декілька груп здатностей великих мовних моделей, дослідження яких є актуальним та активним сьогодні.

1) *Розуміння тексту природною мовою (Natural language understanding, NLU)* – ця група включає такі здатності великих мовних моделей як аналіз емоційного забарвлення, класифікація тексту, виявлення логічних зв'язків між фразами, семантичний аналіз, розуміння соціального контексту.

2) *Генерація тексту природною мовою (Natural language generation, NLG)* – до цієї групи входять такі здатності LLM як генерація підсумків, ведення діалогів, генерація відповідей на питання, робота зі стилістикою та форматуванням речень.

3) *Міркування (Reasoning)* є емерджентною здатністю великих мовних моделей, яка ще не є сталою та знаходиться в процесі розвитку. Сьогодні LLM до певної міри можуть розпізнавати логічні зв'язки в тексті, робити логічно коректні висновки та поєднувати їх в ланцюжки послідовних аргументів. Здебільшого здатність великих мовних моделей до міркування оцінюють в чотирьох площинах: математичне міркування, міркування здорового глузду, логічне міркування та галузево-специфічне міркування. Цікавим окремим випадком міркування є здатність великих мовних моделей до планування – вони досить стало можуть створювати та виконувати прості інструкції, але показники суттєво знижуються при виконанні складного, багатоетапного планування.

4) *Багатомовні завдання (Multilingual tasks)* – ця група включає в себе переклад та інші здатності, пов'язані з оперуванням багатьма мовами, наприклад, крос-мовна класифікація чи порівняльний аналіз понять у різних мовах. Дослідження показують, що LLM добре працюють з англійською та іншими поширеними мовами, але продуктивність може знижуватися при використанні більш рідкісних мов.

5) *Фактологічність (Factuality)* відображає здатність LLM генерувати твердження, що відповідають реальним фактам. Значна увага в цій області приділяється дослідженню галюцинування великих мовних моделей – випадків, коли модель вигадує факти, що не відповідають реальності.

6) *Робастність, етичність, неупередженість та довірчість (Robustness, Ethics, Bias, Trustworthiness)* відображає стійкість моделі до несподіваних або шкідливих вхідних даних, відсутність токсичності та упередженості та відповідність етичним нормам. Наприклад, дослідження показують, що LLM можуть засвоювати стереотипи, що містяться в навчальних даних, або генерувати шкідливий контент.

7) *Галузеві знання (Social and Natural Science, Engineering, Medicine)* є необхідною передумовою для вирішення великими мовними моделями специфічних задач: соціальні знання необхідні, наприклад для аналізу політичної риторики, оцінки емоцій або психологічних тестів; природничі, математичні та інженерні знання – для розв'язання, зокрема математичних задач чи задач з генерації або перевірки програмного коду; медичні знання – для аналізу клінічних кейсів.

8) *Агентність (Agent Applications)* виражається в здатності моделей інтерпретувати дані, отримані з зовнішнього середовища, приймати узгоджені рішення, планувати, оперувати інструментами (наприклад, через API або веб-інтерфейс), взаємодіяти з іншими інформаційними системами та моделями ШІ.

9) *Інші здатності* моделей можуть включати такі вузькоспеціалізовані сценарії, як виконання різноманітних завдань в галузі освіти (наприклад, автоматичне оцінювання студентських робіт), пошук й рекомендації, тестування особистісних характеристик людини тощо.

Чанг та колеги роблять висновки, що на момент публікації звіту великі мовні моделі демонструють стабільно високі результати у таких задачах як

розуміння природної мови, генерація зв'язного та точного тексту з урахуванням контексту, переклад. Сталими є також такі здатності окремих LLM, як арифметичне та логічне міркування, а також міркування, що потребує розуміння часових залежностей. Окремими перспективними напрямками є математичне міркування та міркування на основі структурованих даних.

В той же час великі мовні моделі здебільшого демонструють обмежені та несталі результати в таких задачах, як абстрактне міркування, розуміння деталей складного контексту, визначення семантичної подібності, виявлення логічних зв'язків. Продуктивність LLM може суттєво знижуватися при роботі з рідкісними мовами, вузько-специфічними сценаріями, візуально-модальними завданнями та при необхідності враховувати людські протиріччя. Обмеженнями великих мовних моделей є також схильність до галюцинування, формування упереджень та небажаної поведінки під час навчання, токсичність, вразливість до несподіваних або шкідливих вхідних даних та неспроможність швидко оновлювати знання в реальному часі.

Більшість дослідників сходиться у висновках, що вже на поточному етапі розвитку великі мовні моделі можуть значно допомогти людині у виконанні інтелектуальних та творчих завдань, які потребують обробки мультимодальної інформації [9,10]. Разом з тим сьогодні продовжуються дискусії щодо креативних здатностей великих мовних моделей – наскільки LLM здатні генерувати принципово новий контент та якими бенчмарками це можна виміряти кількісно [11,12]. Крім того, концептуальні моделі взаємодії людини з великими мовними моделями все ще знаходяться на стадії формування та потребують додаткового осмислення та досліджень [13,14].

Великі мовні моделі в дизайні та креативних задачах. Застосування генеративного ШІ у дизайні має численні переваги, проте постають і суттєві обмеження [10]. Такі інструменти, як ChatGPT та DALL·E, здатні швидко генерувати значну кількість альтернативних ідей "без втоми", що притаманна людині, та вільно оперувати загальновідомими концептами. Водночас результати роботи цих моделей не завжди є точними та достовірними: інколи вони пропонують недостовірні факти, а якість створюваних рішень, як правило, не перевершує рівень досвідчених фахівців. Крім того, здатність генеративного ШІ розв'язувати складні аналітичні

задачі все ще обмежена, а процес взаємодії вимагає спеціалізованих навичок і додаткових зусиль, що може ускладнювати творчий потік і знижувати рівень занурення дизайнера в проблему. Додаткові труднощі виникають з передачею контексту (через обмеження контекстного вікна моделі та складність чіткого формулювання сутнісних нюансів), а також із ризиком звуження бачення дизайнера через надто детальні або нав'язані системою рішення.

Дослідження Чжібін Чжоу [9] за участю 30 дизайнерів показало, що (1) застосування LLM (наприклад, ChatGPT) може прискорити процес концептуального дизайну без суттєвої втрати якості результату; (2) хоча дизайнери схильні вважати LLM менш ефективним та надійним дизайн-партнером ніж людину, проте розглядають їх як потенційного помічника під своїм керівництвом.

Одним з напрямків кількісних досліджень креативних здатностей великих мовних моделей є адаптації тесту Торренса, що є визнаним інструментом для оцінки креативного мислення людини [11, 12]. Класична версія тесту оцінює рівень креативності за чотирима параметрами: (1) продуктивність (Fluency) – кількість ідей або рішень, які здатний згенерувати учасник; (2) гнучкість (Flexibility) – різноманітність ідей, варіативність підходів та здатність переключатися між різними концепціями; (3) оригінальність (Originality) – рівень новизни та унікальності запропонованих ідей; (4) розробленість (Elaboration) – ступінь деталізації та опрацьованості ідей, здатність розвинути їх до завершеної концепції.

Базуючись на тесті Торренса, Жао та колеги [12] пропонують адаптовану методику для оцінки рівня креативності LLM, виділяючи сім груп креативних завдань: незвичайне застосування; наслідки; а що коли; ситуаційне завдання; звична проблема; поліпшення; уявні історії.

За допомогою GPT-4 дослідники згенерували набір із 700 задач (по 100 в кожній з груп), що використали для оцінки креативності шести LLM моделей за чотирима критеріями з оригінального тесту Торренса: продуктивність, гнучкість, оригінальність, розробленість. Дослідники прийшли до висновків, що великі мовні моделі демонструють найвищі результати за критерієм розробленості (elaboration) та найнижчі – за критерієм оригінальності (originality). Важливо зазначити, що результати виконання задач великими мовними моделями оцінювалися

за допомогою GPT-4, що ставить під деякий сумнів отримані результати.

Також базуючись на Тесті креативного мислення Торренса (ТКМТ), Чакрабарті, Тухін та колеги [11] пропонують Тест креативного письма Торренса (ТКПТ). Дослідники залучили десять креативних авторів-експертів, за допомогою яких провели оцінку 48 історій, створених або професійними письменниками, або LLM. Дослідження демонструє, що історії, згенеровані LLM, в 3-10 разів рідше успішно проходять тест ТКПТ, ніж тексти, написані професіоналами. Крім цього, дослідники оцінили, наскільки ефективною може бути оцінка текстів за ТКПТ за допомогою LLM – виявилось, що результати оцінки жодної з моделей LLM не корелюють з експертними оцінками.

Розвиток креативних здатностей великих мовних моделей спонукає до концептуального переосмислення ролі ШІ у творчій діяльності та відкриває нові питання про співіснування та співтворчість людини і машини. У практичній площині машина стає здатною не тільки виконувати інтелектуальні завдання, які до цього вважалися

"виключно людськими", але й набуває певного рівня агентності – стає здатною сприймати та аналізувати середовище, планувати та виконувати дії. З погляду етики це ставить нові питання щодо майбутнього співіснування та співтворчості людини й машини. Виникають та розвиваються такі концепти, як постантропоцентричний дизайн, співтворчість (людини та машини), агентність машини тощо. Ставляться питання пошуку синергії між сильними аспектами людського та машинного інтелекту для створення майбутнього дизайну та інновацій [13].

В роботі [10] було запропоновано структурну модель дизайн-мислення (рис. 1), яка дає змогу до певної міри декомпонувати складний творчий процес на нелінійну ітеративну послідовність кроків, на кожному з яких виконуються специфічні техніки. Результати кожного з кроків зберігаються у вигляді відповідних артефактів, збагачуючи обсяг і якість накопичених знань щодо проблеми та ідей її розв'язання. Розроблена структурна модель закладає основу для системного впровадження технологій генеративного штучного інтелекту в процеси дизайну.

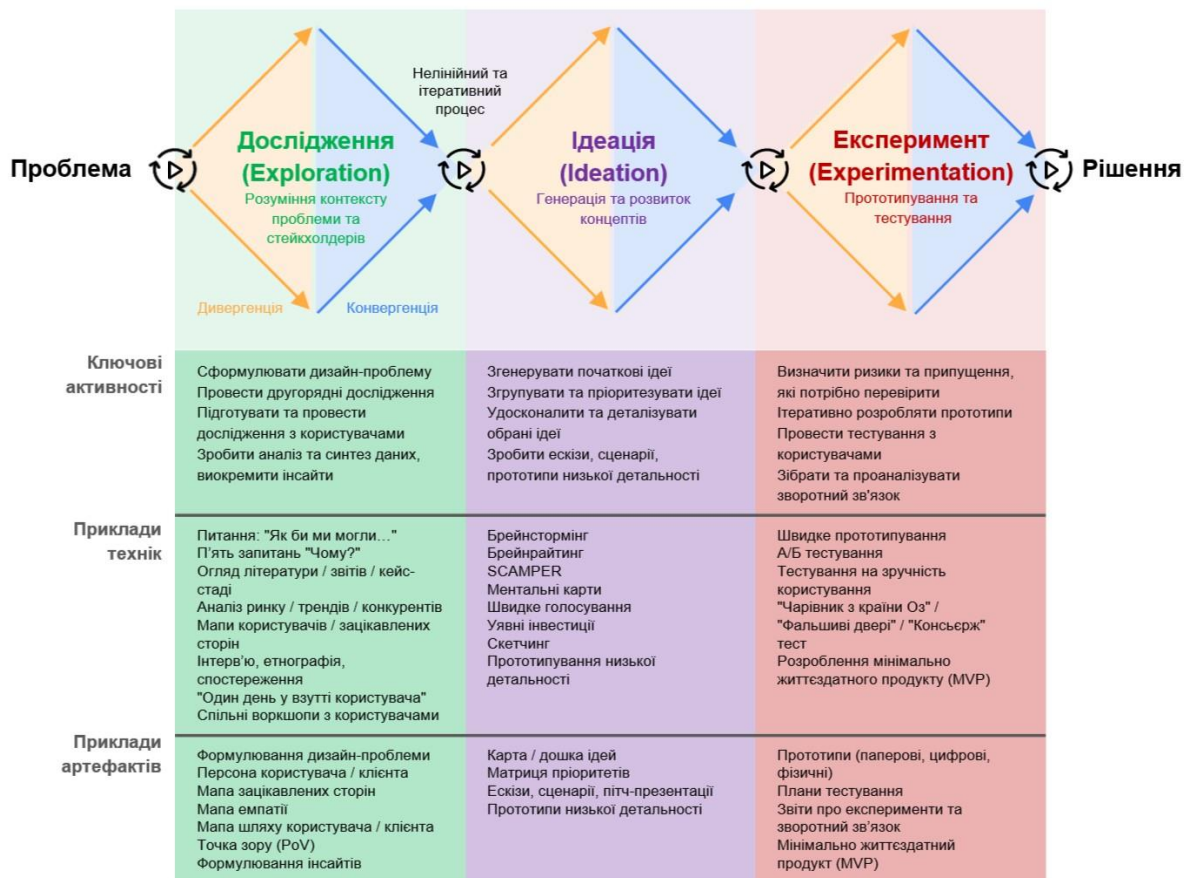


Рис. 1. Структурна модель процесу дизайн-мислення

Катя Торинг зі співавторами [14] представляють концептуальний підхід до осмислення місця генеративних моделей в дизайні, базуючись на концепціях *дизайн-знання (design knowledge)* та *еволюційної креативності (evolutionary creativity)*.

Модель дизайн-знання складається з чотирьох рівнів: (А) знання втілені в артефактах, (В) неявні знання на рівні дизайн-інтуїції, (С) явні знання виражені мовою дизайну (D) теорії дизайну. Дизайнери взаємодіють з дизайн-знаннями на кожному з рівнів та створюють нові знання на певному рівні, базуючись на знаннях з інших рівнів – наприклад, екстерналізують елементи дизайн інтуїції у вигляді дизайн-технік чи осмислюють нові концепції та розробляють на основі них нові теорії дизайну. Катя Торинг зі співавторами приходять до висновку, що штучний інтелект, зокрема великі мовні та мультимодальні моделі, можуть взаємодіяти з дизайн-знаннями та створювати нове на перших трьох рівнях: (А) взаємодіяти з фізичними та цифровими артефактами (ескізами, текстами, прототипами) за допомогою, наприклад, комп'ютерного зору чи керуючи 3Д принтером; (В) зберігати в неявному вигляді в параметрах нейронної мережі дизайн-патерни чи зв'язки між дизайн-концепціями; (С) створювати, адаптувати та виконувати явно сформульовані інструкції. Разом з тим дослідники вважають, що станом на сьогодні ШІ не здатний збагачувати четвертий рівень дизайн знання (D), а саме формувати нові теорії дизайну.

Згідно з концепцією еволюційної креативності дизайн-процес складається з циклів варіацій – створення численних варіантів через мутацію та рекомбінацію ідей і відбору найпридатніших рішень з урахуванням контексту та вимог. Катя Торинг зі співавторами вважають, що у співпраці генеративних моделей та людини ШІ має спеціалізуватись на варіаціях – швидко генерувати та деталізувати нові концепції, а дизайнери – на оцінці та відборі.

Підсумовуючи зазначимо, що дослідники здебільшого сходяться в якісних висновках – в тому, що взаємодія людини та ШІ може суттєво прискорити процес дизайну в першу чергу за рахунок здатності ШІ швидко генерувати та детально пропрацьовувати значну кількість ідей та концепцій. Разом з тим концептуальні моделі такої взаємодії та кількісні бенчмарки для оцінки креативних здатностей ШІ все ще знаходяться на стадії формування та потребують додаткового осмислення та дослідження.

Мета роботи, основні завдання та методи

Мета роботи – визначити місце і ролі агентів великих мовних моделей в дизайні та розробити відповідну модель дизайн-процесу, доповненого LLM-агентами.

Для досягнення поставленої мети виконані наступні завдання:

- проведено огляд сучасних публікацій щодо підходів та методів оцінки здатностей великих мовних моделей, зокрема, при виконанні творчих та дизайнерських задач;

- проведено аналіз сучасних підходів та методів взаємодії з великими мовними моделями, зокрема в контексті дизайну;

- розроблено структурну модель, що визначає місце та ролі штучних агентів в дизайні у взаємодії з дизайн-командою, зовнішнім середовищем та дизайн-артефактами.

Використані наступні методи:

- порівняльно-історичний та ретроспективний аналіз змісту технічних, економічних, філософських, лінгвістичних наукових та методичних досліджень для формування цілісного бачення поточного стану розвитку великих мовних моделей та підходів до взаємодії з технологією;

- структурно-логічний аналіз для формування структурної моделі дизайн-процесу, доповненого агентами великих мовних моделей.

Результати досліджень та їх обговорення

Серед основних підходів до взаємодії з великими мовними моделями можна виділити такі.

Чат-інтерфейс. Чат є найбільш розповсюдженим (але не єдиним) інтерфейсом взаємодії людини з технологіями генеративного штучного інтелекту. Великі мовні та мультимодальні моделі демонструють вражаючі здатності до сприйняття інструкцій природною мовою з урахуванням значного за обсягом контексту, що дозволяє реалізовувати складні комунікаційні та обчислювальні сценарії. Зазвичай, користувач формулює запит до моделі у вигляді промпту (prompt) – повідомлення з інструкціями, прикладами, деталями контексту (рис. 2) та у відповідь отримує результат виконання (completion).

У сучасній практиці промптингу зазвичай виділяють кілька типових складових, включення

яких у запит допомагає генеративним моделям штучного інтелекту точніше та повніше виконати задачу з урахуванням очікувань.

– *Інструкція* є основною частиною промпту, та містить формулювання задачі, яку необхідно виконати. Інструкція може не бути явно прописана, а випливати з наведених прикладів.

– *Приклади* є поширеною складовою промптів оскільки в більшості випадків інструкції з кількома прикладами (few-shot prompts) допомагають значно покращити результати роботи моделі.

– *Контекст* містить додаткову змістовну інформацію щодо обставин, що зумовлюють виконання задачі – це допомагає отримати результат з урахуванням нюансів середовища, в якому, наприклад, планується використовувати результати.

– *Обмеження* включаються в промпт з метою звуження діапазону можливих відповідей моделі.

– *Мета* допомагає спрямувати генерацію специфічним чином без надання детальних інструкцій чи обмежень.

– *Роль* може бути включена в промпт для визначення того, від імені кого має діяти модель, здійснюючи генерацію. Це дає можливість скеровувати стиль, тон, логіку відповіді відповідно до очікуваної ролі – наприклад, експерта, консультанта чи викладача.

– *Вимоги щодо форматування* включаються в промпт, якщо необхідно отримати результат в специфічному вигляді – це можуть бути (1) вимоги щодо форматування звичайного тексту – наприклад, бажана кількість абзаців чи наявність/відсутність списків, або (2) вимоги щодо подання відповіді в специфічному форматі – наприклад, у вигляді програмного коду або в JSON форматі.

– *Елементи форматування промпту*: хорошою практикою є використання розмітки – від простих розділювачів (кавиць, списків) до більш складних, таких як мови розмітки Markdown чи HTML – це допомагає моделі краще розпізнати структуру та змістовну ієрархію запиту.

Звернемо увагу, що взаємодія з LLM може відбуватись, як безпосередньо через чат, де споживачем результатів роботи LLM зазвичай є людина (як, наприклад, в таких застосунках, як ChatGPT), так і через API виклики, де споживачем результату роботи LLM зазвичай є інша комп'ютерна система.

Ланцюжки промптів. Реалізація більш складних сценаріїв за допомогою великих мовних

моделей може потребувати декомпозиції комплексної задачі на послідовну серію більш простих підзадач. Це зазвичай актуально, коли обсяг вхідних даних перевищує розмір контекстного вікна моделі або коли складність обчислень більша, ніж модель здатна виконати за один виклик. У таких випадках поширеною практикою є використання ланцюжків промптів (prompt chaining), де результати виконання кожного попереднього промпта впливають на наступні. Такий підхід дає змогу розподілити обробку інформації, зберігаючи цілісність сценарію, що в результаті дає більш точне та стає рішення.

На рис. 2 наведено схему перетворення даних LLM-застосунком "Аналізатор коментарів" з використанням ланцюжкового підходу. Послідовність з трьох промптів обробляє масив користувацьких відгуків, а саме: (1) виділяє ключові теми, що присутні в кожному окремому коментарі; (2) групує їх за категоріями; (3) генерує текстовий підсумок за кожною з категорій. Додаток допомагає структурувати інформацію, присутню в коментарях, спрощуючи подальшу роботу дизайнера або продакт менеджера з больовими точками та потребами користувачів сервісу або продукту. Використання такого додатку в дизайн-процесі є доцільним у випадку, коли обсяг коментарів перевищує той, який модель здатна обробити, зберігаючи необхідну точність обчислень.

Варто зауважити, що аналізатор коментарів є прикладом додатку, в якому взаємодія користувача та великої мовної моделі відбувається не обов'язково через чат-інтерфейс, а може бути реалізована, наприклад, через завантаження файлу з коментарями через веб-інтерфейс та отримання результату на електронну пошту після опрацювання.

Для роботи з ланцюжками промптів використовують такі спеціальні фреймворки, як LangChain або Semantic Kernel, що допомагають впорядкувати логіку переходів між промптами та зберігати проміжні результати. Крім ланцюжків послідовних запитів, спеціалізовані фреймворки дають змогу будувати й складніші структури для взаємодії з великими мовними моделями, зокрема ієрархічні або розгалужені сценарії. Завдяки цьому можна комбінувати кілька потоків чи рівнів обробки даних в межах одного процесу, що робить взаємодію з LLM більш гнучкою та забезпечує вищу контрольованість кінцевого результату.

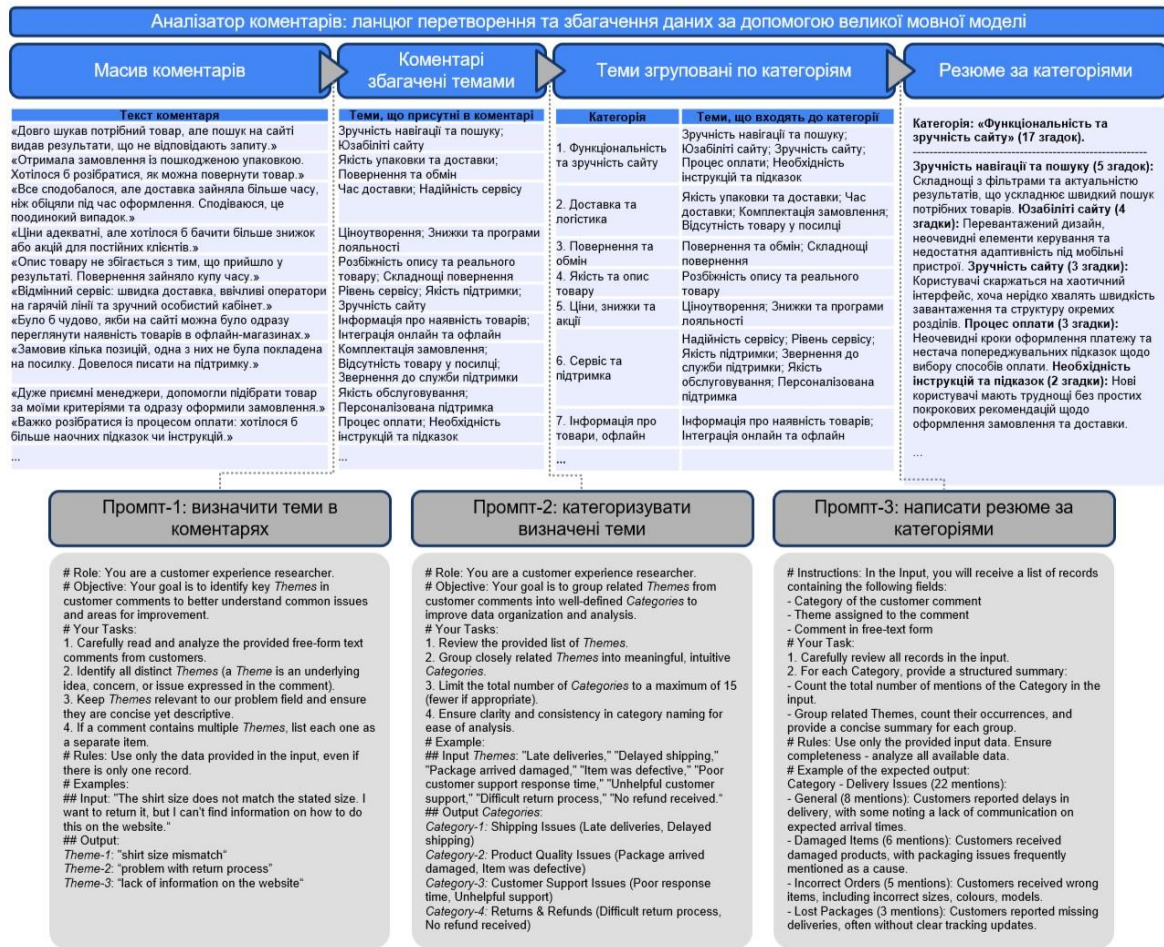


Рис. 2. Схема перетворень даних LLM-додатком "Аналізатор коментарів"

LLM-Агенти. Агенти великих мовних моделей (LLM-Agents) – новий напрямок в розробці програмного забезпечення, що привертає значну увагу з боку наукової та бізнес спільнот [15]. Використання архітектури, в основі якої лежать агенти, дає змогу вирішувати проблеми високої складності, які важко або неможливо подати у вигляді повністю детермінованих алгоритмів. Даний напрямок знаходиться на стадії становлення, осмислення концепцій та формування методологічної бази. Агент зазвичай розглядається як концептуальний, функціональний або архітектурний компонент, який включає механізми для:

- інтерпретації стану середовища та намірів користувача;
- міркування та планування наступних кроків;
- виконання цих кроків – наприклад, генерації відповіді на запит користувача або API викликів до інших агентів та інформаційних систем.

Сі з колегами [15], аналізуючи розвиток концепту від філософських основ до галузі ІІІ, дають

наступне визначення: "штучний інтелектуальний агент – це штучна сутність, що сприймає навколишнє середовище, приймає рішення та виконує дії". Основні властивості агентів: (1) автономність – здатність діяти та приймати рішення самостійно; (2) реактивність – здатність вчасно реагувати на зміни в оточенні; (3) проактивність – здатність формувати цілі та ініціювати дії; (4) соціальність – здатність взаємодіяти з людьми та іншими агентами, що базується на певній спільній мові.

Дослідники пропонують модель агенту (рис. 3), що складається з трьох основних модулів: сенсорний модуль, модуль "мозок" та модуль дій. Сенсорний модуль можна співставити с органами чуттів людини – таким як очі чи вуха. Він отримує сигнали з зовнішнього середовища (запити від користувачів, кодифіковану інформацію, данні про об'єкти, запити та відповіді від інших агентів та інформаційних систем) та перетворює мультимодальну інформацію у зрозуміле агенту представлення. "Мозок" агенту виступає центром управління: обробляє одержану

інформацію, забезпечує міркування, планування, прийняття рішень, керує операціями зі збереження знань, що можуть бути корисними в майбутньому. Модуль дій, що можна співставити з людськими кінцівками, виконує дії за допомогою інструментів та справляє вплив на середовище агента. Така структура дозволяє агенту взаємодіяти з оточенням та отримувати зворотний зв'язок.

Сьогодні LLM-Агенти вже активно використовуються для вирішення задач в таких галузях, як наукові дослідження, робототехніка, соціальні науки, економіка, медицина, розробка

програмного забезпечення [16,17]. Яскравим прикладом є платформа Cursor, де LLM-агент у реальному часі допомагає інженеру-розробнику безпосередньо в інтегрованому середовищі розробки (IDE): генерує код і тести; знаходить помилки, визначає їх причини, пропонує виправлення.

Можна виділити три архітектурні патерни в розробці програмного забезпечення на основі LLM-агентів, що є розповсюдженими сьогодні: один агент, взаємодія між кількома агентами, колаборативна взаємодія між агентом та людиною (рис. 4).



Рис. 3. Три-модульна модель агента ШІ

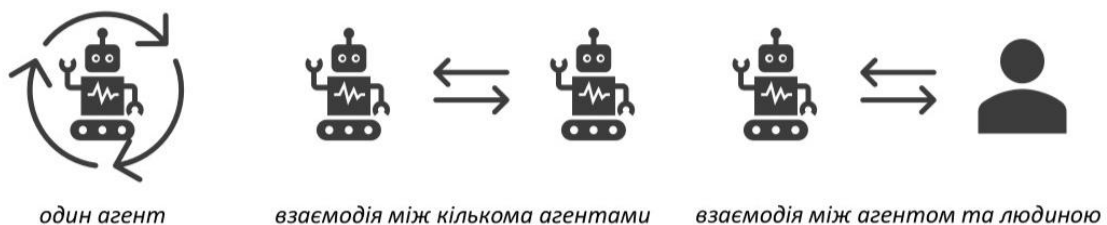


Рис. 4. Архітектурні патерни з використанням LLM-агентів

Так, прикладом сценарію, побудованого на базі одного агента, може бути чат-бот «Перекладач технічних специфікацій», що допомагає інженерам-розробникам з розподілених команд працювати зі специфікаціями тією мовою, яка є для них зручнішою – агент робить переклад на визначену розробником мову, враховуючи специфічний словник термінів проекту. Ще одним прикладом простого чат-бота може бути «Генератор юніт-тестів», що отримує фрагмент коду та опис граничних випадків і на цій основі генерує юніт-тести.

Взаємодія трьох агентів може бути проілюстрована у застосунку «Асистент спостереження за серверними журналами», що отримує в якості вхідних даних архів логів сервера за останні 24 години. Агент-

категоризатор виявляє похибки та аномалії в сирих даних з сервера та кластеризує схожі проблеми. Агент-аналізатор формує гіпотези щодо можливих причин для кожного з кластерів проблем, аналізуючи кодову базу, конфігураційні файли тощо. Агент-пріоритетизатор визначає рівень критичності кожної проблеми, створює тікети в застосунку Jira для високопріоритетних інцидентів і сповіщає чергового інженера. У цьому сценарії кожен агент працює за власними інструкціями та може надсилати запити іншим агентам. Наприклад, Агент-пріоритетизатор може повернути гіпотезу Агенту-аналізатору, якщо обґрунтування недостатнє для визначення пріоритету.

Прикладом, що ілюструє взаємодію агента з людиною, є застосунок «Асистент документування

кодової бази», в якому LLM-агент працює під наглядом інженера-розробника – сканує кодову базу проєкту й підтримує коментарі та проєктну документацію в актуальному й повному стані. Агент виконує три основні завдання: (1) додає відсутні анотації в код до кожної функції, класу тощо; (2) переписує наявні коментарі, щоб вони відповідали корпоративному стилю та були узгоджені з рештою кодової бази; (3) оновлює та впорядковує проєктну документацію. Після кожної операції агент представляє проміжний результат на розгляд інженеру, який надає зворотний зв'язок: *підтвердити* та перейти до наступного етапу або *повернути* задачу агенту для корекції. Такий ітеративний підхід із залученням людини є ефективним для виконання складних задач, що потребують високого рівня акуратності чи відповідності певним нормам (наприклад, безпековим або етичним).

LLM-агенти вже сьогодні демонструють високий рівень інтегрованості та значну ефективність в задачах з розробки програмного забезпечення: від перекладу технічних специфікацій, генерації юніт-тестів та аналізу логів до написання складного коду, визначення причин помилок та їх виправлення. Враховуючи складну та нелінійну природу дизайн-процесу, LLM-агенти мають великий потенціал для доповнення дизайнерських команд.

Дизайн як ітеративний процес збагачення знань: структурна модель

Розглянемо дизайн як циклічний процес обміну інформацією та артефактами (ідеями, концепціями

та прототипами) між дизайн-командою, доповненою агентами великих мовних моделей, і зовнішнім середовищем (рис. 5).

(А): Дизайн-команда отримує інформацію з зовнішнього середовища через активну емпатію; спостереження за користувачами, системою та середовищем; збір наявної кодифікованої інформації, такої як інструкції, журнали, записи чи звіти.

(В): Зібрані дані опрацьовується, збагачуючи індивідуальні знання учасників команди, зокрема їхній досвід, інтуїцію та уявлення, та спільні знання команди, що представлені дизайн-артефактами. Артефакти не лише акумулюють знання, але й слугують основою для узгодження колективної роботи та комунікації всередині команди, зі стейкхолдерами та з LLM-агентами. Процес взаємного збагачення індивідуальних знань учасників команди і артефактів є неперервним, двостороннім і забезпечує основу для ітеративної роботи над вирішенням проблеми.

(С): На етапах, коли артефакти (ідеї, концепції, прототипи) досягають певного рівня зрілості, вони повертаються у зовнішнє середовище для тестування й перевірки їхнього впливу на систему. Такі експерименти дають змогу оцінити, наскільки розроблені рішення відповідають реальним потребам користувачів і як саме вони впливають на вихідну проблему.

(А – початок нового циклу): Результати тестування дають команді додаткову інформацію, яка збагачує розуміння команди про контекст, потреби користувачів і характер проблеми та дозволяє вдосконалювати розроблені рішення.

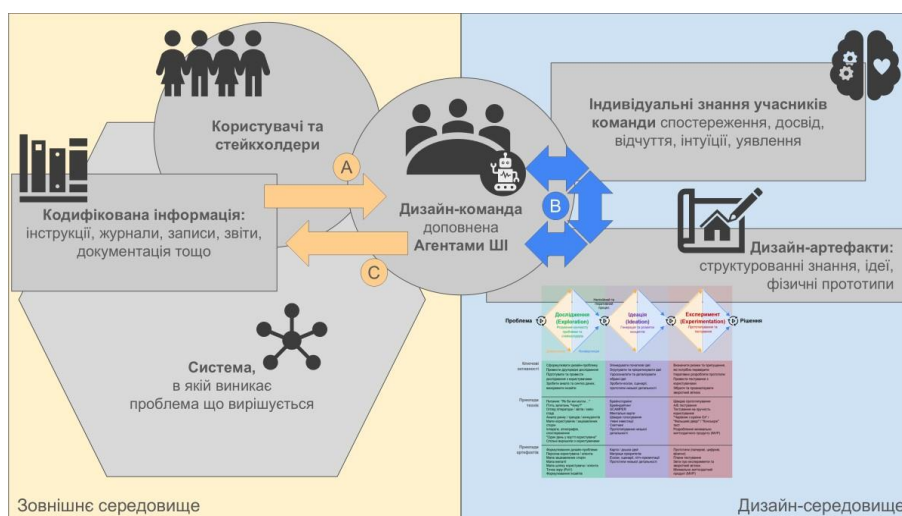


Рис. 5. Модель дизайну як ітеративного процесу збагачення знань

Таким чином, процес є ітеративним та циклічним: кожен етап збагає команду новими знаннями, які використовуються для уточнення й вдосконалення рішень. Різні фази (збір даних, аналіз, генерування ідей, побудова прототипів, тестування) часто відбуваються не по черзі, а накладаються одна на одну, забезпечуючи можливість швидко реагувати на нову інформацію та мінливий контекст. Суттєвою рисою такого підходу є постійне перетворення "сирих" даних на осмислену інформацію, а згодом і на знання, котре збагає розуміння проблеми та можливих шляхів її вирішення.

Важливо зауважити, що у середовищах, де присутній соціокультурний контекст (а не суто технічний чи природний), дизайнерам необхідно збагачувати створювані ними артефакти не лише функціональними характеристиками, а й сюжетним та емоційним наповненням. Прілюструємо це на прикладі розробки корпоративного чат-боту. З функціональної точки зору чат-бот є інструментом для відповіді на поширені питання та виконання нескладних задач за дорученням співробітника. Роль, в якій виступає чат-бот в корпоративному культурному середовищі, в певних межах визначає пов'язаний з ним сюжет, персонаж, тон комунікації та емоційну складову. Наприклад, якщо бот виступає в ролі "помічника співробітників", як персонаж для нього може бути обраний Джин, що був помічником Аладіна у відповідній казці, з відповідними сюжетними, комунікаційними та емоційними особливостями. Таким чином, дизайн виходить за суто функціональні рамки, інтегруючи бота в корпоративне соціокультурне середовище.

Запропонована модель дизайну як трансформації знань містить ключові ідеї п'яти класичних підходів до концептуалізації дизайну [18], кожен з яких розглядає дизайн під певним кутом: (1) створення артефактів (Саймон, 1969); (2) рефлексивна практика (Шен, 1983); (3) діяльність, спрямована на вирішення проблем (Б'юкенен, 1992); (4) спосіб міркування / осмислення речей (Лоусон, 2006; Крос, 2006); (5) створення сенсів (Кріппендорфф, 2006).

Потенційна роль і місце штучних інтелектуальних агентів в процесі дизайну. Розгляд дизайну як процесу ітеративної трансформації знання відкриває новий кут зору для осмислення ролі ШІ агентів у співпраці з дизайн-командою. Вони здатні суттєво прискорити окремі етапи дизайну – від збору й аналізу інформації

до генерації й деталізації ідей, проте мають і низку обмежень, які варто враховувати.

1. Взаємодія з об'єктами зовнішнього та дизайн-середовищ. Сучасні великі мовні моделі можуть автономно або напівавтономно збирати різноманітні дані з цифрових джерел і допомагати в їх аналізі. Наприклад, алгоритм може сортувати та класифікувати відгуки користувачів або визначати "вузькі місця" в процесі взаємодії з сайтом. ШІ може створювати нові структуровані інформаційні дизайн-артефакти або інтегрувати знахідки в існуючі (наприклад, узагальнити користувацькі вимоги у форматі user stories, оновити онлайн-документацію чи прототипи у Figma). Здатність систем на основі ШІ безпосередньо взаємодіяти з фізичними об'єктами на даний момент є менш сталою, але розвивається бурхливими темпами в таких галузях, як робототехніка, автономне керування автомобілями, комп'ютерний зір, 3D друк. Взаємодія з фізичними об'єктами в багатьох дизайн-процесах все ще вимагає суттєвої участі людини – наприклад, побудова фізичних прототипів чи тестування у польових умовах.

2. Співпраця з людиною. Чат-інтерфейс, що сьогодні є найбільш поширеним способом взаємодії людини з великими мовними та мультимодальними моделями, дозволяє реалізовувати складні та гнучкі колаборативні сценарії. Водночас такий формат взаємодії може створювати труднощі з передачею повного контексту складних проектів або невисловлених інтуїтивних нюансів, якими часто керується дизайнер. Додатковою суттєвою проблемою є обмежена здатність моделей сприймати та розуміти внутрішній світ людини (почуття, емоції, інтуїції), міжособистісні відносини та соціальний контекст, які є значною складовою в комунікації між людьми та можуть бути критичними, наприклад, в UX-дизайні. Це вимагає від команди відповідального комбінування висновків ШІ з власним аналізом, побудованим на емпатії. Дані обмеження стосуються, як взаємодії ШІ з дизайн-командою так і з користувачами та стейкхолдерами. Варто зауважити, що робота з мовною чи мультимодальною моделлю передбачає наявність специфічних навичок в дизайнерів в формулюванні запитів до моделі (prompt engineering).

3. Автономність. Для того, щоб автономно діяти в складному та динамічному дизайн-процесі важливо, щоб агенти могли (1) орієнтуватись в загальній структурі та зв'язках між елементами зовнішнього та

дизайн-середовищ; (2) утримувати загальну картину (зум-аут) та (3) заглиблюватись в конкретні деталі (зум-ин). Великі мовні моделі не завжди стало справляються з такою роботою, проте сучасні ШІ агенти вже здатні генерувати та підтримувати складні інформаційні структури (програмний код, великі текстові документи тощо), а також планувати й виконувати певні дії за допомогою зовнішніх інструментів. Важливо зазначити, що незважаючи на певний рівень автономності ШІ агентів, контроль та відповідальність має залишатись на людині – одним з поширених патернів взаємодії ШІ агентів та людини в складних сценаріях є обов'язкове підтвердження з боку людини перед виконанням агентом значущих дій (наприклад, перед оплатою рахунків, оновленням кодової бази або публікацією результатів), що слугує запобіжником від помилкових кроків ШІ агента.

4. Креативність. Здатність ШІ до оригінальної творчості є дискусійною, однак у низці досліджень відзначається, що моделі здатні генерувати ідеї, котрі дизайнери можуть використати як стартові варіанти для подальшого доопрацювання. Швидке формування великої кількості альтернативних ідей або стилістичних рішень (наприклад, у дизайні інтерфейсів) може значно пришвидшити роботу. Водночас фінальні рішення мають обов'язково оцінюватися з огляду на реальні потреби користувачів, соціальний контекст і якісні критерії.

5. Етичність та безпека. Інтеграція ШІ агентів потребує дотримання принципів приватності даних, запобігання дискримінаційним упередженням, прозорості дій агентів. Якщо вхідні дані містять викривлення або нерепрезентативні вибірки (наприклад, здебільшого від молодих користувачів), модель може "мимоволі" транслювати й підсилювати упередження щодо інших груп. У соціально чутливих проєктах (зокрема, в охороні здоров'я, освіті, роботі з людьми з особливими потребами) варто особливо ретельно стежити, аби ШІ не пропонував рішення, що порушують етичні норми або права певних категорій користувачів. Прозорість – це критичний фактор для довіри з боку команди та стейкхолдерів, тому варто чітко розуміти, звідки ШІ отримав дані, як він формував рекомендації чи рішення.

Підсумовуючи викладене вище, зазначимо, що потенціал ШІ агентів у процесі дизайну визначається їх здатністю доповнювати та підсилювати роботу людей, залишаючи останнє слово людині – насамперед у питаннях емпатії, розумінні складних

соціокультурних контекстів і відповідальності за прийняті рішення. Ефективність ШІ зростає там, де необхідно швидко обробляти великі обсяги даних або генерувати численні варіанти рішень, у той час як команда критично оцінює та доопрацьовує ці пропозиції. Відповідно, успішна інтеграція ШІ у дизайн-процес вимагає ітеративного залучення моделей на різних етапах, чіткого розподілу ролей, а також спеціальних компетенцій, які дозволяють дизайнерам і стейкхолдерам ефективно співпрацювати з інтелектуальними агентами.

Висновки та напрями майбутніх досліджень

Великі мовні моделі демонструють такі принципово нові здатності в родині технологій штучного інтелекту, як розуміння та генерація тексту природною мовою та мовами програмування, багатомовність, володіння загальними та галузевими знанням, здатність до міркування, агентність. Хоча не всі ці здатності є однаково добре розвинутими та сталими сьогодні, наукові установи та комерційні організації інвестують значний обсяг зусиль та ресурсів в розробку наступних поколінь великих мовних моделей, методологій оцінки та вдосконалення підходів у взаємодії з ними. Одним з найбільш перспективних напрямків сьогодні є розробка штучних інтелектуальних LLM-агентів.

Більшість дослідників сходиться у висновках, що вже на поточному етапі розвитку великі мовні моделі можуть значно допомогти людині у виконанні інтелектуальних та творчих завдань, які потребують обробки мультимодальної інформації. Разом з тим сьогодні продовжуються дискусії щодо креативних здатностей великих мовних моделей – наскільки LLM здатні генерувати принципово новий контент та якими бенчмарками це можна виміряти кількісно. Крім того концептуальні моделі взаємодії людини з великими мовними моделями все ще знаходяться на стадії формування та потребують додаткового осмислення та досліджень.

Дана робота пропонує експлоративну модель, що представляє дизайн як ітеративний процес збагачення знань та дозволяє визначити місце та роль інтелектуальних агентів великих мовних моделей у взаємодії з дизайн-командою, артефактами та зовнішнім середовищем. Такий кут зору задає п'ять напрямків для подальших досліджень потенціалу великих мовних моделей в творчих

та дизайн процесів: (1) взаємодія LLM-агентів (2) співпраця з людиною, (3) автономність, з об'єктами зовнішнього та дизайн-середовища, (4) креативність, (5) етичність та безпека.

Список літератури

1. Perrault R., Clark J. Artificial Intelligence Index Report 2024. 2024. URL: <https://hai.stanford.edu/ai-index/2024-ai-index-report>
2. Learning to Reason with LLMs. OpenAI. 2024. URL: <https://openai.com/index/learning-to-reason-with-llms/>
3. Today, we shared evals for an early version of the next model in our o-model reasoning series: OpenAI o3. OpenAI Twitter Account. URL: <https://x.com/OpenAI/status/1870186518230511844>
4. Perrault R. et al. Artificial Intelligence Index Report 2025. 2025. URL: <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>
5. Chumachenko D. et al. "Glossary of Terms in the Field of Artificial Intelligence. Ministry of Digital Transformation of Ukraine. 2024. 37 p.
6. Raji, I. et al. AI and the everything in the whole wide world benchmark. *arXiv preprint arXiv:2111.15366*. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2111.15366
7. Chang Y. et al. A survey on evaluation of large language models. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. 2024. No. 15.3. P. 1–45. DOI: 10.1145/3641289
8. Schulhoff S. et al. The Prompt Report: A Systematic Survey of Prompting Techniques. *arXiv preprint arXiv:2406.06608*. 2024. DOI:10.48550/arXiv.2406.06608
9. Zhou Z. et al. Examining how the large language models impact the conceptual design with human designers: A comparative case study. *International Journal of Human-Computer Interaction*. 2024. P. 1–17. DOI: 10.1080/10447318.2024.2370635
10. Novakovskiy A., Yaloveha I. Implementation of generative artificial intelligence technologies in creative activities: development of a structural model of design thinking. *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*. 2024. No. 2(28). P. 108–120. DOI: 10.30837/2522-9818.2024.2.108
11. Chakrabarty T. et al. Art or artifice? large language models and the false promise of creativity. *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2024. DOI: 10.1145/3613904.3642731
12. Zhao Y. et al. Assessing and understanding creativity in large language models. *arXiv preprint arXiv:2401.12491*. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2401.12491
13. Tholander J., Jonsson M. Design ideation with ai-sketching, thinking, and talking with Generative Machine Learning Models. *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference*. 2023. P. 1930–1940. DOI: 10.1145/3563657.3596014
14. Thoring K., Huettemann S., Mueller R. M. The augmented designer: a research agenda for generative AI-enabled design. *Proceedings of the Design Society*. 2023. No. 3. P. 3345–3354. DOI:10.1017/pds.2023.335
15. Xi Z. et al. The rise and potential of large language model based agents: A survey. *Science China Information Sciences*. 2025. No. 68.2. 121101. DOI: 10.1007/s11432-024-4222-0
16. Hou X. et al. Large language models for software engineering: A systematic literature review. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*. 2024. No. 33.8. P. 1–79. DOI: 10.1145/3695988
17. Guo T. et al. Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges. *arXiv preprint arXiv:2402.01680*. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2402.01680
18. Johansson-Sköldberg U., Woodilla J., Çetinkaya M. Design thinking: Past, present, and possible futures. *Creativity and innovation management*. 2013. No. 2. P. 121–146. DOI: 10.1111/caim.12023

References

1. Perrault R., Clark J. (2024), "Artificial Intelligence Index Report 2024", available at: <https://hai.stanford.edu/ai-index/2024-ai-index-report>
2. Learning to Reason with LLMs, OpenAI. 2024, available at: <https://openai.com/index/learning-to-reason-with-llms/>

3. "Today, we shared evals for an early version of the next model in our o-model reasoning series: OpenAI o3", *OpenAI Twitter Account*, available at: <https://x.com/OpenAI/status/1870186518230511844>
4. Perrault R. et al (2025), "Artificial Intelligence Index Report 2025", available at: <https://hai.stanford.edu/ai-index/2025-ai-index-report>
5. Chumachenko D. et al. (2024), "Glossary of Terms in the Field of Artificial Intelligence", *Ministry of Digital Transformation of Ukraine*, 37 p.
6. Raji, I. et al. (2021), "AI and the everything in the whole wide world benchmark", *arXiv preprint arXiv:2111.15366*. DOI: 10.48550/arXiv.2111.15366
7. Chang Y. et al. (2024), "A survey on evaluation of large language models", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, No. 15.3, P. 1–45. DOI: 10.1145/3641289
8. Schulhoff S. et al. (2024), "The Prompt Report: A Systematic Survey of Prompting Techniques", *arXiv preprint arXiv:2406.06608*. DOI:10.48550/arXiv.2406.06608
9. Zhou Z. et al. (2024), "Examining how the large language models impact the conceptual design with human designers: A comparative case study", *International Journal of Human-Computer Interaction*, P. 1–17. DOI: 10.1080/10447318.2024.2370635
10. Novakovskiy A., Yaloveha I. (2024), "Implementation of generative artificial intelligence technologies in creative activities: development of a structural model of design thinking", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 2(28), P. 108–120. DOI: 10.30837/2522-9818.2024.2.108
11. Chakrabarty T. et al. (2024), "Art or artifice? large language models and the false promise of creativity", *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. P. 1–34. DOI: 10.1145/3613904.3642731
12. Zhao Y. et al. (2024), "Assessing and understanding creativity in large language models", *arXiv preprint arXiv:2401.12491*. DOI: 10.48550/arXiv.2401.12491
13. Tholander J., Jonsson M. (2023), "Design ideation with ai-sketching, thinking, and talking with Generative Machine Learning Models", *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference*, P. 1930–1940. DOI: 10.1145/3563657.3596014
14. Thoring K., Huettemann S., Mueller R. M. (2023), "The augmented designer: a research agenda for generative AI-enabled design", *Proceedings of the Design Society*, No. 3, P. 3345–3354. DOI:10.1017/pds.2023.335
15. Xi Z. et al. (2025), "The rise and potential of large language model based agents: A survey", *Science China Information Sciences*, No. 68.2, 121101 p. DOI: 10.1007/s11432-024-4222-0
16. Hou X. et al. (2024), "Large language models for software engineering: A systematic literature review", *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, No. 33.8, P. 1–79. DOI: 10.1145/3695988
17. Guo T. et al. (2024), "Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges", *arXiv preprint arXiv:2402.01680*. DOI: 10.48550/arXiv.2402.01680
18. Johansson-Sköldberg U., Woodilla J., Çetinkaya M. (2013), "Design thinking: Past, present, and possible futures", *Creativity and innovation management*, No. 2, P. 121–146. DOI: 10.1111/caim.12023

Надійшла (Received) 30.04.2025

Відомості про авторів / About the Authors

Новаковський Антон Валерійович – аспірант, Харківський національний університет радіоелектроніки, кафедра прикладної математики, Харків, Україна; e-mail: anton.novakovskiy@nure.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0007-6129-5374>

Яловега Ірина Георгіївна – кандидат технічних наук, доцент, Харківський національний університет радіоелектроніки, доцент кафедри прикладної математики; заступник директора (керівника) навчально-наукового інституту міжнародних відносин ХНЕУ ім. Семе́на Кузне́ця, доцент кафедри економіко-математичного моделювання, Харків, Україна; e-mail: iryna.ialoveha@nure.ua; ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-2486-1812>

Novakovskiy Anton – Postgraduate, Kharkiv National University of Radio Electronics, Department of Applied Mathematics, Kharkiv, Ukraine.

Yaloveha Iryna – PhD (Engineering Sciences), Associate Professor at the Department of Applied Mathematics, Kharkiv National University of Radio Electronics; Deputy Director of the Educational and Scientific Institute of International Relations, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics; Associate Professor at the Department of Economic and Mathematical Modeling, Kharkiv, Ukraine.

DEFINING THE ROLES OF LARGE LANGUAGE MODELS (LLM) AGENTS IN THE MODEL OF DESIGN

The **subject** of the study is the capabilities and limitations that large language models (LLM) demonstrate when they are implemented in intellectual, technical and creative processes, in particular in design. The **goal** of the work is to determine the place and roles of LLM-agents in design and to develop an appropriate model of the design process augmented by LLM-agents. The article sets the following **tasks**: (1) to conduct a review of modern publications on approaches and methods for assessing the capabilities of large language models, in particular, when performing creative, technical and design tasks; (2) to conduct an analysis of modern approaches and methods of interaction with LLM; (3) to develop a model that defines the place and roles of LLM agents in design in interaction with the design team, the external environment and design artifacts. The following **methods** were used during the study: comparative-historical and retrospective analysis of the content of technical, economic, philosophical, linguistic scientific and methodological research to form a holistic vision of the current state of development of large language models and approaches to interaction with them; structural-logical analysis for the formation of a model of the design process, augmented by LLM agents. The following **results** were achieved: nine main groups of abilities of large language models were identified; the main modern patterns of interaction with large language models were identified; a model of the design was developed as an iterative process of knowledge enrichment, which allows describing the interaction of people and LLM-agents with each other, with the external environment and with design artifacts. The **conclusions** emphasize the novelty of such abilities of LLM in the family of artificial intelligence technologies as understanding and generating text in natural and programming languages, multilingualism, possession of general and industry knowledge, the ability to reason, and agency. Additionally, the need for conceptual understanding of the place and role of large language models in creative processes is highlighted. A structural model has been developed that represents design as an iterative process of knowledge enrichment and allows to define the roles of LLM-agents in interaction with the design team, artifacts, and the external environment.

Keywords: large language models; LLM agents; artificial intelligence; human-computer interaction; design innovations.

Бібліографічні описи / Bibliographic descriptions

Новаковський А. В., Яловега І. Г. Визначення ролей агентів великих мовних моделей (LLM) у моделі дизайн-процесу. *Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості*. 2025. № 3 (33). С. 58–72. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.3.058>

Novakovskiy, A., Yaloveha, I. (2025), "Defining the roles of large language models (LLM) agents in the model of design", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 3 (33), P. 58–72. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.3.058>
