

УДК 004.89+004.946

АВТОНОМНИЙ ШІ-АГЕНТ ДЛЯ ОСВІТНІХ ВІЗУАЛІЗАЦІЙ ДАНИХ У ДОПОВНЕНІЙ РЕАЛЬНОСТІ

О. В. Литовченко, Б. І. Мозіль, І. І. Думанський

Національний університет «Львівська політехніка»,
вул. Під Голоском, 19, Львів, 79020, Україна

У статті розглядається проблема, що стримує впровадження доповненої реальності (AR) в освіту – висока складність створення якісного інтерактивного контенту для педагогів без спеціальних технічних навичок. В якості вирішення цієї проблеми пропонується архітектура автономного ШІ-агента, здатного до автоматичної генерації освітніх візуалізацій даних у доповненій реальності. В основі архітектури лежить підхід, що поєднує велику мовну модель (LLM) для міркувань, оркестраційний шар на базі фреймворку ReAct для багатоступінчастого планування та набір спеціалізованих інструментів. Для забезпечення якості візуалізацій система використовує механізм Retrieval-Augmented Generation (RAG) для доступу до керованої бази знань та внутрішній контур валідації «Критик» для самокорекції. Запропонований підхід представляє нову парадигму для автоматизації створення імерсивних освітніх матеріалів, що значно спрощує доступ до AR-технологій.

Ключові слова: автономний агент, генеративний ШІ, візуалізація даних, доповнена реальність, імерсивні технології, освіта, RAG, ReAct.

Постановка проблеми. Сучасна освіта активно впроваджує технології візуалізації даних для полегшення засвоєння складних понять, наприклад у STEM-дисциплінах. Особливого значення набувають імерсивні технології, зокрема доповнена реальність (AR), яка дозволяє інтегрувати інтерактивні тривимірні об'єкти в реальний простір. Це підвищує залученість і мотивацію учнів, сприяє кращому засвоєнню матеріалу та розвитку просторового мислення [1, 2].

Водночас основною проблемою, що перешкоджає масовому впровадженню доповненої реальності в освітній процес, є складність створення якісного інтерактивного контенту. Більшість педагогів не володіють навичками програмування, 3D-моделювання чи дизайну, необхідними для самостійної розробки AR-додатків. Це створює високий поріг входу, який дослідники в Україні та за кордоном визначають як один із ключових бар'єрів, що суттєво обмежує реалізацію освітнього потенціалу доповненої реальності [3, 4].

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Для пошуку шляхів вирішення окресленої проблеми доцільно проаналізувати стан технологій у дотичних галузях, які потенційно можуть запропонувати необхідні інструменти для автоматизації.

Останні дослідження у сфері імерсивної візуалізації зосереджені на концепції ситуативної аналітики (Situating Analytics), де візуалізації даних вбудовуються

безпосередньо у фізичне середовище користувача за допомогою AR [5, 6]. Розробляються системи, що створюють нові способи для взаємодії з даними в імерсивному просторі [7], та мобільні AR-додатки, що вбудовують візуалізації у короткі відеоформати [8]. Хоча ці системи і демонструють передові методи взаємодії та інтеграції даних з реальним світом, все одно вимагають, щоб сама візуалізація даних була попередньо створена користувачем.

Паралельно, для генерації контенту, активно використовуються великі мовні моделі (LLM). Такі системи, як LEVA [9] та InterChat [10], застосовують LLM для покращення візуальної аналітики, дозволяючи користувачам за допомогою мультимодальних запитів (текст, голос) генерувати або модифікувати візуалізації даних. Проте їхня головна мета – спростити процес створення традиційних 2D-візуалізацій, і вони не розраховані на генерацію 3D-візуалізацій даних для доповненої реальності. Окрім того, ці системи функціонують як інструменти-асистенти, що виконують прямі команди користувача. Вони спрощують процес створення, але не знімають з користувача необхідності самостійно приймати рішення про те, який саме тип візуалізації є доцільним для конкретних даних та освітньої мети.

З іншого боку, існують фундаментальні архітектури автономних генеративних агентів [11] та методи процедурної генерації контенту (PCG) [12], здатні до виконання складних багатоетапних завдань без участі користувача. Проте немає досліджень, як використовувати такі архітектури саме для освітніх візуалізацій даних у доповненій реальності. Зокрема, залишається відкритим питання, як наділити агента знаннями з принципів дизайну візуалізацій та педагогіки таким чином, щоб він міг самостійно визначити, який саме тип візуалізації буде найбільш ефективним для засвоєння конкретного навчального матеріалу учнями. Тобто приймати педагогічно обґрунтовані рішення, що є ключовою вимогою для освітніх інструментів [13].

Мета статті – проектування та обґрунтування архітектури автономного ШІ-агента для автоматичної генерації інтерактивних освітніх візуалізацій даних у доповненій реальності. На відміну від існуючих підходів, що вимагають від користувача або попереднього створення візуалізації, або володіння специфічними навичками з програмування та дизайну, запропонований агент повинен бути повністю автономним – весь процес, від аналізу вхідних даних до генерації готової AR-візуалізації повинен проходити без участі користувача.

Виклад основного матеріалу дослідження. Запропонований підхід ґрунтується на розробці агентної системи, архітектура якої спеціально адаптована для вирішення комплексної задачі автоматичної генерації освітніх візуалізацій даних у доповненій реальності. На відміну від монолітних систем, що працюють за жорстким алгоритмом, агентна архітектура забезпечує необхідну гнучкість, автономність та здатність до адаптації. Ця архітектура, також відома як когнітивна архітектура, визначає внутрішню структуру та принципи взаємодії компонентів, що дозволяють системі функціонувати в безперервному циклі: сприйняття → міркування → планування → дія.

Запропонована архітектура, представлена на рис. 1, складається з трьох фундаментальних, пов'язаних компонентів, які разом утворюють єдину систему, здатну до автономного функціонування.

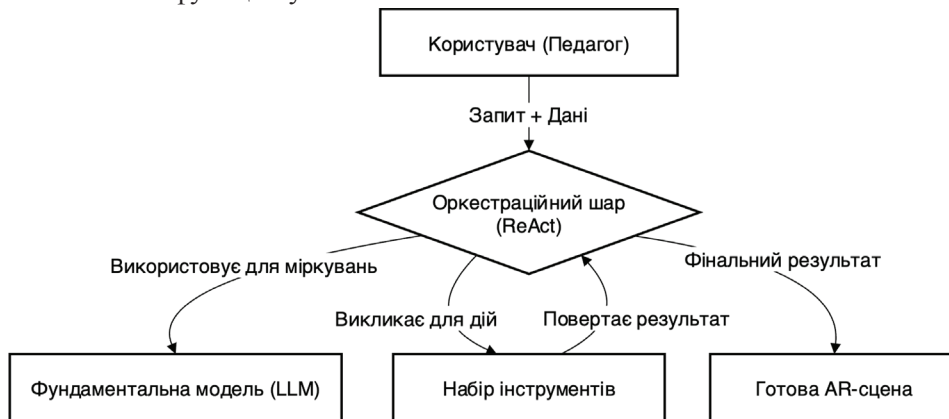


Рис. 1. Когнітивна архітектура ШІ-агента

Фундаментальна модель (Foundation Model). Ядром агента є велика мовна модель (LLM), що виконує функцію центрального вузла для міркувань. Її завдання – розуміти високо-рівневі наміри користувача, аналізувати текстову інформацію та генерувати гіпотези й плани дій.

Оркестраційний шар (Orchestration Layer). Це логічний центр управління, що координує роботу всієї системи. Він отримує запит, декомпозує його на послідовність завдань, керує пам'яттю та станом, а також приймає рішення про виклик необхідних інструментів. Важливою функцією цього шару є також саморефлексія та контроль якості через виклик модуля «Критика».

Набір інструментів (Tool Set): Це набір спеціалізованих програмних модулів, які агент може «викликати» для виконання конкретних, вузькоспеціалізованих завдань, таких як взаємодія з зовнішніми системами або генерація коду за детальною специфікацією.

Для того, щоб агент міг приймати не просто логічні, а й експертно обгрунтовані рішення щодо вибору типу візуалізації, його необхідно наділити спеціалізованими знаннями з теорії дизайну візуалізацій та педагогіки. Просте донавчання (fine-tuning) моделі є неефективним для цього завдання. Тому ми застосовуємо підхід Retrieval-Augmented Generation (RAG).

Ми створили спеціалізоване сховище даних (Data Store) – векторну базу даних, що містить куровану колекцію документів. Ці документи описують найкращі практики візуалізації: який тип діаграми є найбільш ефективним для певного типу даних та аналітичного завдання. Коли перед агентом постає завдання обрати спосіб візуалізації, він формулює запит до цього сховища, знаходить найбільш релевантні документи і використовує їх як додатковий контекст для прийняття остаточного рішення. Цей процес, проілюстрований на рис. 2, дозволяє зосередити міркування агента на перевірненій експертній інформації.

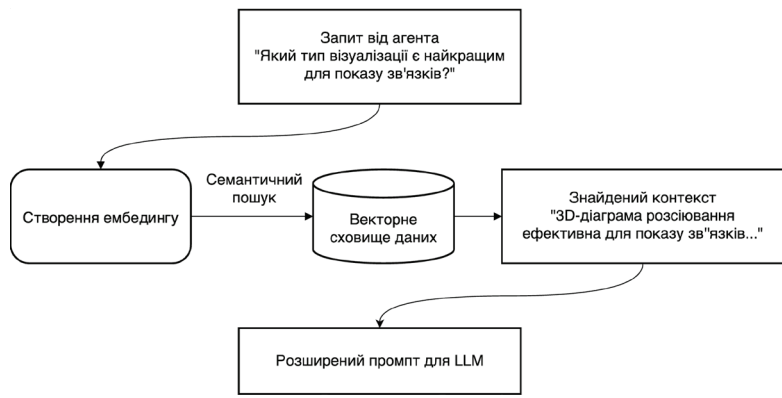


Рис. 2. Схема доступу до знань за допомогою RAG

Оркестраційний шар, що є «мозком» агента, реалізовано на основі фреймворку ReAct (Reason and Act). Цей підхід імітує людський процес вирішення проблем, розбиваючи складну задачу на послідовність менших, керованих етапів за циклом: Думка → Дія → Спостереження. Для підвищення надійності системи, ми розширили цей цикл, додавши етап внутрішньої валідації – Критику. Це дозволяє агенту не сліпо слідувати плану, а оцінювати власні проміжні рішення на відповідність педагогічним та візуальним вимогам, забезпечуючи здатність до самокорекції.

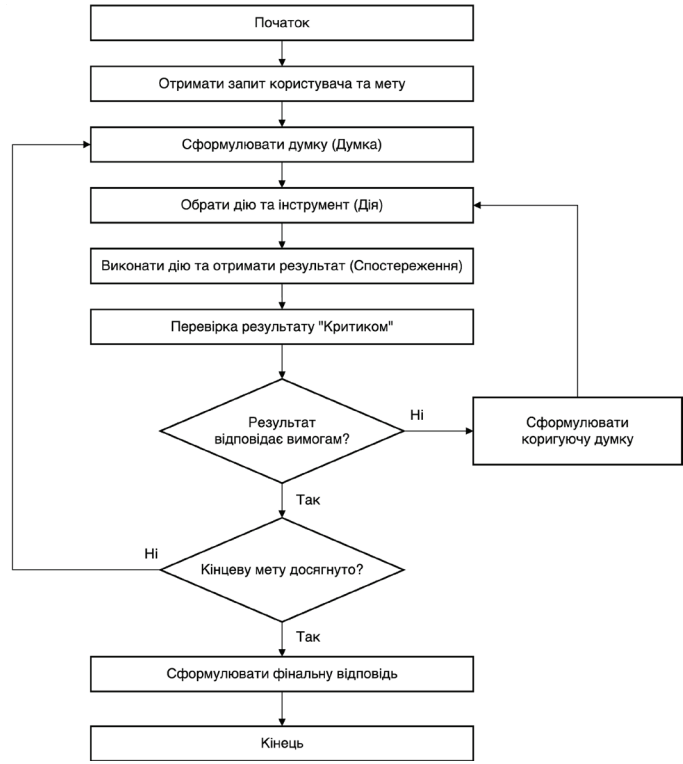


Рис. 3. Діаграма діяльності для циклу ReAct з модулем «Критика»

Цикл, представлений на рис. 3, є основою автономної поведінки агента.

Здатність агента виконувати конкретні завдання залежить від набору наданих йому інструментів. В архітектурі нашого агента передбачено два ключові інструменти, взаємодія з якими показана на рис. 4.

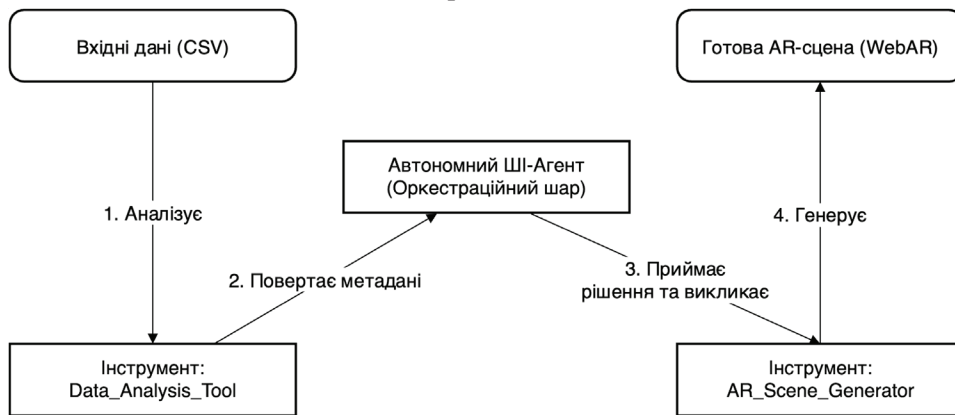


Рис. 4. Схема взаємодії агента з інструментами

Інструмент аналізу даних (Data_Analysis_Tool). Цей програмний модуль є першим кроком у ланцюжку міркувань агента і виконує роль його «аналітичних сенсорів». Його реалізовано на Python з використанням бібліотеки Pandas, оскільки його основне завдання – провести швидкий та надійний кількісний аналіз вхідного файлу даних. Інструмент автоматично визначає типи даних у кожній колонці (числовий, категоріальний), розраховує ключові статистичні показники (середнє, медіана, стандартне відхилення, кількість унікальних значень) та обчислює матрицю кореляцій для числових змінних. Результатом його роботи є структурований JSON-об’єкт, що слугує об’єктивним «паспортом даних». Інтелектуальний, семантичний аналіз цього «паспорта» (наприклад, інтерпретація назв колонок чи знайдених кореляцій) відбувається на наступних етапах циклу ReAct, коли оркестраційний шар передає ці структуровані дані фундаментальній LLM для прийняття рішень. Такий гібридний підхід, що поєднує класичний аналіз та міркування LLM, забезпечує як швидкість і точність, так і глибину розуміння.

Інструмент генерації AR-сцени (AR_Scene_Generator). Цей інструмент є фінальним виконавчим механізмом, що відповідає за процедурну генерацію коду. Замість використання жорстких шаблонів, цей інструмент використовує потужності LLM для генерації коду. Він отримує від агента команду, що містить набір даних та детальну специфікацію візуалізації (тип діаграми, правила відображення). На основі цієї специфікації інструмент формує детальний промпт для LLM з інструкцією згенерувати код WebAR-сцени з використанням бібліотеки, наприклад, AR.js. Вибір WebAR як технологічної платформи обґрунтований необхідністю забезпечення максимальної доступності та миттєвого доступу в освітньому середовищі, оскільки не вимагає від учнів попереднього встановлення програм.

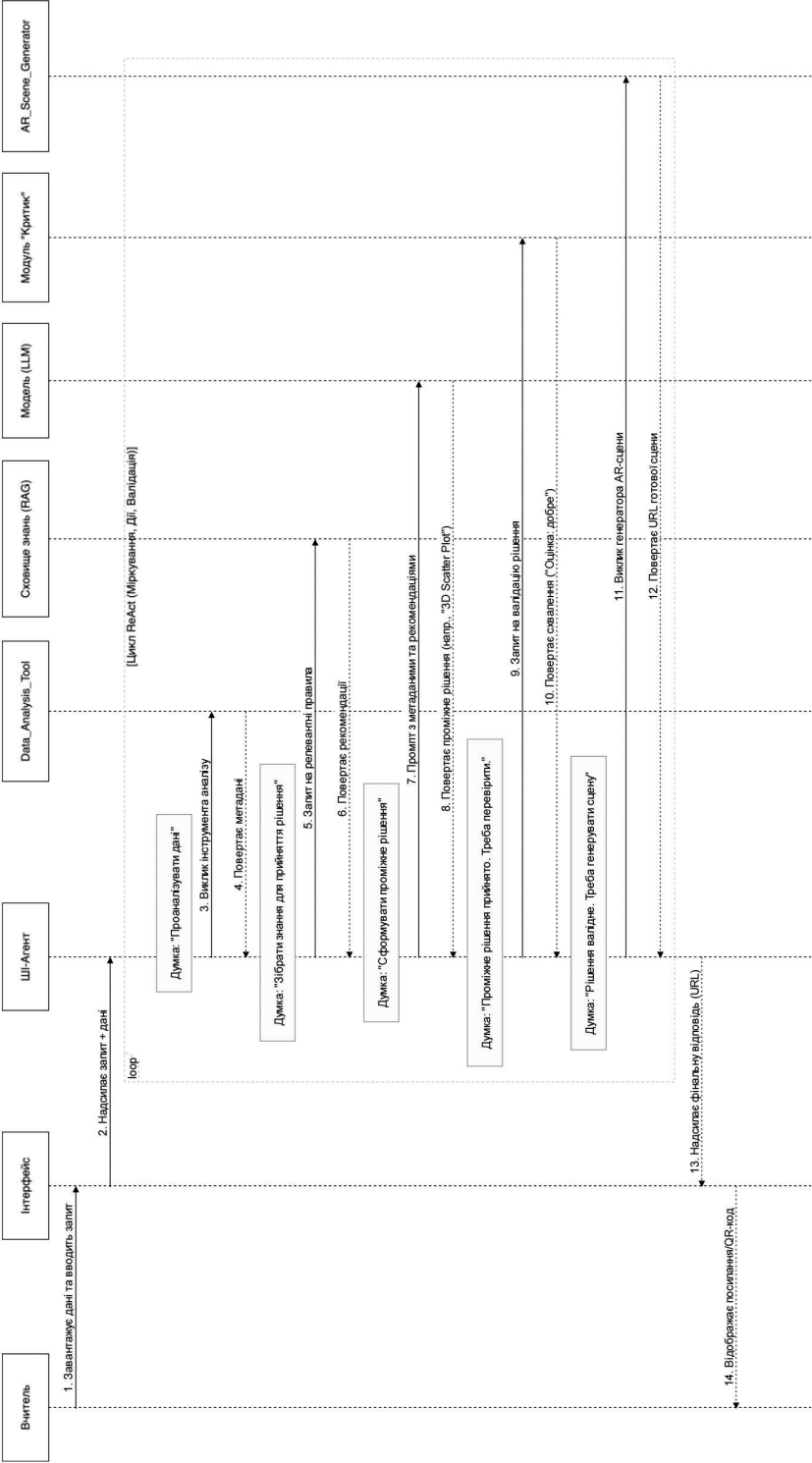


Рис. 5. Діаграма послідовності для генерації AR-візуалізації з етапом валідації

Для емпіричної перевірки запропонованої архітектури та демонстрації її життєздатності було створено програмний прототип системи. В якості фундаментальної моделі було обрано Gemini 2.5 Pro, що забезпечує високий рівень мультимодального розуміння та генерації коду. Оркестраційний шар, що реалізує цикл ReAct та логіку виклику інструментів, реалізовано на мові програмування Python з використанням бібліотеки LangGraph для побудови циклічних, стан-орієнтованих агентних графів. Спеціалізовані інструменти (Data_Analysis_Tool та AR_Scene_Generator) були розроблені як окремі модулі на Python. Data_Analysis_Tool використовує бібліотеку Pandas для аналізу даних, а AR_Scene_Generator формує запити до LLM для генерації коду WebAR-сцен на основі бібліотеки AR.js. Сховище даних (Data Store) для RAG-механізму було побудовано на основі векторної бази даних ChromaDB.

Для демонстрації роботи системи розглянемо конкретний приклад (case study). Педагог має набір даних про демографічні показники та ВВП країн світу за останні 20 років і надсилає до системи такий запит: «Покажи учням зв'язок між тривалістю життя та рівнем ВВП у різних регіонах світу та його динаміку в часі». Весь процес взаємодії компонентів системи для цього конкретного запиту детально показаний на діаграмі послідовності (рис. 4.5).

Висновки. У підсумку було спроектовано та обгрунтовано архітектуру автономного ШІ-агента для автоматичної генерації інтерактивних освітніх візуалізацій даних у доповненій реальності. На відміну від існуючих підходів, що вимагають від користувача або попереднього створення візуалізації, або володіння специфічними навичками з програмування та дизайну, запропонований агент є повністю автономний – весь процес, від аналізу вхідних даних до генерації готової AR-візуалізації проходить без участі користувача.

Ця робота представляє нову парадигму для створення імерсивних освітніх матеріалів, що може значно прискорити інтеграцію AR-технологій у навчальний процес.

Перспективи подальших досліджень включають розширення бази знань агента новими типами візуалізацій, інтеграцію з поширеними системами управління навчанням (LMS) та проведення довгострокових педагогічних експериментів для кількісної оцінки впливу таких інструментів на навчальні досягнення учнів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Garzón J., Acevedo J. Meta-analysis of the impact of augmented reality on students' learning gains. *Educational Research Review*. 2019. № 27. С. 244–260.
2. Велущак М. Я., Гарачковський О. І., Василенко О. В. Використання доповненої реальності в освітньому процесі закладів вищої освіти України. *Академічні візії*. 2025. № 42.
3. Імерсивні технології в освітньому процесі: бібліографічний покажчик праць науковців Інституту цифровізації освіти НАПН України / С. Г. Литвинова, Ю. Г. Носенко, Н. В. Рашевська, О. М. Соколюк, О. В. Слободяник, А. С. Сухих / за наук. ред. Ю. Г. Носенко. Київ : ІЦО НАПН України, 2024. 60 с.

4. Литвинова С. Г., Носенко Ю. Г., Рашевська Н. В. та ін. Використання імерсивних технологій вчителями у процесі змішаного навчання в закладах загальної середньої освіти : методичні рекомендації / за заг. ред. Ю. Г. Носенко. Київ : ІЦО НАПН України, 2024. 121 с.
5. Shin, S., Batch, A., Butcher, P. W. S., Ritsos, P. D., & Elmqvist, N. The reality of the situation: A survey of situated analytics. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2023. 30(8). P. 5147–5164.
6. Ekanayake I., Gayanika S. Data Visualization Using Augmented Reality for Education: A Systematic Review // 2022 7th International Conference on Business and Industrial Research (ICBIR). IEEE, 2022. P. 533–537.
7. Batch, A., Butcher, P. W., Ritsos, P. D., & Elmqvist, N. Wizualization: A “hard magic” visualization system for immersive and ubiquitous analytics. *IEEE Transactions on visualization and computer graphics*. 2023. 30(1). P. 507–517.
8. Tong, W., Shigyo, K., Yuan, L. P., Fan, M., Pong, T. C., Qu, H., & Xia, M. Vistellar: Embedding data visualization to short-form videos using mobile augmented reality. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*. 2024. 31(3). P. 1862–1874.
9. Zhao, Y., Zhang, Y., Zhang, Y., Zhao, X., Wang, J., Shao, Z., Chen, S. Leva: Using large language models to enhance visual analytics. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*. 2024. 31(3). 1830-1847.
10. Chen, J., Wu, J., Guo, J., Mohanty, V., Li, X., Ono, J. P., Liu, D. Interchat: Enhancing generative visual analytics using multimodal interactions. 2025. doi: 10.48550. arXiv preprint arXiv.2503.04110.
11. Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., Zhang, J. A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*, 2024. 18(6). 186345.
12. Summerville A., Snodgrass S., Guzdial M., Holmgård C., Hoover A. K., et al. Procedural content generation via machine learning (PCGML): A survey. *IEEE Transactions on Games*. 2018. Vol. 10, no. 3. P. 257–270.
13. Литовченко О. В., Мозіль Б. І., Думанський І. І. Імерсивні технології візуалізації даних у освітньому процесі: класифікація та критерії ефективності. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 6(47). С. 1339–1351.
14. Гілета І. В., Карнаухов В. А., Кіселик Р. О., Коминар Т. Н. Субстрактний аналіз графічного інтерфейсу. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 5(46). С. 1366–1374.

REFERENCES

1. Garzón, J., & Acevedo, J. (2019). Meta-analysis of the impact of augmented reality on students' learning gains. *Educational Research Review*, 27, 244–260.
2. Velushchak, M. Ya., Harachkovskyi, O. I., & Vasylenko, O. V. (2025). Vykorystannia dopovnenoi realnosti v osvitnomu protsesi zakladiv vyshchoi osvity Ukrainy. *Akademichni vizii*, (42). (in Ukrainian)
3. Lytvynova, S. H., Nosenko, Yu. H., Rashevskaya, N. V., Sokoliuk, O. M., Slobodanyuk, O. V., & Sukhikh, A. S. (2024). Imersyivni tekhnolohii v osvitnomu protsesi: bibliohrafichnyi pokazhchyk prats naukovtsiv Instytutu tsyfrovizatsii osvity NAPN Ukrainy. (Yu. H. Nosenko, Ed.). Kyiv: ITSo NAPN Ukrainy. (in Ukrainian).

4. Lytvynova, S. H., Nosenko, Yu. H., Rashevskaya, N. V., et al. (2024). Vykorystannia imersyynykh tekhnolohii vchyteliamy u protsesi zmishanoho navchannia v zakladakh zahalnoi serednoi osvity: metodychni rekomendatsii (Yu. H. Nosenko, Gen. Ed.). Kyiv: ITsO NAPN Ukrainy. (in Ukrainian).
5. Shin, S., Batch, A., Butcher, P. W. S., Ritsos, P. D., & Elmqvist, N. (2023). The reality of the situation: A survey of situated analytics. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 30(8), 5147–5164.
6. Ekanayake, I., & Gayanika, S. (2022). Data Visualization Using Augmented Reality for Education: A Systematic Review. In 2022 7th International Conference on Business and Industrial Research (ICBIR) (pp. 533–537). IEEE.
7. Batch, A., Butcher, P. W., Ritsos, P. D., & Elmqvist, N. (2023). Wizualization: A “hard magic” visualization system for immersive and ubiquitous analytics. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 30(1), 507–517.
8. Tong, W., Shigyo, K., Yuan, L. P., Fan, M., Pong, T. C., Qu, H., & Xia, M. (2024). Vistellar: Embedding data visualization to short-form videos using mobile augmented reality. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 31(3), 1862–1874.
9. Zhao, Y., Zhang, Y., Zhang, Y., Zhao, X., Wang, J., Shao, Z., & Chen, S. (2024). Leva: Using large language models to enhance visual analytics. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 31(3), 1830–1847.
10. Chen, J., Wu, J., Guo, J., Mohanty, V., Li, X., Ono, J. P., & Liu, D. (2025). Interchat: Enhancing generative visual analytics using multimodal interactions. *arXiv preprint arXiv:2503.04110*.
11. Wang, L., Ma, C., Feng, X., Zhang, Z., Yang, H., & Zhang, J. (2024). A survey on large language model based autonomous agents. *Frontiers of Computer Science*, 18(6), 186345.
12. Summerville, A., Snodgrass, S., Guzdial, M., Holmgård, C., Hoover, A. K., et al. (2018). Procedural content generation via machine learning (PCGML): A survey. *IEEE Transactions on Games*, 10(3), 257–270.
13. Lytovchenko, O. V., Mozil, B. I., & Dumanskyi, I. I. (2025). Imersyvni tekhnolohii vizualizatsii danykh u osvitnomu protsesi: klasyfikatsiia ta kryterii efektyvnosti. *Nauka i tekhnika sohodni*, 6(47), 1339–1351. (in Ukrainian).
14. Hileta, I. V., Karnaukhov, V. A., Kiselyk, R. O., & Komynar, T. N. (2025). Substraktnyi analiz hrafichnogo interfeisu. *Nauka i tekhnika sohodni*, 5(46), 1366–1374. (in Ukrainian).

doi: 10.32403/1998-6912-2025-1-70-175-184

AUTONOMOUS AI AGENT FOR EDUCATIONAL DATA VISUALIZATIONS IN AUGMENTED REALITY

O. V. Lytovchenko, B. I. Mozil, I. I. Dumanskyi

*Lviv Polytechnic National University,
19, Pid Holoskom, St., Lviv, 79020, Ukraine*

Augmented Reality (AR) offers powerful new ways to teach complex subjects by embedding data visualizations directly into the physical learning environment. This approach fosters collaborative and embodied learning experiences. Despite its potential, the adoption of AR in education faces a critical challenge: the content creation bottleneck. The development of high-quality, interactive AR content requires specialized programming and design skills that most educators do not possess, creating a significant barrier to its use in the classroom.

To address this research gap, this paper presents the design and theoretical justification of an autonomous AI agent capable of automatically generating interactive educational data visualizations in AR. The proposed cognitive architecture leverages a Large Language Model (LLM) as its core reasoning engine, enabling it to understand high-level pedagogical goals from user prompts. The agent's decision-making process is governed by an orchestration layer based on the ReAct (Reason and Act) framework, which facilitates robust, multi-step task decomposition and planning.

To ensure that the generated visualizations are not only technically correct but also pedagogically sound, the architecture incorporates two key features. First, a Retrieval-Augmented Generation (RAG) mechanism provides the agent with access to a curated Data Store of expert knowledge on visualization principles and educational best practices. Second, an internal «Critic» module provides a loop for iterative validation and self-correction of the agent's decisions. The primary contribution of this work is a novel paradigm that automates the end-to-end process of creating immersive educational materials, thus democratizing access to AR technology for non-expert educators.

Keywords: *autonomous agent, generative AI, data visualization, augmented reality, AR, immersive technologies, education, RAG, ReAct.*

Стаття надійшла до редакції 11.04.2025.

Received 11.04.2025.