

Андрій Васильович Хижняк¹, Володимир Вікторович Казимир²

¹аспірант, старший викладач кафедри інформаційних та комп'ютерних систем
Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: alf.andrey@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0009-0008-8655-3736>

²доктор технічних наук, професор, професор кафедри інформаційних та комп'ютерних систем
Національний університет «Чернігівська політехніка» (Чернігів, Україна)
E-mail: vykazymyr@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8163-1119>. ResearcherID: [Q-2925-2016](https://orcid.org/0000-0001-8163-1119)

**МОДЕЛІ ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ НАВЧАННЯ
В ЦИФРОВОМУ ОСВІТНЬОМУ СЕРЕДОВИЩІ**

У статті розглянуто проблему персоналізації практичного навчання у цифрових освітніх середовищах, зокрема в підготовці IT-фахівців. Виявлено обмеження існуючих підходів, пов'язані з відсутністю цілісної інтеграції процесів генерації, виконання та перевірки завдань. Метою роботи є розробка формальних моделей персоналізованого навчання та їх реалізація в межах єдиної інформаційної технології.

Запропоновано модель персонального ШІ-асистента на основі BDI-парадигми, яка враховує контекст курсу, історію навчання студента та результати виконання завдань, забезпечуючи адаптивну генерацію практичних завдань. Розроблено концептуальну модель інформаційної технології, що інтегрує всі етапи життєвого циклу завдання. Використання доменно-орієнтованої мови LTDL дозволяє формалізувати структуру завдань та забезпечити їх автоматичну верифікацію. Практичну реалізацію виконано у вигляді мультиагентної системи з інтеграцією у цифрове навчальне середовище. Отримані результати можуть бути використані для створення масштабованих систем персоналізованого навчання.

Ключові слова: персоналізоване навчання; практичні завдання; цифрове освітнє середовище; штучний інтелект; RAG, формальні системи; формальні моделі; інформаційна технологія.

Рис.: 8. Бібл.: 22.

Актуальність теми дослідження. Сучасні тенденції розвитку вищої освіти у IT-галузі характеризуються зростанням ролі практико-орієнтованого навчання та необхідністю формування у студентів стійких практичних навичок [1; 2]. Традиційні підходи до організації практичних робіт у цифрових навчальних середовищах не забезпечують достатнього рівня адаптивності до індивідуальних особливостей студентів, а також ускладнюють контроль академічної доброчесності в умовах масштабного онлайн-навчання. У цьому контексті особливої актуальності набуває розробка формальних моделей, що дозволяють інтегрувати процеси генерації, виконання та перевірки завдань у межах єдиної інформаційної технології персоналізованого навчання.

Постановка проблеми. Процес організації практичних завдань у підготовці IT-фахівців залишається фрагментованим і недостатньо формалізованим. Існуючі рішення, як правило, розглядають окремі аспекти навчального процесу - генерацію завдань, рекомендацій, їх виконання або оцінювання - без забезпечення їх інтеграції в єдину узгоджену систему. Особливо гострою є проблема відсутності формалізованої моделі персональних інтелектуальних асистентів, які могли б забезпечувати адаптивну підтримку студентів з урахуванням їх індивідуального досвіду, історії виконання завдань та поточного рівня підготовки. Це обмежує можливості персоналізації навчання та ефективність використання ШІ у освітніх системах. Таким чином, виникає необхідність у розробці формальних моделей, які б забезпечували комплексне представлення практичних завдань та інтеграцію інтелектуальних механізмів підтримки в освітньому процесі.

Аналіз останніх джерел і публікацій. З розвитком GenAI з'явилися можливості для його інтеграції в навчальний процес, зокрема для реалізації персоналізованого навчання, інтерактивного та адаптивного навчання, персоналізованого зворотного зв'язку [3; 4], автоматичної генерації навчальних завдань, пояснень та тестів [5-7]. Водночас впровадження персоналізованого навчання з використанням ШІ у вищій освіті стикається з відповідними викликами, як-то складність інтеграції [3], проблеми неконтрольованості генерації, відсутності формальних гарантій коректності та необхідності додаткової валідації результатів [8-10].

Формальні підходи до моделювання інтелектуальних агентів представлені переважно в межах BDI-парадигми (Belief–Desire–Intention) [11], яка забезпечує логічне представлення станів агента та механізмів прийняття рішень. В [12] запропоновано узагальнену формальну модель BDI-агентів, що дозволяє описувати асистентів як багатоконтекстні системи з формалізованими правилами взаємодії між компонентами. Такі моделі застосовуються для специфікації рекомендаційних агентів, що підтверджує можливість формального опису поведінки асистентів [12]. У більш сучасних дослідженнях BDI-підхід також використовується для моделювання діалогових агентів, поєднуючи логічні моделі з методами обробки природної мови [13]. Водночас сучасні LLM-базовані ШІ-асистенти переважно не мають формального представлення, що обмежує можливості їх верифікації, контролю та інтеграції в освітні системи. Це визначає актуальність розробки формалізованих моделей ШІ-асистентів, здатних поєднати можливості генеративного ШІ з вимогами до структурованості та контрольованості.

Крім того, існуючі дослідження охоплюють окремі аспекти практичного персоналізованого навчання, проте не забезпечують цілісного підходу до його формалізації та автоматизації.

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Існує недостатня формалізація моделей персональних ШІ-асистентів у навчальних системах. Наявні рішення здебільшого реалізуються як прикладні інструменти без чітко визначеної моделі, що обмежує їх інтеграцію з іншими компонентами освітніх технологій. Залишається відкритим питання поєднання формальних моделей з можливостями GenAI з метою забезпечення контрольованої і відтворюваної генерації навчальних завдань. Також не вирішено задачу інтеграції процесів генерації, виконання та перевірки завдань у межах єдиної інформаційної технології, що ускладнює автоматизацію повного життєвого циклу практичного завдання. Виявлені обмеження визначають необхідність розробки нових формальних моделей, які б забезпечували структурну, процесуальну та інструментальну репрезентацію практичних завдань і дозволяли інтегрувати їх у сучасні цифрові освітні системи.

Мета статті. Метою статті є формалізований опис моделей персоналізованого навчання, зокрема моделі персонального ШІ-асистента та концептуальної моделі інформаційної технології, та їх реалізації в цифровому освітньому середовищі.

Виклад основного матеріалу.

Модель персонального ШІ-асистента. Персональний ШІ-асистент виконує функції інтелектуального посередника (чатбота) [14] між студентом та цифровим навчальним середовищем [15]. Для формалізації поведінки такого асистента доцільно використати підхід, заснований на BDI-парадигмі [11], яка застосовується в теорії інтелектуальних агентів для опису раціональної поведінки.

Виходячи з даної парадигми, персональний ШІ-асистент розглядається як раціональний агент, дії якого реалізують BDI-парадигму [11]: Belief (переконання, або знання) – враховує історію поведінки користувача під час навчання; Desire (бажання) – відповідає цілям і задачам навчання; Intention (наміри, або рішучі плани) – забезпечує контекстно-залежну адаптацію процесу навчання за допомогою штучного інтелекту.

Застосування BDI-підходу в інтерпретації щодо освітніх систем дозволяє формалізувати процес персоналізованого навчання у вигляді моделі ШІ-асистента, представленої на рис. 1.

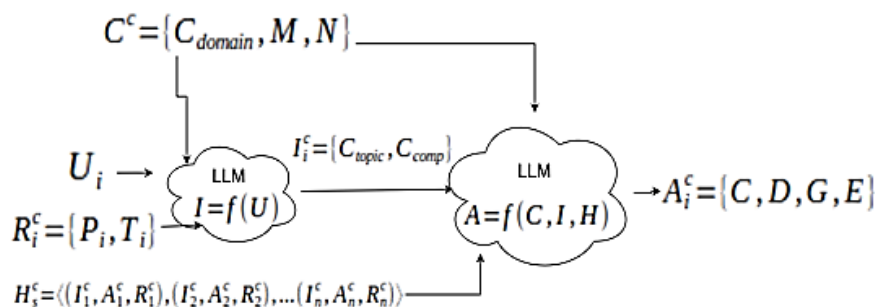


Рис. 1. Модель персонального ШІ-асистента

Джерело: власна розробка.

Вхідними даними моделі буде текст, який отримується від користувача, позначимо U_i . Опис курсу C^c задається множиною $C^c = \{C_{domain}, M, N\}$.

C_{domain} визначає предметну область (наприклад, «структури даних», «мережеві протоколи», «системи баз даних», «криптографія»).

M - набір допустимих методів (наприклад методичні рекомендації до виконання практичних, самостійних чи лабораторних робіт); N – нотатки викладача, які повинні впливати на результат генерації завдання (наприклад, вказання бекенду для розгортання віртуального навчального середовища).

Робота LLM на цьому етапі може бути представлена як функція $I=f(U)$, яка виконується над даними, отриманими від користувача і продукує вхідні дані для другого етапу – генерації $I_i^c = \{C_{topic}, C_{comp}\}$, де C_{topic} позначає тему, що запитується (наприклад, «реляційна база даних», «стек TCP/IP», «бінарне дерево пошуку»), C_{comp} – потрібний рівень складності.

Результат виконання завдання в розгорнутому середовищі представимо $R_i^c = \{P_i, T_i\}$, де:

P_i - оцінка виконання завдання у відсотках, значення якого розраховується за допомогою визначених вагових коефіцієнтів помножених на результат виконання етапів завдання.

T – час, витрачений на виконання завдання у попередньо розгорнутому віртуальному навчальному середовищі. Ці дані оновлюють множину переконань агента: $B \leftarrow B \cup \{R_i^c\}$, що забезпечує адаптивність та замкнений цикл навчання.

Історія студента представлена у вигляді кортежу трійок елементів: I – вхідні дані для генератора, A – вихідні дані генератора, R – результатів виконання, які є вихідними даними підсистеми автоматичного розгортання.

$$H_s^c = \left((I_1^c, A_1^c, R_1^c), (I_2^c, A_2^c, R_2^c), \dots, (I_n^c, A_n^c, R_n^c) \right)$$

Таким чином, знання агента Beliefs $B = \{C^c, H_s^c, I_i^c\}$, а цілі агента desires $D = f(B)$ представимо як функцію, де вхідні дані I_i^c доповнюються інформацією про курс та історією студента для отримання бажаних результатів.

Результатом компонента Intentions є формальний опис практичного завдання у вигляді $A_i^c = \{C, D, G, E\}$, де

C – компонент контексту, який складається з $C = \{C_{domain}, C_{topic}, C_{desc}, C_{cons}, C_{comp}\}$ і доповнюється описом змісту завдання C_{desc} та C_{cons} набором припущень та обмежень.

D – компонент даних, представляє типізовані вхідні параметри з відповідними обмеженнями й визначається кортежем незмінних параметрів, спільних для всіх випадків завдання, параметризованих вхідних даних, які використовуються для параметризації екземпляра завдання, декларативні артефакти конфігурації, необхідні для переведення середовища в початковий стан.

G – ціль визначає бажані результати згенерованого завдання та набір обов'язкових вимог, яким має відповідати рішення, щоб вважатися дійсним, кожна з яких є кортежем з предикатів, що описують обов'язковий стан середовища (E), структурне визначення артефакту, створеного в рамках цієї підцілі, процедуру оцінки, що застосовується для визначення відповідності цільового стану або артефакту вимогам.

E - специфікація середовища, що визначається як кортеж, який задає межі технології віртуалізації або виконання, стек і базову конфігурацію, обчислювальні обмеження для забезпечення справедливості та відтворюваності (наприклад, обмеження процесора, квоти пам'яті, пропускна здатність диска), операційні політики, включаючи правила доступу до мережі та необхідні канали телеметрії для спостереження.

Таким чином, персональний ШІ-асистент виступає не лише інтерфейсом до LLM, а інтелектуальним керуючим компонентом, який реалізує персоналізовану стратегію навчання в межах цифрового освітнього середовища, підтримуючи генерацію, виконання та оцінювання практичних завдань в рамках єдиної формальної моделі.

Інформаційна технологія персоналізованого навчання. Основою реалізації моделі персоналізованого навчання, що підтримується ШІ-асистентом, служить інформаційна технологія, складовими якої є описані в [16] методи та відповідні програмні засоби.

Контекстна діаграма ІТ персоналізованого навчання (Context Diagram) в стандарті IDEF0 даної ІТ наведена на рис. 2.

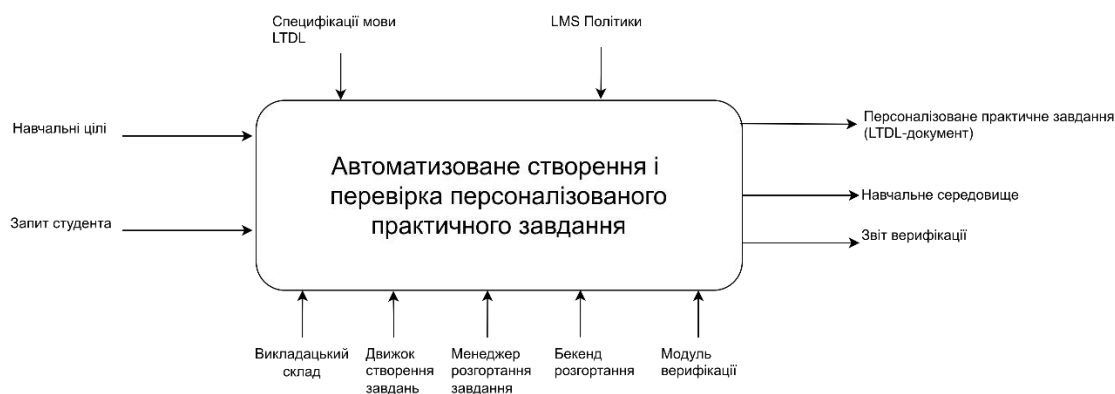


Рис. 2. Контекстна діаграма ІТ персоналізованого навчання

Джерело: власна розробка.

Основна функція ІТ (A0): автоматизація створення персоналізованих практичних завдань, параметризованих варіантів завдань, розгортання навчального середовища та верифікація виконання завдань студентами.

Вхід:

Навчальні цілі. Теми, які покриває завдання, основна ціль завдання, етапи виконання завдання зі своїми проміжними цілями.

Запит студента. Запити студента на проходження конкретного завдання. У запиті повинно бути вказано унікальний ідентифікатор студента, унікальний ідентифікатор курсу та унікальний ідентифікатор завдання.

Вихід:

Персоналізоване практичне завдання (PPT). Створене завдання, яке зберігається у вигляді LTDL документу з текстово-графічними даними та змінними для параметризації завдання. Зберігається в базі даних LMS для подальшого виконання при обробці запитів студентів на виконання завдання.

Навчальне середовище. Конкретний екземпляр навчального середовища з відповідним типом, конфігурацією та деталями доступу.

Звіт верифікації. Результати виконання студентами завдання у вигляді Загального прогресу та Результатів етапів. Кожен результат містить унікальні ідентифікатори студента, курсу і завдання. Зберігається в LMS системі.

Контроль:

Політики LMS. Набір правил, згідно з якими створюється завдання. Залежить від LMS та конкретного курсу (дисципліни).

LTDL Специфікації. Специфікація, згідно з якими створюються документи, які описують PPT та проводиться перевірка вихідних результатів.

Механізми:

Викладацький склад. Викладачі, які створюють Навчальні цілі та описують їх за допомогою LTDL.

Движок створення завдання. Інтерфейс, за допомогою якого Викладацький склад створює завдання, він полегшує та прискорює роботу зі створення завдань. Може бути вбудованим в LMS систему.

Менеджер розгортання завдання. Отримує запити від студентів на проходження конкретного завдання. Запускає відповідний екземпляр середовища та генерує екземпляр завдання студента з персоналізованими даними.

Бекенд розгортання. Відповідає за розгортання середовища в обраному бекенді. Як бекенд може виступати Docker, гіпервізор (Virtualbox, VMWare, JupyterLab) чи оркестратор Vagrant, Kubernetes. Може бути розширеним за рахунок додавання модулів інших бекендів.

Модуль верифікації. Відповідає за перевірку коректності виконання завдання студентом в середовищі. Генерує звіт, який може бути переданим в LMS для подальшої обробки та зберігання.

Для деталізації головної функції ІТ було створено діаграму декомпозиції (Decomposition Diagram), наведену на рис. 3.

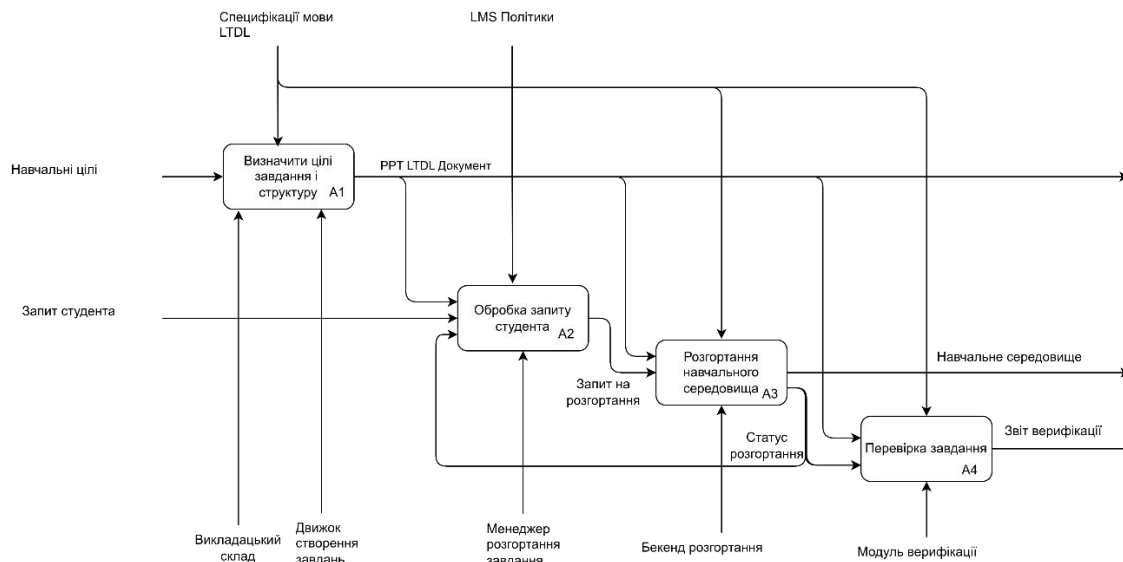


Рис. 3. Діаграма декомпозиції ІТ персоналізованого навчання

Джерело: власна розробка.

Основна функція складається з таких процесів: Визначити цілі завдання і структуру (A1), Обробка запиту студента (A2), Розгортання навчального середовища (A3) та Перевірка завдання (A4).

Крім глобальних Виходів, які вже описані на рівні всієї системи слід окремо описати згенерований в процесі A2 обробки запиту студента, який є Входом для процесу A3. Результатом роботи процесу A3 є запущене віртуальне навчальне середовище, яке є результатом роботи системи й використовується для обробки запиту студента в процесі A2.

У процесі реалізації цієї ІТ автоматизація здійснюється на 3 основних етапах: етапі створення, етапі виконання і етапі перевірки завдань. Схема ІТ персоналізованого навчання представлена на рис. 4.

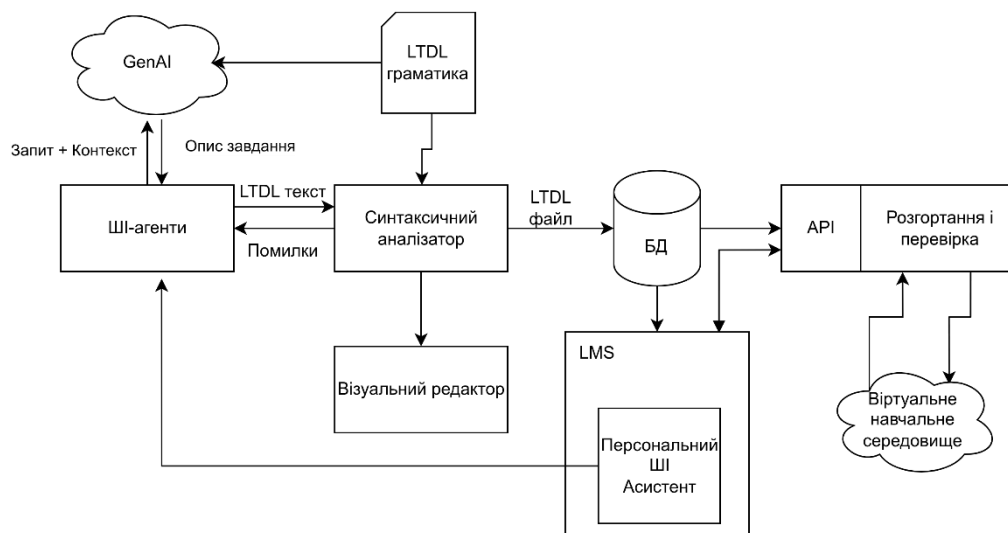


Рис. 4. Схема ІТ персоналізованого навчання

Джерело: власна розробка.

Реалізація моделі персонального ШІ-асистента в інформаційній технології. Для реалізації створеної моделі була побудована мультиагентна система для оркестрації ШІ-агентів на основі технологій Docker, Flowise та Langchain та реалізовані наступні ШІ-агенти:

1. PPTGenerator - агент створення персоналізованого практичного завдання на основі історичних даних попередніх спроб. Процес генерації починається із запиту від зовнішнього учасника. Запит має містити інформацію про тему завдання (за бажанням - бажаний рівень складності та додаткову інформацію з деталізацією теми). Вхідний запит об'єднується в потоці ШІ з додатковою інформацією, яка представляє контекст для GenAI. Контекст GenAI складається з файлів граматики LTDL [17] в нотації EBNF, підготовлених прикладів з бажаною структурою LTDL та системного запиту для створення вихідних даних. Запропонований метод інтеграції правил граматики у контекст моделі ШІ є науково обґрунтованою та передовою технікою промпт-інжинірингу [18; 19].

Після отримання згенерованого опису завдання у вигляді структурованого документа LTDL ШІ-агент використовує спеціальний інструмент для його збереження на сервері та пересилає його до LTDL-парсера. Парсер виконує лексичний аналіз і синтаксичний аналіз для перевірки згенерованої структури на відповідність правилам граматики. У разі виникнення синтаксичних помилок неправильний документ із переліком помилок надсилається до моделі ШІ для повторного генерування. Кількість ітерацій можна налаштувати, експериментальним шляхом визначена кількість дорівнює 5, після якої результати генерації не змінюються. Успішна генерація призводить до створення валідного файлу LTDL з описом практичного завдання. Цей файл можна зберегти в сховищі LMS для подальшого аналізу. Оцінку PPT можна остаточно виконати після розгортання завдання у відповідному навчальному середовищі[20].

Задача генерації опису практичного завдання формалізується як задача синтезу структури у доменно-орієнтованій мові LTDL.

Формалізація процесу генерації може бути представлена таким чином: $G=(N, T, P, S)$ — формальна граMATика LTDL, а $L(G)$ — множина коректних описів завдань. GenAI (M) формує можливий опис завдання $\hat{L}=M(C)$ на основі контексту C. Оскільки \hat{L} може не

належати $L(G)$, вводиться функція валідації $V: \Sigma^* \rightarrow \{0,1\}$, яка перевіряє відповідність опису правилам граматики LTDL.

Таким чином задача генерації формулюється як задача обмеженої генерації $maximize P_M(L \vee C)$, $subject \rightarrow L \in L(G)$.

LLM використовується як евристичний механізм пошуку у просторі можливих описів, тоді як граMATика LTDL забезпечує формальні обмеження коректності. GenAI використовується для формування текстових інструкцій та інших семантичних компонентів елементів завдання, тоді як структура завдання та допустимі зв'язки між його елементами визначаються формальною граMATикою LTDL. Це забезпечує поєднання гарантованої структурної коректності та динамічної персоналізації змісту. Реалізація агента генерації практичного завдання у Flowise наведено на рис. 5.

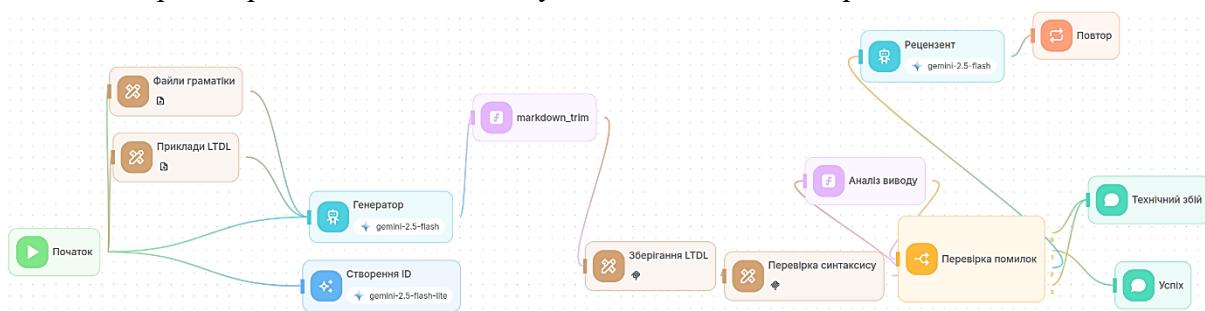


Рис. 5. Реалізація агента генерації практичного завдання

Джерело: власна розробка.

2. PAIA - шаблон для створення персонального асистента студента з функцією пам'яті для збереження історії виконаних PPT з їх результатами. Агент інтегрує різні джерела контексту, зокрема навчальну програму (syllabus), методичні матеріали та нотатки викладача, що дозволяє формувати персоналізовані відповіді на запити студента і забезпечує контекстно-орієнтовану підтримку навчального процесу та накопичення історії взаємодії зі студентом.

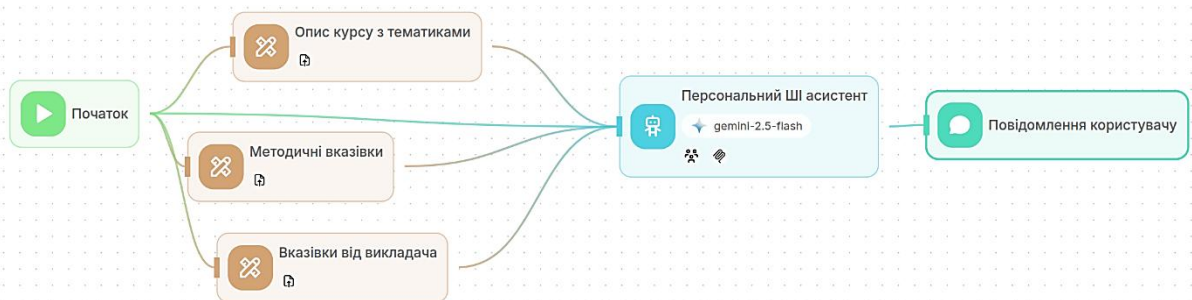


Рис. 6. Реалізація персонального ШІ-асистента

Джерело: власна розробка.

Реалізація персонального ШІ-асистента в межах запропонованої інформаційної технології наведена на рисунку 6 і здійснена із використанням мультиагентного середовища Flowise, де асистент функціонує як окремий агент, побудований за принципом Retrieval-Augmented Generation (RAG). Такий підхід дозволяє поєднати генеративні можливості LLM із доступом до структурованих доменних знань, що суттєво підвищує релевантність і контрольованість відповідей.

Як джерело знань для RAG використано навчальний контент курсу, зокрема опис предметної області, тематики та методичні вказівки до виконання практичних завдань. На основі цих даних було сформовано векторне представлення (embeddings), які

збережені у векторній базі даних Qdrant. Це дозволяє здійснювати семантичний пошук релевантних фрагментів навчального матеріалу відповідно до запиту студента та передавати їх у контекст генерації.

У процесі роботи асистента запит користувача трансформується у векторний простір, після чого виконується пошук найближчих за змістом елементів у базі знань [21]. Отримані результати інтегруються у prompt LLM, що забезпечує генерацію відповідей з урахуванням як поточного запиту, так і навчального контексту курсу. Така архітектура дозволяє реалізувати контекстно-орієнтовану підтримку студента, мінімізуючи ризики генерації некоректних або нерелевантних відповідей.

Запропонована реалізація забезпечує інтеграцію формалізованих компонентів курсу із механізмами семантичного пошуку та генерації, що дозволяє розглядати персонального ІІІ-асистента як інтелектуальний інтерфейс доступу до навчального контенту та як складову частину загальної системи персоналізації практичних завдань. VDI-модель виступає керуючим механізмом генерації, тоді як LTDL забезпечує формальне представлення результату.

Для інтеграції з LMS Moodle було створено програмний засіб PAIA-moodle-plugin, який розширює можливості LMS Moodle для інтеграції з мультиагентною системою ІІІ-агентів і дозволяє створювати персонального ІІІ-асистента та виступає інтерфейсом взаємодії з ІІІ-асистентом для створення PPT та зберігання результатів їх виконання. Плагін створено з використанням мов HTML, CSS, JavaScript, PHP, SQL. Вигляд персонального ІІІ-асистента у LMS Moodle представлено на рисунку 7.

Персональний ІІІ асистент студента

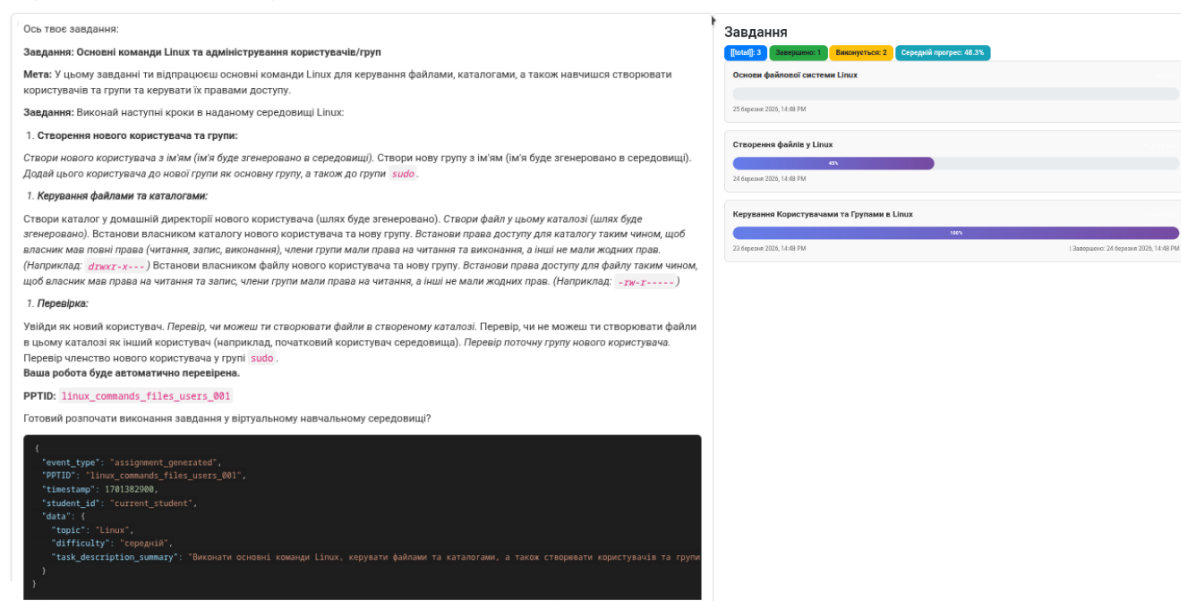


Рис. 7. Інтерфейс персонального ІІІ-асистента студента

Джерело: власна розробка.

Для апробації моделі було використано платформу SMSE [22], яка поєднує LMS Moodle і JupyterHub і може слугувати бекендом для розгортання персоналізованих практичних завдань. Вхідний запит студента та згенероване завдання у вигляді JupyterNotebook в SMSE наведено на рис. 8.

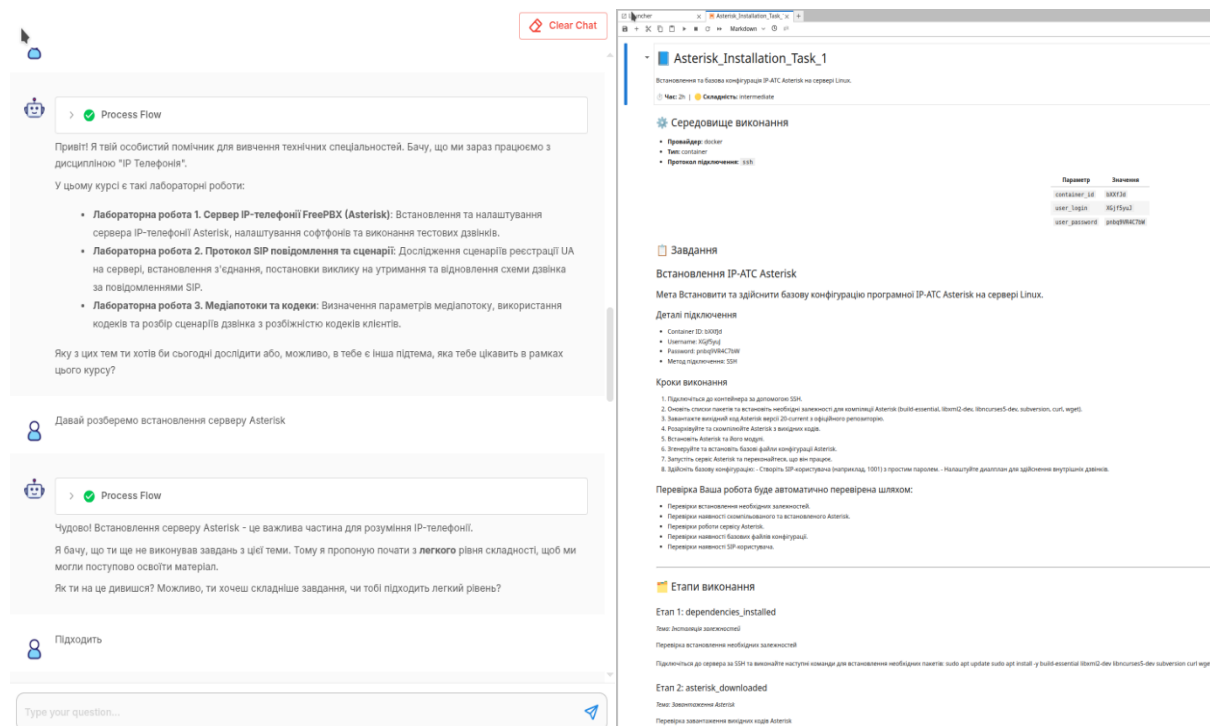


Рис. 8. Вхідний запит студента (ліворуч) та згенероване завдання у вигляді JupyterNotebook в SMSE (праворуч)

Джерело: власна розробка.

Висновки. У роботі вперше запропоновано формалізовані моделі персоналізованого навчання в цифровому освітньому середовищі, зокрема модель персонального ШІ-асистента, побудована на основі VDI-парадигми, що дозволяє формалізувати процес прийняття рішень інтелектуальним агентом при генерації практичних завдань. Розроблено концептуальну модель інформаційної технології, яка забезпечує інтеграцію процесів генерації, виконання та перевірки завдань у межах єдиної системи. Запропоновано підхід до поєднання генеративного ШІ з доменно-орієнтованою мовою LTDL, що забезпечує структурну коректність результатів генерації.

Реалізовано мультиагентну систему генерації та підтримки виконання персоналізованих практичних завдань із використанням технологій Flowise, LangChain, JupyterNotebook та Docker. Забезпечено інтеграцію з LMS Moodle через розроблений програмний плагін, що дозволяє автоматизувати повний життєвий цикл завдання - від генерації до верифікації результатів. Запропонований підхід може бути використаний для масштабування практичного навчання у підготовці ІТ-фахівців та підвищення ефективності освітнього процесу.

Перспективи подальших досліджень. Подальші дослідження доцільно спрямувати на експериментальну валідацію ефективності запропонованих моделей у різних освітніх середовищах, адаптацію під різні інженерні дисципліни, а також розширення інтеграції з сучасними генеративними моделями. Окрему увагу планується приділити вдосконаленню механізмів контролю та відтворюваності генерації навчальних завдань.

Заява про використання генеративного ШІ та технологій на основі ШІ в процесі написання тексту статті.

Автори використали ШІ (Chat GPT) для покращення читабельності та виправлення стилістичних і граматичних помилок у цій статті. Після використання цього інструменту автори переглянули та відредагували зміст за потреби і взяли на себе повну відповідальність за зміст публікації.

Список використаних джерел

1. Holdgraf, Chris & Culich, Aaron & Rokem, Ariel & Deniz, Fatma & Alegro, Maryana & Ushizima, Daniela. (2017). Portable learning environments for hands-on computational instruction: Using container- and cloud-based technology to teach data science. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.04900>.
2. Хижняк А., Милиця А., Казнадій С., Горваль Д., Бобришев С. Проблеми та перспективи сучасного практичного навчання інженерів. Львівський науковий форум. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції «Пріоритетні напрями досліджень в науковій та освітній діяльності». 9-10 січня 2026 року (с. 49-53).
3. Vorotnykova, I., Dziabenko, O., & Morze, N. (2025). Perspectives of implementation of personalized learning using artificial intelligence in higher education. *Information Technologies and Learning Tools*, 105(1), 144-157. DOI: <https://doi.org/10.33407/itlt.v105i1.5893>
4. Khyzhniak A. V., Kazymyr V. V. (2025). Analysis of methods for supporting personalization in IT education. *Herald of Advanced Information Technology*, 8(3), 366–381. <https://doi.org/10.15276/hait.08.2025.24>.
5. Mollie Jordan - Need a Programming Exercise Generated in Your Native Language? ChatGPT's Got Your Back: Automatic Generation of Non-English Programming Exercises Using OpenAI GPT-3.5 Mollie Jordan” <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3626252.3630897>
6. Jacobs, Sven & Peters, Henning & Jaschke, Steffen & Kiesler, Natalie. (2025). Unlimited Practice Opportunities: Automated Generation of Comprehensive. *Personalized Programming Tasks* (pp. 319-325). doi.10.1145/3724363.3729089.
7. Evanfiya Logacheva, Arto Hellas, James Prather, Sami Sarsa, and Juho Leinonen. 2024. Evaluating Contextually Personalized Programming Exercises Created with Generative AI. In *Proceedings of the 2024 ACM Conference on International Computing Education Research* (Vol. 1, 95–113). (ICER '24). ACM, New York, NY, USA. doi:10.1145/3632620.3671103.
8. Roe, J., & Perkins, M. (2024). Generative AI in self-directed learning: a scoping review. arXiv preprint arXiv:2411.07677. <https://arxiv.org/abs/2411.07677>
9. Halaweh, Mohamad. (2023). ChatGPT in education: Strategies for responsible implementation. *Contemporary Educational Technology*. 15.10.30935/cedtech/13036.
10. Alkafaween, U., Albluwi, I., & Denny, P. (2025). Automating autograding: Large language models as test suite generators for introductory programming. *Journal of Computer Assisted Learning*, 41(1), e13100. <https://doi.org/10.1111/jcal.13100>.
11. Ichida, A.Y., & Meneguzzi, F. (2023). Modeling a Conversational Agent using BDI Framework. *Proceedings of the 38th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing*.
12. Casali, A., Godo, L., & Sierra, C. (2006, August). Modeling travel assistant agents: a graded bdi approach. In *IFIP International Conference on Artificial Intelligence in Theory and Practice* (pp. 415-424). Boston, MA: Springer US.
13. Blair Archibald, Michele Sevegnani, Mengwei Xu. (2025). Modelling and verifying BDI agents under uncertainty. *Science of Computer Programming*, 242, 103254. <https://doi.org/10.1016/j.scico.2024.103254>.
14. Nowakowski, Grzegorz & Telenyk, Sergii & Vovk, Yevhenii. (2023). Chatbots Lifecycle Support Platform. *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACSCONference Paper 2023* (pp 308-319). <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348794>.
15. Zabasta, A., Kazymyr, V., Kunicina, N., Velihorskyi, O. (2024). Digital Learning Ecosystem: Online Concept for Engineering Education . 2024 IEEE 65th Annual International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University, RTUCON 2024 - Proceedings.
16. Khyzhniak A. V., Kazymyr V. V. (2025). Integrated task generation, execution, and assessment methods for enhancing personalized learning. *Nauka i tehnica syogodni*, 13(54), 1650-1664. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-13\(54\)-1650-1664](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-13(54)-1650-1664).
17. Хижняк, А., Казимир, В. (2025). Доменно-орієнтована мова опису персоналізованих практичних завдань для інженерних спеціальностей. *Технічні науки та технології*, (3(41)), 261–271. [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3\(41\)-261-271](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3(41)-261-271).
18. Jurado, Francisco & Rodríguez, Francy & Chavarriaga, Enrique & Rojas, Luis. (2025). Blending Language Models and Domain-Specific Languages in Computer Science Education. A Case Study on API RESTful. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*. 9. 86-104. 10.9781/ijimai.2025.09.005.r.
19. Paul Denny, Juho Leinonen, James Prather, Andrew Luxton-Reilly, Thezyrie Amarouche, Brett A. Becker, and Brent N. Reeves. 2024. Prompt Problems: A New Programming Exercise for the Generative AI Era. In *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V. 1 (SIGCSE 2024)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 296–302. <https://doi.org/10.1145/3626252.3630909>.
20. Kazymyr, V., Horval, D., Drozd, O., Zabašta, A. (2023). Shared Modeling and Simulation Environment for Online Learning with Moodle and Jupyter. In: Shkarlet, S., et al. *Mathematical Modeling and Simulation of Systems. MODS 2022. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 667. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-30251-0_11.
21. Yuvzhenko D., Chymshyr V., Shymkovych V., Znova K., Nowakowski G., Telenyk S. (Sep. 2025). A Multimodal Retrieval-Augmented Generation System with ReAct Agent Logic for Multi-Hop Reasoning. *Inf. Comput. and Intell. syst. j.*, 6, 42–57.
22. Zabasta, A., Kazymyr, V., Drozd, O., Verslype, S., Espeel, L., & Bruzgiene, R. (2024). Development of Shared Modeling and Simulation Environment for Sustainable e-Learning in the STEM Field. *Sustainability*, 16(5), 2197. <https://doi.org/10.3390/su16052197>.

References

1. Holdgraf, Chris & Culich, Aaron & Rokem, Ariel & Deniz, Fatma & Alegro, Maryana & Ushizima, Daniela. (2017). Portable learning environments for hands-on computational instruction: Using container- and cloud-based technology to teach data science. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.04900>.
2. Хижняк А., Милиця А., Казнадій С., Горваль Д., Бобришев Є. Проблеми та перспективи сучасного практичного навчання інженерів. Львівський науковий форум. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції «Пріоритетні напрями досліджень в науковій та освітній діяльності». 9-10 січня 2026 року (с. 49-53).
3. Vorotnykova, I., Dziabenko, O., & Morze, N. (2025). Perspectives of implementation of personalized learning using artificial intelligence in higher education. *Information Technologies and Learning Tools*, 105(1), 144-157. DOI: <https://doi.org/10.33407/itlt.v105i1.5893>
4. Khyzhniak A. V., Kazymyr V. V. (2025). Analysis of methods for supporting personalization in IT education. *Herald of Advanced Information Technology*, 8(3), 366–381. <https://doi.org/10.15276/hait.08.2025.24>.
5. Mollie Jordan - Need a Programming Exercise Generated in Your Native Language? ChatGPT's Got Your Back: Automatic Generation of Non-English Programming Exercises Using OpenAI GPT-3.5 Mollie Jordan" <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3626252.3630897>
6. Jacobs, Sven & Peters, Henning & Jaschke, Steffen & Kiesler, Natalie. (2025). Unlimited Practice Opportunities: Automated Generation of Comprehensive. *Personalized Programming Tasks* (pp. 319-325). doi.10.1145/3724363.3729089.
7. Evanfiya Logacheva, Arto Hellas, James Prather, Sami Sarsa, and Juho Leinonen. 2024. Evaluating Contextually Personalized Programming Exercises Created with Generative AI. In *Proceedings of the 2024 ACM Conference on International Computing Education Research* (Vol. 1, 95–113). (ICER '24). ACM, New York, NY, USA. doi:10.1145/3632620.3671103.
8. Roe, J., & Perkins, M. (2024). Generative AI in self-directed learning: a scoping review. arXiv preprint arXiv:2411.07677. <https://arxiv.org/abs/2411.07677>
9. Halaweh, Mohamad. (2023). ChatGPT in education: Strategies for responsible implementation. *Contemporary Educational Technology*. 15.10.30935/cedtech/13036.
10. Alkafaween, U., Albluwi, I., & Denny, P. (2025). Automating autograding: Large language models as test suite generators for introductory programming. *Journal of Computer Assisted Learning*, 41(1), e13100. <https://doi.org/10.1111/jcal.13100>.
11. Ichida, A.Y., & Meneguzzi, F. (2023). Modeling a Conversational Agent using BDI Framework. *Proceedings of the 38th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing*.
12. Casali, A., Godo, L., & Sierra, C. (2006, August). Modeling travel assistant agents: a graded bdi approach. In *IFIP International Conference on Artificial Intelligence in Theory and Practice* (pp. 415-424). Boston, MA: Springer US.
13. Blair Archibald, Michele Sevegnani, Mengwei Xu. (2025). Modelling and verifying BDI agents under uncertainty. *Science of Computer Programming*, 242, 103254. <https://doi.org/10.1016/j.scico.2024.103254>.
14. Nowakowski, Grzegorz & Telenyk, Sergii & Vovk, Yevhenii. (2023). Chatbots Lifecycle Support Platform. *Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACSCONference Paper 2023* (pp 308-319). <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348794>.
15. Zabasta, A., Kazymyr, V., Kunicina, N., Velihorskyi, O. (2024). Digital Learning Ecosystem: Online Concept for Engineering Education. 2024 IEEE 65th Annual International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University, RTUCON 2024 - Proceedings.
16. Khyzhniak A. V., Kazymyr V. V. (2025). Integrated task generation, execution, and assessment methods for enhancing personalized learning. *Nauka i tehnica syogodni*, 13(54), 1650-1664. [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-13\(54\)-1650-1664](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2025-13(54)-1650-1664).
17. Khyzhniak, A., Kazymyr, V. (2025). Domenno-orientovana mova opysu personalizovanykh praktychnykh zavdan dlia inzhenernykh spetsialnosti [Domain-oriented language for describing personalized practical tasks for engineering specialties]. *Tekhnichni nauky ta tekhnologii – Technical Sciences and Technologies*, (3(41)), 261–271. [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3\(41\)-261-271](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-3(41)-261-271).
18. Jurado, Francisco & Rodríguez, Francy & Chavarriga, Enrique & Rojas, Luis. (2025). Blending Language Models and Domain-Specific Languages in Computer Science Education. A Case Study on API RESTful. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, 9, 86-104. 10.9781/ijimai.2025.09.005.r.
19. Paul Denny, Juho Leinonen, James Prather, Andrew Luxton-Reilly, Thezyrie Amarouche, Brett A. Becker, and Brent N. Reeves. 2024. Prompt Problems: A New Programming Exercise for the Generative AI Era. In *Proceedings of the 55th ACM Technical Symposium on Computer Science Education V. 1 (SIGCSE 2024)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 296–302. <https://doi.org/10.1145/3626252.3630909>.
20. Kazymyr, V., Horval, D., Drozd, O., Zabašta, A. (2023). Shared Modeling and Simulation Environment for Online Learning with Moodle and Jupyter. In: Shkarlet, S., et al. *Mathematical Modeling and Simulation of Systems. MODS 2022. Lecture Notes in Networks and Systems*, 667. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-30251-0_11.
21. Yuvzhenko D., Chymshyr V., Shymkovych V., Znova K., Nowakowski G., Telenyk S. (Sep. 2025). A Multimodal Retrieval-Augmented Generation System with ReAct Agent Logic for Multi-Hop Reasoning. *Inf. Comput. and Intell. syst. j.*, 6, 42–57.
22. Zabasta, A., Kazymyr, V., Drozd, O., Verslype, S., Espeel, L., & Bruzgiene, R. (2024). Development of Shared Modeling and Simulation Environment for Sustainable e-Learning in the STEM Field. *Sustainability*, 16(5), 2197. <https://doi.org/10.3390/su16052197>.

Дата першого надходження статті до видання: 19.12.2025
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 08.01.2026

Andrii Khyzhniak¹, Volodymyr Kazymyr²

¹PhD student, Senior Lecturer at Information and Computer Systems Department
Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: alf.andrey@gmail.com. ORCID: <http://orcid.org/0009-0008-8655-3736>

²Doctor of Sciences, Professor, Professor of the Department of Information and Computer Systems
Chernihiv Polytechnic National University (Chernihiv, Ukraine)

E-mail: vykazymyr@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8163-1119>. ResearcherID: Q-2925-2016

**MODELS OF PERSONALIZED LEARNING
IN THE DIGITAL EDUCATIONAL ENVIRONMENT**

This paper addresses the problem of personalization of practical learning in digital educational environments, particularly in the context of IT education. It is shown that existing approaches to organizing practical tasks are fragmented, insufficiently formalized, and do not provide full integration of task generation, execution, and assessment processes, which limits the adaptability of learning and the effective use of artificial intelligence.

The aim of the study is to develop and describe formal models of personalized learning and to implement them within an information technology framework that automates the lifecycle of practical tasks.

A model of a personal AI assistant based on the Belief–Desire–Intention (BDI) paradigm is proposed. The model formalizes the decision-making process of an intelligent agent in a digital learning environment by incorporating course context, student learning history, and task performance results. This enables adaptive generation of personalized practical tasks. The task is represented as a structured entity consisting of context, data, goals, and execution environment components.

A conceptual model of the information technology is developed, integrating task creation, execution, and verification into a unified system. The approach uses a domain-specific language (LTDL) for formal task description, ensuring syntactic correctness and enabling automated validation. Task generation is performed using generative AI constrained by a formal grammar, combining flexibility with guaranteed structural correctness.

Functional modeling of the system is carried out using the IDEF0 methodology, which allows formalization of key processes: task definition, student request processing, learning environment deployment, and result verification. A multi-agent architecture is proposed to support task generation, student assistance, and automated evaluation.

The implementation includes a system of AI agents built with Flowise, LangChain, JupyterNotebook and Docker, as well as integration with the Moodle LMS via a custom plugin. A Retrieval-Augmented Generation (RAG) approach with a vector database is used to provide context-aware student support.

Keywords: *personalized learning; practical tasks; digital learning environment; artificial intelligence; RAG; formal systems; formal models; information technology.*

Fig.: 8. References: 22.