УДК 004.8:[378.11:005.7]

Олександр Співаковський
Херсонський державний університет, м. Херсон, Україна
ORCID ID 0000-0001-7574-4133
spivakovsky@ksu.ks.ua

Олександр Лемещук
Херсонський державний університет, м. Херсон, Україна
ORCID ID 0000-0002-9876-3502
olemeshchuk@ksu.ks.ua

Максим Полторацький
Херсонський державний університет, м. Херсон, Україна
ORCID ID 0000-0001-9861-4438
mpoltoratskyi@ksu.ks.ua

АРХІТЕКТУРА КОРПОРАТИВНОЇ ЕКОСИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ЦИФРОВІЙ ТРАНСФОРМАЦІЇ УНІВЕРСИТЕТУ

Анотація. Стрімка цифровізація вищої освіти та потреба функціонування закладів в умовах розподіленої, подекуди релокованої діяльності актуалізують перехід від жорстких ієрархічних моделей управління університетом до гнучких децентралізованих систем. Метою статті є обгрунтування архітектури децентралізованого управління університетською екосистемою на основі мультиагентних систем і великих мовних моделей та демонстрація її функціональної працездатності в закладі вищої освіти. Розглянуто теоретичні засади застосування мультиагентних систем, протоколів оркестрації, генерації з доповненням пошуком (RAG) і векторних баз даних в управлінні університетом. Методологічну основу становить дворівнева архітектура мультиагентної системи (спеціалізовані агенти та протоколи їх координації), у якій динамічний розподіл і маршрутизацію запитів реалізовано через ієрархічну модель оркестрації із використанням формальних специфікацій AgentSpec, а узгодженість дій забезпечує центральний алгоритмічний координатор. Виявлено, що архітектура з окремим автономним агентом для кожного з 24 підрозділів університету є нераціональною через ризики алгоритмічних конфліктів, дублювання звернень до векторної бази знань, зростання кількості помилкових тверджень моделі та переповнення її контекстного вікна. На цій основі реалізовано координовану мультиагентну архітектуру екосистеми штучного інтелекту Херсонського державного університету, яка об'єднує п'ять макроагентів – академічної діяльності, адміністративного управління, управління знаннями, забезпечення якості освіти та комунікації – під керуванням центрального оркестратора, що маршрутизує запити, контролює рівні доступу та синтезує підсумкову аналітику. Визначено організаційні й технологічні виклики впровадження моделі, зокрема потребу високого рівня довіри, верифікації рішень та розмежування прав доступу під час делегування адміністративних функцій. Окреслено перспективу розвитку архітектури до рівня цифрового двійника університету, здатного до предиктивного моделювання освітніх і адміністративних процесів. Результати мають практичне значення для закладів вищої освіти, що впроваджують цифрові екосистеми в умовах кадрових, інфраструктурних і безпекових обмежень.

Ключові слова: мультиагентні системи; децентралізоване управління; цифровий двійник університету; розподіл завдань; протокол контрактної мережі; штучний інтелект в управлінні освітою.

1. ВСТУП

1.1. Постановка проблеми

Сучасний університет являє собою складну динамічну екосистему, яка щодня генерує великі масиви даних та стикається з непередбачуваними змінами: коливаннями контингенту здобувачів, коригуванням розкладу, перерозподілом аудиторного фонду чи

© Олександр Співаковський, Олександр Лемещук, Максим Полторацький, 2026.

навантаження науково-педагогічних працівників. Ситуація істотно ускладнюється для закладів, які, як Херсонський державний університет, зазнали релокації частини діяльності (зокрема, розгортання операційних майданчиків у м. Івано-Франківську) та функціонують в умовах розподіленої цифрової і фізичної інфраструктури. Традиційні централізовані моделі управління, в яких усі рішення проходять через єдиний адміністративний центр, за таких умов перетворюються на «вузьке місце», що спричиняє затримки в прийнятті рішень і знижує загальну інституційну стійкість. Цифровізація освітніх процесів створює технологічне підґрунтя для впровадження інтелектуальних систем управління, однак простий перехід від паперового документообігу до електронного не усуває проблеми централізації. Постає потреба адаптації сучасних архітектурних рішень галузі штучного інтелекту – зокрема великих мовних моделей (LLM), мультиагентних екосистем та систем семантичного пошуку (RAG) – до задач освітнього менеджменту.

1.2. Аналіз останніх досліджень та публікацій

Вітчизняні науковці вже робили кроки в цьому напрямі: Співаковський та ін. [1] обґрунтували алгоритми інтеграції онлайнового тьюторингу для персоніфікації навчання, а Спірін та ін. [2] визначили базові компоненти теоретичної моделі впровадження ШІ в освітні дослідження. Попередні практичні аспекти побудови корпоративної ШІ-інфраструктури безпосередньо в ХДУ окреслено у праці Полторацького та Волика [3]. Втім, ці роботи більшою мірою висвітлюють методичні й локальні інфраструктурні рішення, залишаючи поза увагою комплексну проблему децентралізованого управління релокованим закладом вищої освіти. Ефективне оперування знаннями в таких системах спирається на механізм генерації з доповненням результатами пошуку (Retrieval-Augmented Generation, RAG), запропонований Льюїсом (Lewis) та ін. [4], а також на інфраструктуру векторних баз даних (VDBMS). Фундаментальні концепції та виклики їх застосування опрацював Тайпалус (Taipalus) [5], тоді як Пан, Ван і Лі (Pan, Wang, Li) [6] провели детальний порівняльний аналіз сучасних VDBMS, звернувши увагу на їхню чутливість до обсягів контексту та обчислювальної складності при масштабуванні запитів.

Проблематика децентралізованого управління складними системами останніми роками активно досліджується у зв’язку зі стрімким поширенням автономних інтелектуальних агентів, класичне розуміння яких як автономних, реактивних і проактивних програмних сутностей сформували Вулдрідж (Wooldridge) і Дженнінгс (Jennings) [7]. У системному огляді Гуо (Guo) та ін. [8] висвітлено перехід галузі від поодиноких моделей до координованих команд, здатних розв’язувати комплексні задачі через розподіл ролей. Поглиблюючи цей аналіз, Лі (Li) та ін. [9] формалізували типові робочі процеси (workflows) агентних систем, проте одночасно окреслили ключові інфраструктурні виклики: обмеженість контекстних вікон мовних моделей, ризики зациклення комунікацій та складнощі забезпечення узгодженості дій. У контексті масштабування мультиагентних систем Юе (Yue) та ін. [10] обґрунтували переваги ієрархічних екосистем на основі протоколу MCP, побудованих за аналогією з людськими організаційними ієрархіями, а Амірханова (Amirkhanova) та ін. [11] довели практичну цінність мультиагентного RAG для автоматизованого створення навчальних курсів SCORM із корпоративних документів. Для запобігання конфліктам при розподілі задач між агентами застосовуються протоколи координації. Класичний механізм децентралізованого тендерного розподілу завдань розробив Сміт (Smith) [12] у рамках Contract Net Protocol, а специфікація FIPA ACL [13] формалізувала чітку семантику повідомлень для забезпечення сумісності агентів. Для впорядкування таких процесів Хонг (Hong) та ін. [14] запропонували фреймворк MetaGPT, у якому стандартизовані

операційні процедури та чіткий розподіл ролей між агентами дають змогу координувати мультиагентні робочі процеси й зменшувати каскадні помилки.

Окремим напрямом є застосування до управлінських процесів ЗВО технології цифрового двійника, ключові технології та відкриті проблеми якої систематизували Фуллер (Fuller) та ін. [15]. Праця Демір (Demir) [16] висвітлює досвід застосування цифрових двійників в управлінні вищою освітою Туреччини, а Сабальос (Zaballos) та ін. [17] пропонують цифровий двійник «розумного кампусу», що інтегрує інформаційне моделювання будівель (BIM) з мережами сенсорів IoT, демонструючи, що цифровізація дозволяє адміністрації переходити від реактивного до предиктивного прийняття рішень. Розвиваючи цю ідею, Шень (Shen) та ін. [18] розглядають цифровий двійник як самомодель інтелектуальної системи, що відображає її поточний стан і прогнозує поведінку; перенесення цього підходу на організаційний рівень дає змогу трактувати цифровий двійник університету як динамічну самомодель закладу. Сю (Xu) та ін. [19] показали, що використання освітніх LLM-агентів позитивно впливає на професійну діяльність педагогів, а інституційна підтримка закладу посилює цей ефект. Це узгоджується з висновками Дітворста (Dietvorst) та ін. [20] про те, що довіра людей до алгоритмічних рішень істотно зростає, коли вони зберігають можливість контролювати й коригувати ці рішення.

У результаті аналізу джерел виокремлено раніше не вирішену частину загальної проблеми. Наявні дослідження або пропонують загальні теоретичні архітектури для мультиагентних LLM-систем, або зосереджуються на технологічних деталях векторних баз даних чи класичних протоколах координації, або ж обмежуються концептуальним описом цифровізації фізичної інфраструктури кампусу. Водночас питання практичної побудови координованої мультиагентної екосистеми ЗВО, яка розв’язує проблему масштабування, залишається недостатньо дослідженим. Зокрема, спроба створити автономного агента для кожного з 24 підрозділів університету виявляється нераціональною через швидке переповнення контекстного вікна мовної моделі, дублювання звернень до векторної бази знань та високий ризик алгоритмічних конфліктів.

Слід зазначити, що попередні концептуальні засади побудови екосистеми висвітлено у праці [3]. Натомість науковий внесок цієї статті полягає у розширенні даного підходу шляхом формалізації методології функціонального групування, розробки специфікацій взаємодії agent-to-agent на основі AgentSpec, реалізації користувацького інтерфейсу, описі механізмів Human-in-the-Loop, а також аналізі технологічних викликів та обмежень масштабування системи.

1.3. Мета та завдання дослідження

Метою дослідження є розроблення та обґрунтування архітектури корпоративної мультиагентної екосистеми штучного інтелекту для децентралізованого управління університетом та її практична реалізація на прикладі Херсонського державного університету. Відповідно до мети визначено такі завдання дослідження:

1. Розкрити теоретичні засади застосування мультиагентних систем, протоколів оркестрації та RAG у менеджменті ЗВО.
2. Сформулювати критерії функціонального групування підрозділів ЗВО та розробити дворівневу архітектуру екосистеми.
3. Обґрунтувати склад, ролі та взаємодію п’яти макроагентів під керуванням e-Orchestrator із використанням специфікацій AgentSpec.
4. Визначити механізми інформаційної безпеки, розмежування доступу та операціоналізувати принцип Human-in-the-Loop у процесах прийняття рішень.

5. Продемонструвати функціональну працездатність системи та окреслити перспективи її розширення до цифрового двійника університету.

2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для забезпечення однозначності понятійного апарату розмежовано базові категорії дослідження. AI-екосистема університету – це сукупність інформаційних ресурсів, алгоритмів та інфраструктури ЗВО, що взаємодіють як єдине ціле. Архітектура визначає структурну організацію цієї екосистеми. Мультиагентна система (МАС) є формою організації ШІ, де вирішення задач розподілено між декількома програмними сутностями – агентами, кожен з яких має розпізнавану роль, інструменти (tools) та локальний контекст. Макроагент є агрегованим вузлом, що об'єднує функції декількох споріднених підрозділів. e-Orchestrator виконує роль центрального маршрутизатора та координатора потоків задач. Запропонована модель є децентралізованою на рівні виконання задач та оперування предметними знаннями (агенти автономно обробляють контекст своїх доменів), але ієрархічно координованою на рівні маршрутизації та безпеки, що запобігає системному хаосу.

В основі пропонованого підходу лежить концепція мультиагентних систем, де кожен «агент» є програмною сутністю на основі великої мовної моделі, яка наділена специфічною роллю, має доступ до локального контексту, ухвалює рішення та взаємодіє з іншими агентами для досягнення спільних управлінських цілей [7], [8]. Класичним фундаментом взаємодії автономних агентів є протокол контрактної мережі (*Contract Net Protocol*) [12] та специфікації FIPA ACL [13], які задають стандарти обміну повідомленнями та децентралізованого розподілу завдань типу «оголошення – пропозиція – контракт». Утім, сучасні мультиагентні екосистеми на основі LLM вимагають нових підходів до оркестрації та обробки знань [9], [10]. Практична реалізація таких систем у корпоративному середовищі ЗВО спирається на дві ключові технологічні складові:

1. Семантичний пошук та векторні бази даних (RAG): для запобігання алгоритмічним галюцинаціям та забезпечення точної відповідності внутрішнім нормативним актам університету агенти взаємодіють із векторними базами даних (vector database management systems, VDBMS) [5], [6]. Використання векторного пошуку дозволяє здійснювати генерацію відповідей із доповненням пошуком (Retrieval-Augmented Generation, RAG) безпосередньо з корпоративних баз знань, забезпечуючи високу релевантність та юридичну точність аналітики [4], [11].
2. Ієрархічна оркестрація робочих процесів (workflows): як демонструють Хонг (Hong) та ін. [14] і Юе (Yue) та ін. [10], безпосередня хаотична взаємодія великої кількості незалежних агентів призводить до неконтрольованого зростання мережевого трафіку, алгоритмічних конфліктів та переповнення контекстного вікна LLM. Для вирішення цієї проблеми застосовується ієрархічна модель керування на основі Центрального Оркестратора, який здійснює декомпозицію складних управлінських запитів, маршрутизацію завдань між спеціалізованими макроагентами та агрегацію підсумкових результатів.

У контексті університету агентами можуть виступати як автономні інтелектуальні модулі (наприклад, макроагенти академічної діяльності, наукової роботи, фінансового аналізу чи комунікації), так і розширені цифрові сервіси. Використання формалізованих специфікацій (зокрема AgentSpec) дозволяє чітко обмежити права доступу, інструменти (*tools*) та джерела даних для кожного агента. Це гарантує високий рівень алгоритмічного контролю та довіри до прийнятих рішень [19], [20], що є критично важливим під час трансформації управління ЗВО в напрямку його цифрового двійника.

3. МЕТОДИКА ДОСЛІДЖЕННЯ

Для розроблення та обґрунтування архітектури корпоративної екосистеми штучного інтелекту застосовано методи системного аналізу, архітектурного проєктування мультиагентних систем, оцінки обчислювальної складності та інформаційного моделювання. Методика дослідження складалася з таких основних етапів:

1. **Аналіз вимог та організаційної структури.** Проведено системний аналіз бізнес-процесів, інформаційних потоків та вимог до безпеки даних у 24 структурних підрозділах Херсонського державного університету в умовах розподіленої та релокованої діяльності.
2. **Формування та формалізація критеріїв функціональної кластеризації.** Для перетворення експертного розподілу підрозділів у відтворювану методику визначено чотири базові критерії їх об'єднання в макроагенти: спільність використовуваних джерел знань (внутрішні нормативні акти, репозиторій DSpace, кадрово-фінансові угоди), єдиний тип обробки даних (формальний аналіз комплаєнсу, семантичний пошук, генерація публічного контенту), спільні політики безпеки й рівні доступу (Data Governance / RBAC), а також характер підсумкового аналітичного результату.
3. **Проєктування архітектури та технологічного стеку екосистеми.** Розроблено дворівневу мультиагентну архітектуру під керуванням центрального координатора e-Orchestrator. Технологічний стек спирається на велику мовну модель Llama-3.1-70B та векторну базу даних Qdrant із косинусною мірою подібності для забезпечення семантичного пошуку у режимі Retrieval-Augmented Generation (RAG).
4. **Формальна специфікація та декларативний опис компонентів.** Для опису ролей, функціональних можливостей, інструментів (tools) та взаємодій агентів використано специфікацію AgentSpec (у форматі YAML), яка забезпечує платформонезалежність, відтворюваність та масштабованість архітектури як декларативного коду.
5. **Теоретико-розрахункове обґрунтування архітектурної ефективності.** Проведено оцінку обчислювального й контекстного навантаження моделей. Встановлено, що в децентралізованій системі з $N = 24$ агентами кількість міжвузлових зв'язків зростає як $O\left(N^2\right)$ (до 552 можливих ліній комунікації), що спричиняє переповнення контекстного вікна LLM та дублювання звернень до VDBMS. Об'єднання підрозділів у $N = 5$ макроагентів під керуванням e-Orchestrator знижує складність маршрутизації до лінійної $O(N)$, зменшує навантаження на векторну базу знань у 4,8 раза та запобігає алгоритмічним конфліктам.

4. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

4.1. Принципи функціонального групування та архітектура корпоративної мультиагентної екосистеми

Для забезпечення цифрової трансформації та підвищення ефективності управлінських процесів у Херсонському державному університеті було спроєктовано та впроваджено спеціалізовану мультиагентну систему штучного інтелекту в межах корпоративної екосистеми KSU24.

Під час проєктування архітектури ШІ-платформи первинно розглядалася гіпотеза щодо створення повністю децентралізованої системи, де для кожного з 24 структурних підрозділів університету функціонував би окремий автономний ШІ-агент. Однак результати техніко-економічного аналізу та моделювання навантаження на великі мовні моделі (LLM) виявили високі ризики такого підходу:

1. **Організаційний хаос та проблема синхронізації**: у системі з 24 вузькоспеціалізованих агентів обробка комплексних запитів вимагала б одночасної комунікації між 5–6 агентами різних відділів, що неминуче призводить до внутрішніх алгоритмічних конфліктів або дублювання запитів.
2. **Технологічні обмеження фреймворків**: огляд сучасних фреймворків розробки мультиагентних систем на основі великих мовних моделей [8], [9] показує, що кожен агент генерує складний масив системних інструкцій і проміжних повідомлень; спроба синхронізувати роботу 24-х таких агентів одночасно призводить до переповнення контекстного вікна нейромережі, а масштабування апаратних потужностей для такого навантаження є стратегічно невиправданим. Гуо (Guo) та ін. [8] окремо наголошують, що перехід від поодиноких агентів до багатоагентних команд суттєво підвищує складність координації та вартість обслуговування системи, якщо кількість агентів не обмежена функціональною доцільністю.

У зв'язку з цим архітектуру було оптимізовано до координованої мультиагентної системи, де агенти об'єднані за принципом функціональної спорідненості, а їхня взаємодія маршрутизується через центральний оркестратор (e-Orchestrator). Обґрунтування принципів функціонального групування структурних підрозділів університету, покладених в основу формування корпоративної екосистеми ШІ-агентів, наведено в [3].

Таблиця 1

Відповідність ШІ-агентів принципам формування

ШІ-агент	Структурні підрозділи	Тип документів та джерела знань	Спосіб обробки інформації	Кінцеві результати діяльності	Рівень доступу до інформації
e-AcademicAgent	Завідувачі кафедр, гаранти ОП, викладачі	Індивідуальні плани, протоколи кафедр, силабуси	Операційне планування та моніторинг	Кафедральна документація, звіти, навчальне навантаження	Внутрішня академічна інформація
e-GovernanceAgent	Юридичний відділ, договірний відділ, бухгалтерія, плановий відділ, відділ кадрів	Договори, накази, фінансові та кадрові документи	Формальна нормативна аналітика, комплаєнс	Договори, кадрові рішення, фінансові документи	Високий рівень конфіденційності
e-KnowledgeAgent	Наукова бібліотека, музейно-архівний центр, археологічний музей, редакційно-видавничий відділ, відділ інтелектуальної власності, аспірантура та докторантура	Наукові публікації, архіви, репозиторії, патенти	Семантичний пошук та управління знаннями	Наукові та архівні інформаційні ресурси	Переважно відкриті та наукові дані
e-QualityAgent	Навчальний відділ, навчально-методичний відділ, відділ забезпечення якості освіти	Стандарти МОН, критерії НАЗЯВО, навчальні плани	Контроль відповідності та освітня аналітика	Освітні програми, силабуси, акредитаційні матеріали	Внутрішня освітня документація
e-	Пресцентр, відділ	Пресрелізи,	Генерація	Новини,	Публічна та

ШІ-агент	Структурні підрозділи	Тип документів та джерела знань	Спосіб обробки інформації	Кінцеві результати діяльності	Рівень доступу до інформації
EngagementAgent	міжнародних зв'язків, відділ фандрайзингу, соціально-психологічна служба, гуманітарний відділ, культурно-мистецький Hub, відділ по роботі з обдарованою молоддю	грантова документація, інформаційні матеріали	контенту, переклад, комунікацій на аналітика	пресрелізи, грантові заявки	зовнішня інформація

На основі наведених принципів сформовано п'ять спеціалізованих макроагентів корпоративної екосистеми:

1. **e-AcademicAgent** (Агент академічної діяльності): обслуговує потреби кафедр та викладачів, автоматизує аналіз навчального навантаження, моніторинг актуальності силабусів та підготовку документації до акредитаційних процесів.
2. **e-GovernanceAgent** (Агент адміністративного управління): працює з високим рівнем конфіденційності, обслуговуючи юридичний, фінансовий та кадровий блоки; алгоритми налаштовані на формальну нормативну аналітику, перевірку угод та виявлення юридичних ризиків.
3. **e-KnowledgeAgent** (Агент управління знаннями): спеціалізується на пошуку та працює з відкритими науковими даними, репозитаріями (DSpace) та архівами, здійснюючи автоматичне поповнення векторної бази знань (Qdrant). Вибір векторної бази даних як основи семантичного пошуку узгоджується з висновками оглядів [5] і [6], у яких системи керування векторними базами даних визначено як необхідний інфраструктурний компонент сучасних застосунків, що поєднують великі мовні моделі з пошуком у корпоративних масивах неструктурованих даних; водночас автори огляду [6] звертають увагу на компроміс між швидкістю наближеного пошуку найближчих сусідів і точністю релевантності результатів, що потребує окремого налаштування для освітньої предметної області.
4. **e-QualityAgent** (Агент забезпечення якості освіти): виконує роль незалежного аудитора, що контролює відповідність освітніх програм та навчальних планів стандартам МОН і критеріям НАЗЯВО.
5. **e-EngagementAgent** (Агент комунікації та взаємодії): орієнтований на зовнішнє середовище, забезпечуючи генерацію контенту, аналіз комунікаційної активності та супровід грантових проєктів.

Узагальнену архітектуру запропонованої корпоративної мультиагентної екосистеми цифрового університету наведено на Рис. 1.

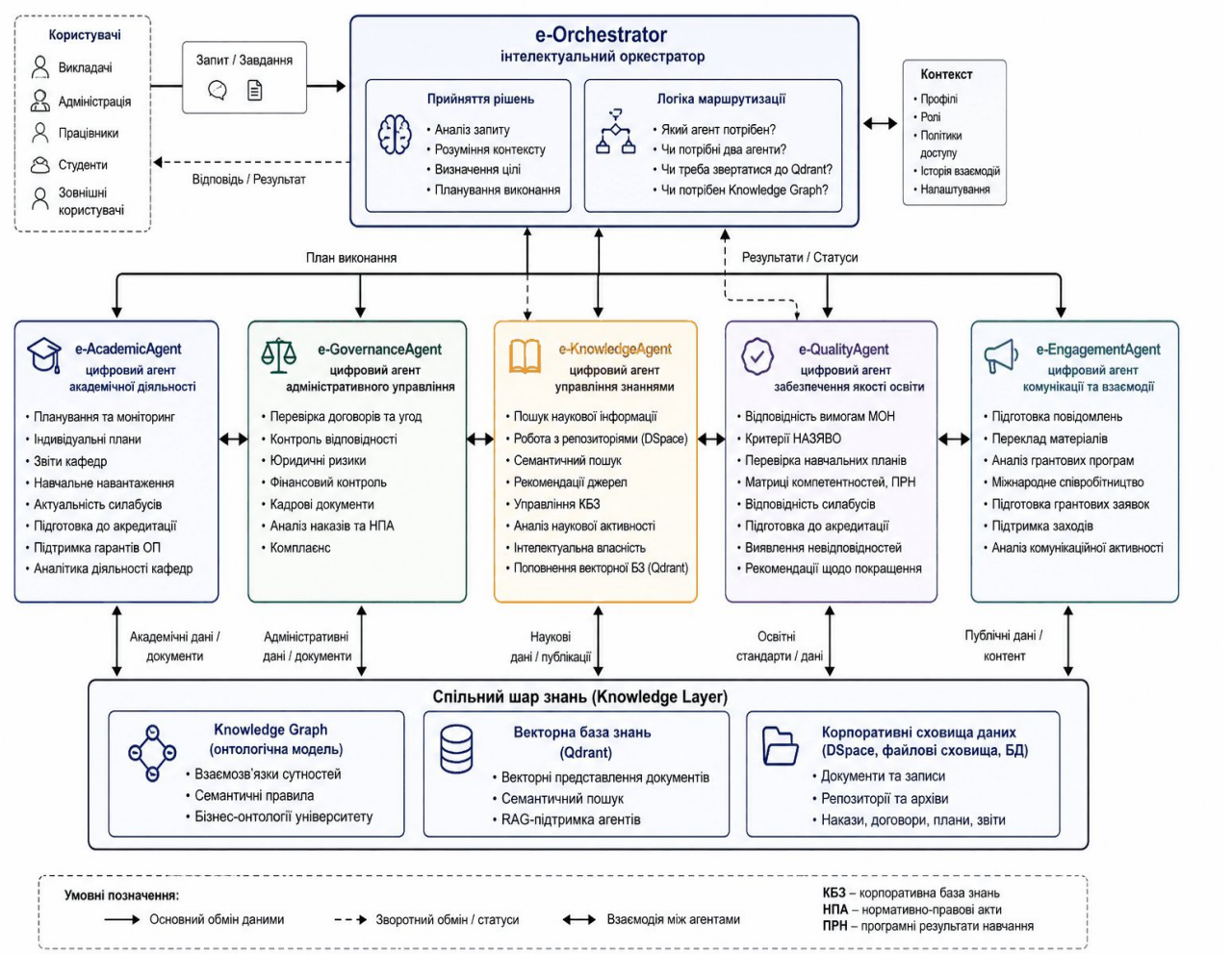

Рис. 1. Архітектура запропонованої корпоративної мультиагентної екосистеми цифрового університету [3]

Для демонстрації практичної реалізації запропонованої архітектури в лістингу 1 наведено фрагмент специфікації двох ключових компонентів корпоративної мультиагентної екосистеми – e-Orchestrator та e-KnowledgeAgent. Для формалізації функціональних особливостей ШІ-агентів використано специфікацію AgentSpec, яка забезпечує декларативний опис архітектури агента незалежно від конкретного програмного середовища реалізації. Специфікація складається з набору структурно-логічних блоків, кожен з яких описує окремий аспект функціонування ШІ-агента: роль, функціональні можливості, джерела знань, інструменти та взаємодію з іншими компонентами мультиагентної екосистеми.

```
# e-Orchestrator
apiVersion: agentspec/v1
kind: Agent
metadata:
  name: e-Orchestrator
  displayName: AI Ecosystem Orchestrator
  organization: Kherson State University
  version: 1.0
  description: >
    Central AI agent responsible for coordinating interactions,
    routing requests, and integrating responses from specialized
    AI agents within the university ecosystem.
role:
```

```
  objective: >
    Route user requests to specialized AI agents and coordinate
    execution workflows.
capabilities:
  - id: task-routing
    name: Task Routing
    description: >
      Routes user requests to the appropriate specialized AI agent.
    interaction:
      inputMessage:
        from: User
        type: UserRequest
      outputMessage:
        to: e-KnowledgeAgent
        type: KnowledgeRetrievalRequest
  - id: response-aggregation
    name: Response Aggregation
    description: >
      Receives responses from specialized AI agents and generates
      the final response for the user.
    interaction:
      inputMessage:
        from: e-KnowledgeAgent
        type: KnowledgeRetrievalResponse
      outputMessage:
        to: User
        type: FinalResponse
agents:
  - e-AcademicAgent
  - e-GovernanceAgent
  - e-KnowledgeAgent
  - e-QualityAgent
  - e-EngagementAgent
tools:
  - id: ai-agent-router
    name: Agent Router
  - id: workflow-engine
    name: Workflow Engine
outputs:
  - Final Response
---
# e-KnowledgeAgent
apiVersion: agentspec/v1
kind: Agent
metadata:
  name: e-KnowledgeAgent
  displayName: Digital Knowledge Management Agent
  organization: Kherson State University
  version: 1.0
  description: >
    AI agent providing scientific information retrieval,
    knowledge management, and semantic search across
    university data sources.
role:
  objective: >
    Manage institutional knowledge, process semantic queries,
    and support research activities.
capabilities:
  - id: scientific-search
    name: Scientific Information Search
    description: >
      Searches scientific literature, repository databases,
      and the corporate knowledge graph.
    interaction:
      inputMessage:
        from: e-Orchestrator
        type: KnowledgeRetrievalRequest
      outputMessage:
```

```
        to: e-Orchestrator
        type: KnowledgeRetrievalResponse
knowledgeSources:
  - id: ksu-rdf-graph
    type: RDFKnowledgeGraph
  - id: ksu-dspace
    type: DSpaceRepository
  - id: ksu-vector-store
    type: QdrantVectorStore
tools:
  - id: sparql-engine
    name: SPARQL Query Engine
  - id: semantic-search
    name: Semantic Search
outputs:
  - Research Recommendations
```

Лістинг 1. Фрагмент специфікації агентів e-Orchestrator та e-KnowledgeAgent у форматі AgentSpec (YAML)

Замість хаотичної взаємодії «кожен з кожним», агенти спілкуються через e-Orchestrator, як це відображено в лістингу 1. Агент e-Orchestrator приймає запити від користувачів або інших агентів, здійснює їхню маршрутизацію до релевантного макроагента, контролює рівні доступу та опрацьовує фінальну аналітику.

Подібний принцип координації через центральний вузол маршрутизації, а не пряму взаємодію «агент-агент», характерний і для сучасних фреймворків оркестрації багатоагентних систем на основі мовних моделей [9], [14], де окремий керівний компонент відповідає за розподіл підзадач між спеціалізованими агентами та збирання результатів у єдину відповідь. Така архітектура забезпечує масштабованість інфраструктури та комплексний контроль якості освітніх і управлінських процесів.

Зважаючи на декларативні специфікації AgentSpec, детальний опис її окремих елементів у межах цієї статті не наводиться, оскільки основна увага зосереджена саме на архітектурі корпоративної мультиагентної екосистеми, принципах її побудови та групування.

У ході дослідження було розроблено користувацький інтерфейс (Рис. 2), який забезпечує взаємодію користувача з мультиагентною екосистемою університету, підтримує введення запитів природною мовою, вибір локально розгорнутої великої мовної моделі, відображення процесу виконання запиту та журналу логування роботи агентів у режимі реального часу.

Інтерфейс підтримує створення нових чатів, їх перейменування, видалення та збереження історії діалогів для подальшого використання.

Після отримання запиту агент через e-Orchestrator здійснює звернення до корпоративної бази знань університету, виконує пошук та формує структуровану аналітичну відповідь на основі корпоративних даних.

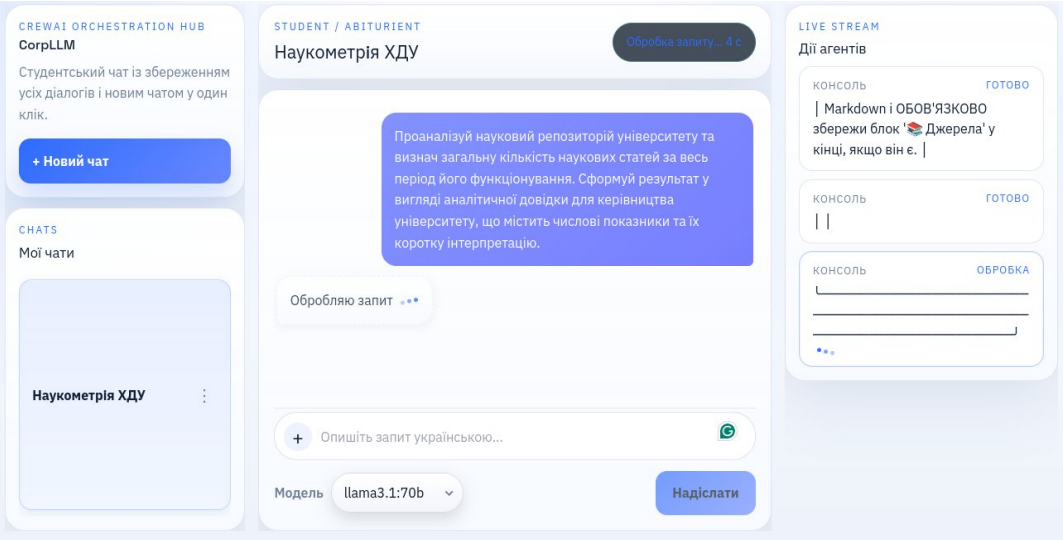

Рис. 2. Користувацький інтерфейс мультиагентної екосистеми університету

Для демонстрації практичних можливостей запропонованої мультиагентної архітектури наведемо приклад роботи агента e-KnowledgeAgent. Агент здійснює пошук інформації в корпоративній базі знань університету, формує аналітичну відповідь та надає користувачеві інтерпретований результат як показано на Рис. 3.

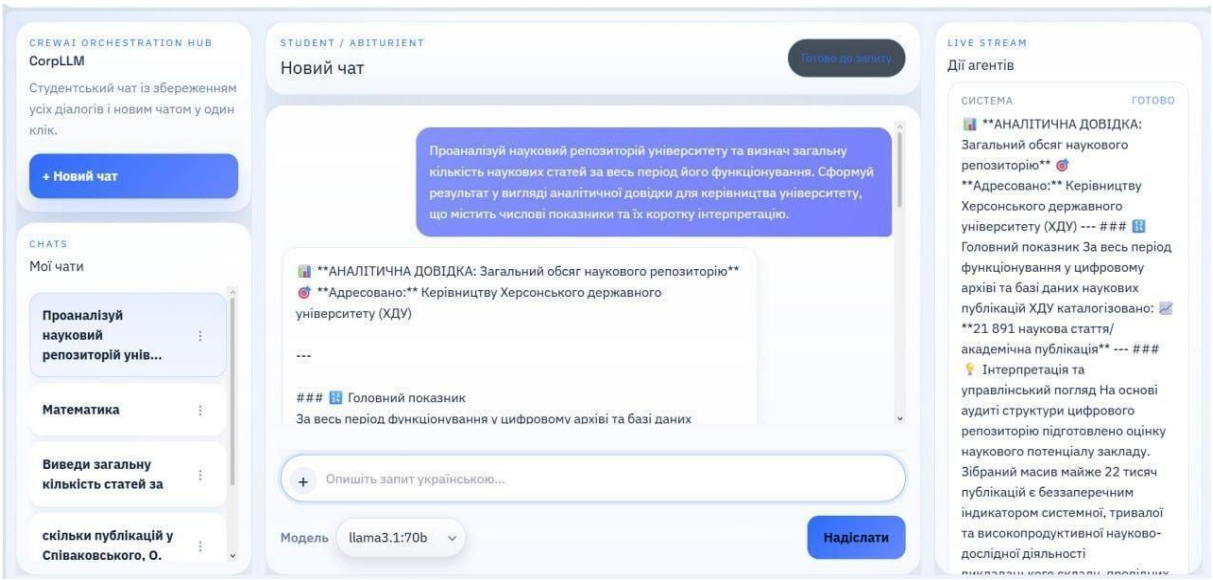

Рис. 3. Приклад роботи агента e-KnowledgeAgent

Приклад відповіді агента на запит щодо аналізу наукового репозиторію Херсонського державного університету наведено на Рис. 3. Запропонований e-KnowledgeAgent забезпечує оперативне формування аналітичних довідок, моніторинг наукової діяльності університету, оцінювання публікаційної активності структурних підрозділів, підтримку прийняття управлінських рішень та скорочення часу пошуку інформації завдяки використанню корпоративної бази знань.

Варто зазначити, що перехід від теоретичних концепцій мультиагентних систем до їх практичного впровадження в корпоративну екосистему штучного інтелекту Херсонського державного університету супроводжується низкою викликів, які потребують комплексного підходу.

Для обґрунтування вибору запропонованої архітектури проведено порівняльний аналіз обчислювального та контекстного навантаження двох альтернативних моделей: повністю децентралізованої (із залученням 24 окремих агентів підрозділів) та дворівневої макроагентної (з 5 макроагентами та e-Orchestrator). Результати оцінки наведено в Таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняльна характеристика моделей архітектури екосистеми

Показник / Метрика	Децентралізована модель (24 агенти)	Запропонована модель (5 макроагентів + e-Orchestrator)
Максимальна кількість міжвузлових зв'язків	До 552 ($O(N^2)$)	5 ($O(N)$)
Дублювання запитів до VDBMS (Qdrant)	Високе (до 4–6 повторних звернень за один цикл)	Мінімальне (єдиний авторизований квері-контекст)
Використання токенів LLM на 1 запит	Високе (≈ 8500 – 12000 токенів)	Оптимальне (≈ 2100 – 3500 токенів)
Ризик перевищення контекстного вікна	Високий (виникає за 2–3 ітерації обробки)	Низький (контекст чітко ізольований доменом)
Імовірність контекстних галюцинацій	Підвищена (через змішування інструкцій)	Контрольована (звужена ролевою специфікацією)

Як свідчать дані таблиці 2, об'єднання функціоналу 24 підрозділів у 5 макроагентів дозволяє знизити складність маршрутизації з квадратичної $O(N^2)$ до лінійної $O(N)$, зменшити навантаження на векторну базу знань у 4,8 раза та суттєво заощадити токенний бюджет без втрати точності обробки запитів.

4.2. Виклики впровадження корпоративної екосистеми штучного інтелекту

Найбільшим бар'єром на шляху імплементації ШІ-агентів є не технологічні обмеження, а організаційний опір. Впровадження таких модулів, як e-AcademicAgent чи e-QualityAgent, вимагає від академічної спільноти високого рівня довіри до алгоритмічних рішень. Перехід від традиційної моделі директивного контролю до моделі алгоритмічної координації означає, що частина адміністративних повноважень (наприклад, розподіл поточного навантаження або первинний аудит силабусів) делегується машині. Подібний висновок щодо ролі довіри до алгоритмічних рішень зроблено в [20]: Дітворст (Dietvorst) та ін. експериментально показали, що люди більш охоче покладаються на недосконалий алгоритм, якщо мають змогу бодай незначно коригувати його результати. У розглянутому випадку це означає, що викладач чи адміністратор повинен мати можливість верифікувати та за потреби скасовувати рішення агента.

Для подолання скептицизму критично важливо дотримуватися принципу «Human-in-the-Loop» (людина в контурі управління), де ШІ виконує роль потужного аналітичного радника, але фінальна верифікація та ухвалення стратегічних рішень залишається за керівництвом та експертами відповідних відділів.

З технічного погляду ключовим завданням є інтеграція корпоративної мультиагентної екосистеми штучного інтелекту з наявним цифровим середовищем університету (зокрема з екосистемою KSU24). Реалізація такої інтеграції потребує вирішення низки технічних завдань:

- синхронізації баз даних: безперервного оновлення векторних баз знань (Qdrant) для забезпечення актуальності відповідей e-KnowledgeAgent;
- управління API та контекстом: оптимізації запитів між Центральним Оркестратором та великими мовними моделями для уникнення переповнення контекстного вікна та мінімізації операційних витрат на токени;
- кібербезпеки: забезпечення суворого розмежування доступу (Data Governance), особливо для e-GovernanceAgent, який оперує юридичною та фінансовою документацією з високим рівнем конфіденційності.

4.3. Механізми інформаційної безпеки, захисту даних та контроль з боку людини (Human-in-the-Loop)

Забезпечення надійної роботи корпоративної екосистеми штучного інтелекту в університеті вимагає чітких правил безпеки, захисту персональних даних та контролю за рішеннями, які генерує система. Захист даних та розмежування доступу в екосистемі організовано за кількома напрямами:

1. **Рольовий контроль доступу (RBAC).** Центральний e-Orchestrator перевіряє статус та права користувача (здобувач, викладач, співробітник деканату чи ректорату) ще до передачі запиту макроагенту. Кожен макроагент має доступ лише до тих розділів бази знань Qdrant, які відповідають його повноваженням.
2. **Захист від витоку даних.** Запити, що стосуються кадрових, фінансових або інших конфіденційних питань, опрацьовуються макроагентом e-GovernanceAgent у закритому внутрішньому контурі університету за допомогою локальної моделі Llama-3.1-70B без передачі інформації у зовнішні мережі чи сторонні API.

Для запобігання помилкам та забезпечення відповідальності за прийняті рішення в екосистемі чітко розмежовано рівні автономії штучного інтелекту та залучення людини:

1. **Автоматичний рівень (низький ризик).** Система самостійно відповідає на типові довідкові запити студентів і вступників, використовуючи лише відкриті джерела (розклад занять, загальні положення, публічні оголошення).
2. **Консультативний рівень (середній ризик).** Штучний інтелект здійснює первинну перевірку навчально-методичних матеріалів, силабусів або попередній розрахунок навчального навантаження. Система готує проєкт аналітичної довідки, але остаточне рішення та його затвердження залишається за відповідальною особою – гарантом освітньої програми, завідувачем кафедри або деканом.
3. **Рівень обов'язкової перевірки (високий ризик).** Напрями, пов'язані з підготовкою наказів, кадрових документів, фінансових звітів та юридичних висновків, передбачають використання ШІ виключно для первинної обробки та структурування даних. Жоден документ чи рішення такого рівня не набуває чинності без особистої перевірки та підпису уповноваженого працівника університету.

Такий підхід дозволяє зберегти повний людський контроль над критичними процесами та гарантує юридичну й організаційну відповідальність за результати роботи екосистеми.

5. ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У роботі представлено розробку та обґрунтування ієрархічної мультиагентної архітектури штучного інтелекту, призначеної для підтримки процесів цифрової

трансформації закладу вищої освіти. Узагальнення теоретичних засад та досвіду практичної реалізації системи в Херсонському державному університеті дозволило сформулювати концептуальні засади побудови екосистеми, в якій функціонал 24 структурних підрозділів об'єднано у п'ять макроагентів під керуванням центрального координатора e-Orchestrator.

Сформульована методологія функціональної кластеризації на основі спільності джерел даних, типів процесів, вимог безпеки та підсумкових результатів перетворює розподіл завдань із суто експертного рішення на відтворювану методику. Застосування специфікації AgentSpec у форматі YAML забезпечує декларативний опис ролей та інструментів агентів, що гарантує платформонезалежність і масштабованість розробленого рішення.

Теоретико-розрахункова оцінка навантаження підтвердила, що перехід від прямої взаємодії 24 автономних агентів до п'яти макроагентів створює передумови для подолання проблем переповнення контекстного вікна мовної моделі, зменшує навантаження на векторну базу даних Qdrant у 4,8 раза та мінімізує ризики алгоритмічних конфліктів. Результати практичної апробації прототипу слід розглядати як демонстрацію функціональної працездатності та потенціалу системи, а не як остаточне кількісне доведення її економічної ефективності.

Визначені межі узагальнення свідчать, що хоча представлена модель розроблена з урахуванням специфіки релокованого університету, запропонований підхід до групування процесів та трирівнева система контролю Human-in-the-Loop є універсальними і можуть бути адаптовані іншими закладами вищої освіти. Перспективи подальших досліджень полягають у проведенні масштабних експериментальних вимірювань точності відповідей у режимі RAG, оцінці часових і токенних витрат на реальних користувацьких запитах, а також у поступовому розширенні функціоналу екосистеми до рівня повноцінного цифрового двійника університету.

ДЕКЛАРАЦІЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА ТЕХНОЛОГІЙ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ПРОЦЕСІ НАПИСАННЯ СТАТТІ

Під час підготовки цього рукопису автори використовували ChatGPT (OpenAI, клас GPT-4) та Gemini (Google) з метою мовного редагування та перекладу. Автори переглянули та відредагували отриманий результат і несуть повну відповідальність за зміст цієї публікації.

ФІНАНСУВАННЯ

Автори не отримували фінансової підтримки для проведення дослідження, написання та/або публікації цієї статті.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ

Олександр Співаковський є членом редакційної колегії цього видання. Він не брав участі в редакційному рецензуванні рукопису та у прийнятті рішення щодо його публікації. Рукопис пройшов незалежне рецензування із залученням зовнішніх експертів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] O. Spivakovsky, M. Poltoratskyi, O. Lemeshchuk, V. Denysenko, I. Karpov, and Y. Revenko, "Algorithms for using online tutoring as a tool for personalization of learning in an online educational environment," in *Inf. Commun. Technol. Educ., Res., Ind. Appl. (ICTERI 2024)*, ser. Commun. Comput. Inf. Sci., vol. 2359. Cham, Switzerland: Springer, 2025, pp. 178–193, doi: 10.1007/978-3-031-81372-6_13.

[2] О. Спірін, В. Олексюк, В. Осадчий, Т. Вакалюк, та С. Семеріков, «Основні компоненти теоретичної моделі інтеграції штучного інтелекту в наукові дослідження у галузі освіти», *Інформаційні технології і засоби навчання*, т. 113, № 3, с. 211–238, 2026, doi: 10.33407/itlt.v113i3.6707.

[3] М. Полторацький та Д. Волик, «Архітектура корпоративної екосистеми штучного інтелекту в Херсонському державному університеті», Zenodo, 2026, doi: 10.5281/zenodo.21804480.

[4] P. Lewis et al., "Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks," in *Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst. (NeurIPS)*, vol. 33, 2020, pp. 9459–9474.

[5] T. Taipalus, "Vector database management systems: Fundamental concepts, use-cases, and current challenges," *Cogn. Syst. Res.*, vol. 85, Art. no. 101216, 2024, doi: 10.1016/j.cogsys.2024.101216.

[6] J. J. Pan, J. Wang, and G. Li, "Survey of vector database management systems," *VLDB J.*, vol. 33, no. 5, pp. 1591–1615, 2024, doi: 10.1007/s00778-024-00845-6.

[7] M. Wooldridge and N. R. Jennings, "Intelligent agents: Theory and practice," *Knowl. Eng. Rev.*, vol. 10, no. 2, pp. 115–152, 1995, doi: 10.1017/S0269888900008122.

[8] T. Guo et al., "Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges," in *Proc. 33rd Int. Joint Conf. Artif. Intell. (IJCAI)*, Jeju, South Korea, 2024, pp. 8048–8057, doi: 10.24963/ijcai.2024/890.

[9] X. Li, S. Wang, S. Zeng, Y. Wu, and Y. Yang, "A survey on LLM-based multi-agent systems: Workflow, infrastructure, and challenges," *Vicinagearth*, vol. 1, Art. no. 9, 2024, doi: 10.1007/s44336-024-00009-2.

[10] L. Yue, C.-Y. Ko, P.-Y. Chen, S. Di, and S. Pan, "Building MCP-native hierarchical AI scientist ecosystems: A perspective on scaling multi-agent scientific discovery," *Front. Artif. Intell.*, vol. 9, Art. no. 1820375, 2026, doi: 10.3389/frai.2026.1820375.

[11] G. Amirkhanova, B. Amirkhanov, A. Amirkhanov, and R. Aubakirova, "A multi-agent RAG system for generating SCORM courses from enterprise documents," *Front. Artif. Intell.*, vol. 9, Art. no. 1834985, 2026, doi: 10.3389/frai.2026.1834985.

[12] R. G. Smith, "The contract net protocol: High-level communication and control in a distributed problem solver," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-29, no. 12, pp. 1104–1113, 1980, doi: 10.1109/TC.1980.1675516.

[13] Foundation for Intelligent Physical Agents, "FIPA ACL message structure specification," FIPA, Geneva, Switzerland, Doc. SC00061G, 2002. Accessed: Oct. 19, 2026. [Online]. Available: http://www.fipa.org/specs/fipa00061/SC00061G.html

[14] S. Hong et al., "MetaGPT: Meta programming for a multi-agent collaborative framework," in *Proc. 12th Int. Conf. Learn. Represent. (ICLR)*, Vienna, Austria, 2024.

[15] A. Fuller, Z. Fan, C. Day, and C. Barlow, "Digital twin: Enabling technologies, challenges and open research," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 108952–108971, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2998358.

[16] L. Demir, "Digital twin technology in higher education management: The case of Turkey," *Int. Online J. Educ. Teach.*, vol. 11, no. 1, pp. 208–215, 2024.

[17] A. Zaballos, A. Briones, A. Massa, P. Centelles, and V. Caballero, "A smart campus' digital twin for sustainable comfort monitoring," *Sustainability*, vol. 12, no. 21, Art. no. 9196, 2020, doi: 10.3390/su12219196.

[18] X. Shen, D. J. Wagg, M. Tipuric, and M. S. Bonney, "Digital twins as self-models for intelligent structures," *Sci. Rep.*, vol. 15, Art. no. 30327, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-14347-8.

[19] H. Xu, M. Chen, M. Wang, and J. Lu, "The impact of educational LLM agent use on teachers' curriculum content creation: The chain mediating role of school support and teacher self-efficacy," *Behav. Sci.*, vol. 16, no. 1, Art. no. 124, 2026, doi: 10.3390/bs16010124.

[20] B. J. Dietvorst, J. P. Simmons, and C. Massey, "Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them," *Manage. Sci.*, vol. 64, no. 3, pp. 1155–1170, 2018, doi: 10.1287/mnsc.2016.2643.

Матеріал надійшов до редакції 06.08.2026 р.

ARCHITECTURE OF AN ENTERPRISE ARTIFICIAL INTELLIGENCE ECOSYSTEM IN THE DIGITAL TRANSFORMATION OF A UNIVERSITY

Oleksandr Spivakovsky
Kherson State University, Kherson, Ukraine
ORCID ID 0000-0001-7574-4133
spivakovsky@ksu.ks.ua

Oleksandr Lemeshchuk
Kherson State University, Kherson, Ukraine
ORCID ID 0000-0002-9876-3502
olemeshchuk@ksu.ks.ua

Maksym Poltoratskyi
Kherson State University, Kherson, Ukraine
ORCID ID 0000-0001-9861-4438
mpoltoratskyi@ksu.ks.ua

Abstract. Rapid digitalization in higher education, combined with the need for universities to operate under geographically distributed and relocated conditions, highlights a crucial shift from rigid hierarchical management to flexible, decentralized systems. This paper substantiates the architecture of decentralized university management models driven by multi-agent systems and large language models (LLMs), presenting its architectural justification and functional implementation within a higher education institution. The study details theoretical foundations of utilizing multi-agent systems, orchestration protocols, Retrieval-Augmented Generation (RAG), and vector databases to optimize university workflows under conditions of limited observability and distributed IT infrastructure. The methodology rests on a two-tier multi-agent architecture, where dynamic request routing is achieved through a hierarchical orchestration model using AgentSpec formal specifications, while action consistency is maintained by a central algorithmic coordinator. Findings indicate that deploying a standalone autonomous agent for each of the university's 24 departments is inefficient due to risks of algorithmic conflicts, redundant queries to the vector knowledge base, increased LLM hallucination rates, and context window constraints. To address these limitations, a coordinated multi-agent architecture was implemented at Kherson State University. This framework consolidates operations into five core macro-agents—academic affairs, administrative management, knowledge management, educational quality assurance, and communications—managed by a Central Orchestrator routing queries, controlling access privileges, and synthesizing analytical outputs. The paper identifies key organizational and technological hurdles, focusing on maintaining high levels of trust, decision verification, and role-based access control during delegation. Finally, it outlines the roadmap for evolving this framework into a university digital twin capable of predictive modeling and automated process support. These findings offer practical value for higher education institutions deploying digital ecosystems under human resource, infrastructural, and security constraints.

Keywords: multi-agent systems; decentralized management; university digital twin; task allocation; contract net protocol; artificial intelligence in educational management**.**

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

[1] O. Spivakovsky, M. Poltoratskyi, O. Lemeshchuk, V. Denysenko, I. Karpov, and Y. Revenko, "Algorithms for using online tutoring as a tool for personalization of learning in an online educational environment," in *Inf. Commun. Technol. Educ., Res., Ind. Appl. (ICTERI 2024)*, ser. Commun. Comput. Inf. Sci., vol. 2359. Cham, Switzerland: Springer, 2025, pp. 178–193, doi: 10.1007/978-3-031-81372-6_13. (in English)

[2] O. Spirin, V. Oleksiuk, V. Osadchyi, T. Vakaliuk, and S. Semerikov, "Core components of the theoretical model for integrating artificial intelligence into educational research," *Inf. Technol. Learn. Tools*, vol. 113, no. 3, pp. 211–238, 2026, doi: 10.33407/itlt.v113i3.6707. (in Ukrainian)

[3] M. Poltoratskyi and D. Volyk, "Architecture of the enterprise artificial intelligence ecosystem at Kherson State University," Zenodo, 2026, doi: 10.5281/zenodo.21804480. (in Ukrainian)

[4] P. Lewis et al., “Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks,” in *Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst. (NeurIPS)*, vol. 33, 2020, pp. 9459–9474. (in English)
[5] T. Taipalus, “Vector database management systems: Fundamental concepts, use-cases, and current challenges,” *Cogn. Syst. Res.*, vol. 85, Art. no. 101216, 2024, doi: 10.1016/j.cogsys.2024.101216. (in English)
[6] J. J. Pan, J. Wang, and G. Li, “Survey of vector database management systems,” *VLDB J.*, vol. 33, no. 5, pp. 1591–1615, 2024, doi: 10.1007/s00778-024-00845-6. (in English)
[7] M. Wooldridge and N. R. Jennings, “Intelligent agents: Theory and practice,” *Knowl. Eng. Rev.*, vol. 10, no. 2, pp. 115–152, 1995, doi: 10.1017/S0269888900008122. (in English)
[8] T. Guo et al., “Large language model based multi-agents: A survey of progress and challenges,” in *Proc. 33rd Int. Joint Conf. Artif. Intell. (IJCAI)*, Jeju, South Korea, 2024, pp. 8048–8057, doi: 10.24963/ijcai.2024/890. (in English)
[9] X. Li, S. Wang, S. Zeng, Y. Wu, and Y. Yang, “A survey on LLM-based multi-agent systems: Workflow, infrastructure, and challenges,” *Vicinagearth*, vol. 1, Art. no. 9, 2024, doi: 10.1007/s44336-024-00009-2. (in English)
[10] L. Yue, C.-Y. Ko, P.-Y. Chen, S. Di, and S. Pan, “Building MCP-native hierarchical AI scientist ecosystems: A perspective on scaling multi-agent scientific discovery,” *Front. Artif. Intell.*, vol. 9, Art. no. 1820375, 2026, doi: 10.3389/frai.2026.1820375. (in English)
[11] G. Amirkhanova, B. Amirkhanov, A. Amirkhanov, and R. Aubakirova, “A multi-agent RAG system for generating SCORM courses from enterprise documents,” *Front. Artif. Intell.*, vol. 9, Art. no. 1834985, 2026, doi: 10.3389/frai.2026.1834985. (in English)
[12] R. G. Smith, “The contract net protocol: High-level communication and control in a distributed problem solver,” *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-29, no. 12, pp. 1104–1113, 1980, doi: 10.1109/TC.1980.1675516. (in English)
[13] Foundation for Intelligent Physical Agents, “FIPA ACL message structure specification,” FIPA, Geneva, Switzerland, Doc. SC00061G, 2002. Accessed: Oct. 19, 2026. [Online]. Available: http://www.fipa.org/specs/fipa00061/SC00061G.html (in English)
[14] S. Hong et al., “MetaGPT: Meta programming for a multi-agent collaborative framework,” in *Proc. 12th Int. Conf. Learn. Represent. (ICLR)*, Vienna, Austria, 2024. (in English)
[15] A. Fuller, Z. Fan, C. Day, and C. Barlow, “Digital twin: Enabling technologies, challenges and open research,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 108952–108971, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2998358. (in English)
[16] L. Demir, “Digital twin technology in higher education management: The case of Turkey,” *Int. Online J. Educ. Teach.*, vol. 11, no. 1, pp. 208–215, 2024. (in English)
[17] A. Zaballos, A. Briones, A. Massa, P. Centelles, and V. Caballero, “A smart campus’ digital twin for sustainable comfort monitoring,” *Sustainability*, vol. 12, no. 21, Art. no. 9196, 2020, doi: 10.3390/su12219196. (in English)
[18] X. Shen, D. J. Wagg, M. Tipuric, and M. S. Bonney, “Digital twins as self-models for intelligent structures,” *Sci. Rep.*, vol. 15, Art. no. 30327, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-14347-8. (in English)
[19] H. Xu, M. Chen, M. Wang, and J. Lu, “The impact of educational LLM agent use on teachers’ curriculum content creation: The chain mediating role of school support and teacher self-efficacy,” *Behav. Sci.*, vol. 16, no. 1, Art. no. 124, 2026, doi: 10.3390/bs16010124. (in English)
[20] B. J. Dietvorst, J. P. Simmons, and C. Massey, “Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them,” *Manage. Sci.*, vol. 64, no. 3, pp. 1155–1170, 2018, doi: 10.1287/mnsc.2016.2643. (in English)

(cc) BY-NC-SA

This work is licensed under Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.