

КОВАЛЕНКО ВОЛОДИМИР

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0000-2576-7337>e-mail: digit.vova@gmail.com**КОВАЛЮК ОЛЕГ**

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0000-0002-0718-010X>e-mail: oleh.kovalyuk@vntu.edu.ua

АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ УПРАВЛІННЯ ІНФРАСТРУКТУРОЮ ПІДПРИЄМСТВА

У статті проаналізовано можливості використання штучного інтелекту (ШІ) для автоматизації процесів управління інфраструктурою підприємства. Розглянуто ключові напрями впровадження ШІ: моніторинг ІТ-ресурсів, автоматизація технічної підтримки та інтелектуальне управління документообігом. Запропоновано алгоритм аналізу бізнес-процесів та впровадженні систем на основі ШІ. Особливу увагу приділено розгляду ШІ-агентів як учасників бізнес-процесів.

Ключові слова: Штучний інтелект, управління інфраструктурою, автоматизовані системи.

VOLODYMYR KOVALENKO**OLEH KOVALIUK**

Vinnytsia National Technical University

ANALYSIS OF THE USE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR AUTOMATE ENTERPRISE INFRASTRUCTURE MANAGEMENT PROCESSES

This paper research the application of artificial intelligence (AI) for automating enterprise infrastructure management processes. The increasing complexity of IT systems and the volume of operational data have rendered traditional monitoring and control approaches inefficient. In response, AI-driven solutions — particularly those involving machine learning (ML), deep learning (DL), and natural language processing (NLP) — have emerged as effective tools for enhancing reliability, adaptability, and operational efficiency. The study focuses on three core areas of AI integration: resource monitoring and optimization, automation of technical support, and intelligent document processing. In resource management, ML/DL algorithms outperform rule-based systems in anomaly detection, load forecasting, and fault prevention. The use of deep reinforcement learning enables adaptive resource allocation and improved fault tolerance in dynamic environments. In technical support, NLP-based chatbots can classify tickets, generate automated responses, and self-improve over time, significantly reducing mean time to resolution and enhancing user satisfaction. Intelligent document management systems, powered by neural networks and hybrid semantic-rule-based approaches, support automated classification, data extraction, and compliance checking in real time. To guide AI adoption, a structured methodology is proposed, comprising stakeholder identification, resource and data flow analysis, model selection, and staged integration. The paper introduces the concept of AI as a full-fledged participant in business processes rather than a passive tool. Within the Augmented Intelligence paradigm, AI agents and human experts collaborate—combining algorithmic precision with ethical reasoning and creativity. The practical implementation could demonstrate that AI integration leads to measurable improvements in efficiency, responsiveness, and decision quality across infrastructure-related workflows. Furthermore, it fosters a shift toward cognitive enterprise models, in which AI agents continuously learn and adapt to evolving business requirements. The findings offer a foundation for future research on human-AI collaboration, organizational transformation, and intelligent process design.

Keywords: Artificial intelligence, infrastructure management, control systems.

Стаття надійшла до редакції / Received 03.06.2025

Прийнята до друку / Accepted 26.06.2025

Вступ

Стрімкий розвиток інформаційних технологій призвів до різкого зростання складності ІТ-інфраструктури та обсягів даних, що потребують обробки. Це стимулювало появу концепції AIOps (Artificial Intelligence for IT Operations) – використання штучного інтелекту для автоматизованого управління сервісами. AIOps спирається на технології машинного навчання, аналізу великих даних та обчислювальної аналітики, щоб цілодобово здійснювати моніторинг стану систем, проактивно виявляти проблеми та оптимізувати розподіл ресурсів. На відміну від традиційних підходів, AIOps-системи здатні реагувати на інциденти в режимі реального часу без втручання людини, ефективно використовувати дані моніторингу для прогнозування навантажень і виявлення “вузьких місць” продуктивності [1]. Це дозволяє покращити використання ресурсів, зменшити кількість відмов та розвантажити персонал від рутинної діагностики, концентруючи їх увагу на складніших завданнях. Аналогічні вдосконалення торкнулися й інших процесів управління інфраструктурою підприємств.

Аналіз процесів управління інфраструктурою

Управління інфраструктурою підприємства охоплює широкий спектр технічних і організаційних процесів, пов'язаних із забезпеченням надійності, ефективності та адаптивності середовища. У контексті цифрової трансформації та зростання складності інформаційних систем особливого значення набуває здатність швидко реагувати на зміни стану інфраструктури, передбачати можливі збої та оптимізувати використання ресурсів.

Інструменти штучного інтелекту, зокрема машинне навчання, обробка природної мови та глибоке навчання, відкривають нові можливості для автоматизації ключових інфраструктурних процесів. Проведемо аналіз деяких напрямів управління інфраструктурою, які мають потенціал для інтеграції інтелектуальних технологій, зокрема: моніторинг і управління ресурсами, технічна підтримка користувачів та документообіг. Кожен із цих напрямів розглядається з урахуванням практичних кейсів, сучасних досліджень і очікуваних ефектів від впровадження ШІ.

Моніторинг і управління ресурсами IT-інфраструктури

Аналіз сучасних досліджень показує, що впровадження ШІ суттєво підвищує ефективність моніторингу та підтримання працездатності складних систем обчислювальних ресурсів. Застарілі ручні підходи на основі фіксованих правил більше не справляються з обсягами даних і динамікою сучасних мереж [2]. Натомість, алгоритми машинного навчання продемонстрували здатність надійніше виявляти аномальні ситуації і потенційні збої. Зокрема, системний аналіз лог-файлів та метричних даних за допомогою класифікаційних та кластерних моделей дозволяє автоматично діагностувати відхилення у поведінці інфраструктури. У систематичному огляді літератури (102 статті) було встановлено, що методи на основі ML/DL для аналізу системних журналів забезпечують кращу продуктивність у виявленні збоїв, ніж традиційні rule-based підходи [3]. В практичних випадках це означає більш своєчасне сповіщення про несправності та менший час простою сервісів.

Інша важлива задача – прогнозування навантаження та потреб у ресурсах. Тут сучасні роботи роблять акцент на використанні глибоких нейронних мереж для передбачення трендів використання центрального процесору (ЦП), пам'яті, пропускну здатності тощо. Наприклад, можуть бути застосовані мультиваріантні моделі на основі нейронних мереж із оптимізацією еволюційними алгоритмами, які враховують кореляцію між різними типами ресурсів (процесор, пам'ять) при прогнозуванні майбутнього навантаження [4]. Експерименти на відкритих траєкторіях навантажень дата-центрів (наприклад, Google cluster traces) демонструють, що такі прогностичні моделі перевершують традиційні алгоритми за точністю, допомагаючи уникнути як over-provisioning (надлишкового бронювання потужностей, що марнує енергію і кошти), так і under-provisioning (дефіциту ресурсів, що призводить до порушення угоди про рівень послуг та деградації продуктивності) [4].

У напрямі оптимізації розподілу ресурсів значного прогресу досягнуто завдяки методам підкріплювального навчання. Агенти, натреновані методом Deep Reinforcement Learning (DRL), можуть динамічно приймати рішення про переміщення контейнерів, масштабування сервісів або балансування навантаження між серверами. Огляд новітніх робіт з глибокого навчання з підкріпленням для хмарних обчислень відзначає, що DRL-алгоритми перевершують класичні евристичні алгоритми у складних сценаріях планування, де важко прямо оцінити ефективність рішення [5]. Зокрема, завдяки комбінації глибоких нейронних мереж із навчанням через спроби і помилки, такі системи знаходять близькі до оптимальних стратегії керування ресурсами, що веде до кращого завантаження обладнання і зниження кількості відмов або просідань продуктивності.

Автоматизація служби технічної підтримки користувачів

Сучасні організації дедалі активніше впроваджують розмовний штучний інтелект для автоматизації підтримки користувачів. Системи на основі обробки природної мови (NLP) вже демонструють здатність відповідати на стандартні запитання, реєструвати інциденти та навіть виконувати базове усунення неполадок без участі людини [7]. В огляді досліджень з NLP для обслуговування клієнтів встановлено, що найбільш поширеними рішеннями є чат-боти та системи запитання-відповідь, які застосовуються в різних галузях – від e-commerce до соціальних мереж [7]. У контексті служби технічної підтримки це проявляється у вигляді інтегрованих в helpdesk чат-ботів, здатних обробляти текстові звернення від співробітників чи клієнтів.

Одним із ключових досягнень є автоматична класифікація звернень. Машинне навчання дозволяє проаналізувати текст запиту та одразу визначити, до якої категорії проблем він належить (наприклад, мережевий збій, помилка програмного забезпечення, запит доступу тощо). Така автоматизація значно скорочує час маршрутизації тикета до потрібного спеціаліста і прискорює вирішення проблеми [6]. Зокрема, дослідники розробили модель класифікації звернень на основі градієнтного бустингу, яка навчалася на історичних даних служби підтримки. Виявилося, що врахування детального опису проблеми і коментарів користувача під час навчання моделі суттєво підвищує її точність: точність маршрутизації зросла з ~54% до понад 81% після додавання текстових полів запиту до навчальної вибірки [6]. Це означає, що більше чотирьох із п'яти звернень система автоматично направляє в правильну групу вирішення, економлячи трудовитрати операторів підтримки та час користувачів.

Крім класифікації, активно досліджується автоматичне генерування відповідей на типові запитання. Потужні мовні моделі (GPT-3/4, T5 тощо) навчаються на базах знань компанії та історії діалогів, щоб надавати користувачам готові рішення або інструкції. Такі віртуальні агенти можуть самостійно закривати значну частку стандартних запитів (наприклад, скидання паролю, надання довідкової інформації) без участі людини. Водночас науковці працюють над покращенням «емоційного інтелекту» ботів – здатністю розпізнавати тон і емоційний стан користувача та, відповідно, адаптувати стиль відповіді [7]. Це важливо для підвищення задоволеності користувачів від взаємодії з автоматизованою підтримкою.

Окремий напрям – діалогові системи із здатністю самонавчання. Використання навчання з підкріпленням дає змогу чат-ботам вдосконалювати стратегію діалогу на основі досвіду попередньої взаємодії. Наприклад, бот може отримувати позитивну «нагороду» (reward) за успішно вирішене звернення і негативну – за незадоволеного клієнта, навчаючись таким чином коригувати свої відповіді. Перші роботи в цьому напрямку вже показують, що боти, навчені офлайн-методами навчання з підкріпленням на масивах записаних діалогів, можуть досягати кращих показників успішності діалогу у порівнянні зі статично навченими моделями. Хоча повністю автономна техпідтримка поки що залишається викликом, тенденції свідчать про поступове скорочення частки запитів, що потребують звернення до людини, завдяки постійному вдосконаленню NLP-моделей та залученню ІІІ у процес ухвалення рішень служби підтримки.

Інтелектуальне управління документообігом

Великі організації стикаються з обробкою величезних масивів документів – договорів, заяв, звітів, листів – і тому сфера Intelligent Document Processing (IDP) стрімко розвивається. Дослідження показують, що впровадження інтелектуальних систем керування документами (DMS) дозволяє істотно прискорити документообіг і зменшити вплив людського фактору на помилки. Ключовим компонентом таких систем є автоматична класифікація документів. За допомогою нейронних мереж вдалося навчити системи розпізнавати тип документу за його вмістом і навіть макетом. Наприклад, у недавньому проєкті було застосовано згорткові нейронні мережі для аналізу сканованих форм: модель навчилася розпізнавати та класифікувати структурні особливості документа (макет, шаблон, характерний словник), відносячи його до потрібної категорії (наприклад, рахунок-фактура, податкова декларація, договір тощо) [8]. Після того, як документ автоматично віднесено до певного класу, система переходить до вилучення з нього конкретних даних.

Існують різні підходи до опрацювання документів. Один із підходів полягає у використанні моделей запитання-відповідь, де на вхід подається текст документу і формулюється питання (наприклад, "Яка сума рахунку?" або "Хто підписант договору?"), а модель генерує відповідь на основі контексту. Інший підхід – це налаштування правил або шаблонів (наприклад, регулярні вирази, онтології) для пошуку потрібних сутностей в документі, що може доповнювати ML-підходи. Подібна гібридна методика була продемонстрована у [9] для обробки рахунків-фактур, що дозволило досягти високої точності класифікації й вилучення даних. Сучасні інтелектуальні DMS часто комбінують статистичні та семантичні методи: спочатку витягуються сирі дані нейромережевими моделями, потім ці дані структуруються у вигляді RDF-триплетів чи інших форматів знань, і на завершення застосовуються механізми логічного виведення для перевірки повноти та узгодженості інформації за бізнес-правилами.

Як приклад, у 2024 році було представлено комплексну систему для автоматизації податкового документообігу, що поєднує декілька технологій ІІІ [8]. Вона будує онтологію предметної області, класифікує вхідні документи (податкові декларації, квитанції тощо), витягує ключові показники з кожного документа, перетворює їх у семантичний формат (RDF) і пропускає через механізм логічних правил для перевірки відповідності податковим нормам. Це рішення було випробувано на реальних задачах підготовки податкових декларацій і продемонструвало високу ефективність: автоматизація прискорила обробку документів та забезпечила дотримання формальних вимог [8]. Отримані результати підтверджують, що інтеграція алгоритмів ІІІ (NLP, знання, логіка) дає змогу DMS-системам не лише архівувати документи, а й «розуміти» їх зміст і контекст.

Загалом, завдяки ІІІ стало можливим маршрутизувати документи без участі людини: система аналізує зміст і на основі попереднього навчання пропонує, кому адресувати документ або який наступний крок у процесі потрібен (затвердження, редагування, інформування іншого відділу). Деякі дослідження зосереджені на прогнозуванні шляху проходження документа у великих організаціях. Так, моделі на основі історичних даних документообігу можуть передбачити, скільки етапів затвердження знадобиться певному типу документу і де можливі затримки, що дозволяє проактивно оптимізувати процес. Хоча ця галузь ще формується, уже ясно, що інтелектуальні системи документообігу здатні істотно скоротити час обробки паперів, підвищити точність заповнення та забезпечити прозорість виконання регламентів.

Враховуючи значну кількість процесів підприємств та їх відмінності, постає задача розробки методики їх аналізу та впровадження ІІІ для автоматизації цих процесів.

Алгоритм аналізу бізнес-процесів та впровадження ІІІ

Для успішної інтеграції штучного інтелекту в автоматизацію бізнес-процесів ІТ-інфраструктури запропоновано алгоритм, який забезпечує структурований підхід до аналізу процесів підприємств та механізмів впровадження елементів штучного інтелекту. Алгоритм складається з таких кроків:

- **Ідентифікація учасників бізнес-процесу**
 - Визначаються ключові ролі та особи, які приймають участь в кожному процесі.
 - Проводиться аналіз їхніх функцій та завдань для визначення потенціалу автоматизації.
- **Аналіз ресурсів**
 - Оцінюється поточний стан технічних ресурсів інфраструктури, що використовуються в процесах.
 - Визначаються вузькі місця (bottlenecks) та резерви для оптимізації за допомогою штучного інтелекту.
- **Аналіз потоків даних**
 - Виявляються та аналізуються дані, які генеруються в процесах, оцінюється їх якість, обсяги та швидкість оновлення.

- Визначається можливість використання цих даних для моделей машинного навчання.
 - **Вибір моделей і алгоритмів ШІ**
 - На основі аналізу даних та завдань процесу вибираються відповідні моделі (нейромережі глибокого навчання, NLP-алгоритми, навчання з підкріпленням тощо).
 - Проводиться порівняльний аналіз ефективності різних підходів.
 - **Тестування і впровадження**
 - 1.1 Виконується тестування вибраних моделей на історичних та реальних даних з метою оцінки їх продуктивності та точності.
 - 1.2 На основі отриманих результатів здійснюється інтеграція ШІ-рішень у бізнес-процеси.
- Таким чином, використання запропонованого підходу дозволить проаналізувати бізнес-процес та автоматизувати його з використанням підсистем штучного інтелекту.
- Очікувані результати впровадження технологій штучного інтелекту для розглянутих вище процесів наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Задачі процесів підприємств і очікувані результати

Процес	Задачі	Очікувані результати впровадження ШІ
Моніторинг та управління ресурсами IT-інфраструктури	• виявлення аномалій у роботі інфраструктури на основі аналізу логів і метрик; • прогнозування навантаження на ресурси (CPU, RAM, мережа) з використанням часових рядів; • оптимізація розподілу ресурсів із застосуванням методів навчання з підкріпленням; • забезпечення проактивного реагування на потенційні збої та зниження простоїв.	• зниження кількості інцидентів завдяки автоматичному виявленню відхилень у роботі; • підвищення точності прогнозування ресурсних потреб, уникнення браку ресурсів; • поліпшення завантаження інфраструктури і зменшення втрат продуктивності; • скорочення витрат на обслуговування завдяки автоматизації аналітики.
Автоматизація служби технічної підтримки	• автоматична класифікація та маршрутизація запитів користувачів; • генерація відповідей на стандартні запитання користувачів у режимі реального часу; • створення чат-ботів, здатних до навчання на історії взаємодій; • скорочення часу обробки звернень і зниження навантаження на операторів.	• підвищення швидкості й точності реагування на звернення; • зменшення середнього часу вирішення інциденту (Mean Time To Resolution); • зростання рівня задоволеності користувачів; • створення умов для безперервного вдосконалення систем підтримки завдяки самонавчанню.
Інтелектуальне управління документообігом	• автоматична класифікація вхідних документів за структурою й змістом; • отримання ключової інформації з документів (імен, дат, сум, реквізитів тощо); • маршрутизація документів до відповідальних осіб чи підрозділів; • перевірка документів на відповідність внутрішнім політикам та регламентам.	• зменшення витрат часу на обробку документів; • мінімізація помилок, пов'язаних із людським фактором; • підвищення точності й швидкості прийняття рішень; • забезпечення прозорості документообігу та його відповідності нормативним вимогам.

Штучний інтелект як учасник бізнес-процесів підприємства

У сучасних умовах цифрової трансформації спостерігаються фундаментальні зміни в організації бізнес-процесів підприємств. Основою цих змін стає розуміння штучного інтелекту не просто як технології автоматизації, а як повноцінного учасника бізнес-процесів, який взаємодіє з людьми, приймає рішення і несе

відповідальність за певні ділянки роботи [10]. Цей підхід значно змінює парадигму управління підприємством, трансформуючи як самі процеси, так і роль людини в них.

Традиційно бізнес-процеси підприємства розглядалися як послідовність дій, що виконуються людьми з використанням певних інструментів. З появою систем штучного інтелекту модель учасників процесу змінюється. ШІ-агент – інтелектуальна система, яка автономно виконує визначені функції, аналізує дані та приймає рішення в межах своєї компетенції.

Ця трансформація передбачає перегляд організаційної структури підприємства з урахуванням нової реальності, де частина процесів відбувається у взаємодії між людьми та системами ШІ, а частина – повністю автономно за участі лише ШІ-агентів.

Для успішної інтеграції ШІ як учасника бізнес-процесів пропонується застосовувати так звану модель "об'єднаного інтелекту" (Augmented Intelligence), де поєднуються сильні сторони як людини, так і ШІ:

1. Розподіл відповідальності на основі компетенцій:

- ШІ-агенти відповідають за обробку великих обсягів даних, виявлення шаблонів, рутинних операцій, що вимагають точності та швидкості;
- Людина відповідає за прийняття рішень, що вимагають етичної оцінки, креативності, емоційного інтелекту та розуміння широкого соціального контексту.

2. Взаємне доповнення та контроль:

- ШІ надає людині аналітичну підтримку, розширюючи її когнітивні можливості;
- Людина забезпечує нагляд за роботою ШІ, коригує потенційні помилки та направляє його розвиток.

3. Еволюційне навчання:

- ШІ-агенти постійно навчаються на основі прикладів взаємодії з людьми та накопиченого досвіду;
- Люди-куратори забезпечують якість навчальних даних та запобігають дрейфу моделей.

4. Прозорість:

- ШІ-агенти проєктуються з можливістю пояснювати свої рішення та рекомендації;
- Людина зберігає можливість перевірити та зрозуміти логіку прийняття рішень ШІ.

Перевагами врахування ШІ підсистем як повноцінних учасників бізнес-процесів дозволить покращити основні характеристики роботи підприємств:

- Підвищення якості та швидкості прийняття рішень завдяки поєднанню потужних аналітичних здібностей ШІ з інтуїцією та досвідом людини, що забезпечує більш збалансований підхід до вирішення складних проблем.
- Значне покращення ключових показників ефективності в усіх розглянутих процесах.
- Збільшення адаптивності організації до змін через постійне самонавчання ШІ-агентів на основі нових даних та взаємодій, що дозволяє швидше реагувати на нові виклики та можливості.
- Формування нової організаційної культури, де ШІ та люди є партнерами, що доповнюють можливості один одного, а не конкурентами за робочі місця.

Розглянемо використання запропонованого підходу до одного із проаналізованих вище процесів.

ШІ в автоматизації служби технічної підтримки

Інтеграція ШІ в процеси служби підтримки створює новий тип взаємодії з користувачами, де інтелектуальні агенти виступають як повноцінні учасники процесу. Вказані зміни відображені в таблиці 2.

Таблиця 2

Зміна ролей учасників служби технічної підтримки

Роль	Традиційна модель	Трансформована модель
Фахівець підтримки першої лінії	Прийом та класифікація запитів, надання базових інструкцій, ескалація складних проблем	Супервізія роботи ШІ-асистентів, вирішення нестандартних запитів, навчання ШІ на прикладах
Фахівець другої лінії	Вирішення технічних проблем середньої складності	Експертне консультування щодо комплексних проблем, удосконалення бази знань для ШІ
ШІ-асистент підтримки	Первинна взаємодія з користувачами, обмежений пошук відповідей в питаннях, що часто задаються.	Первинна взаємодія з користувачами, класифікація запитів, автоматичне вирішення типових проблем використовуючи базу знань
ШІ-аналітик знань	Не використовується	Аналіз історії інцидентів, виявлення шаблонів проблем, створення нових рішень для бази знань

Сам процес обробки звернень від користувачів трансформується у багаторівневу систему, де:

1. ШІ-асистент є первинною точкою контакту, що працює цілодобово і здатний миттєво обробляти запити користувачів. Він розпізнає намір користувача, класифікує проблему та:
 - для типових запитів (скидання паролю, налаштування доступу, інструкції з використання) надає повне рішення без участі людини;
 - для складніших проблем збирає діагностичну інформацію, пропонує початкові кроки вирішення та при необхідності передає справу людині-фахівцю з усім контекстом взаємодії.
2. ШІ-аналітик знань безперервно аналізує всі звернення, виявляє закономірності та пропонує нові рішення для включення в базу знань. Це дозволяє постійно підвищувати рівень автоматизації та скорочувати кількість запитів, що потребують втручання людини.

Фахівці підтримки в цій моделі зосереджуються на вирішенні унікальних проблем, забезпеченні якості роботи ШІ-асистентів та розвитку бази знань організації. UML-діаграма діяльності процесу обробки звернень користувачів за участі ШІ показана на рис. 1.

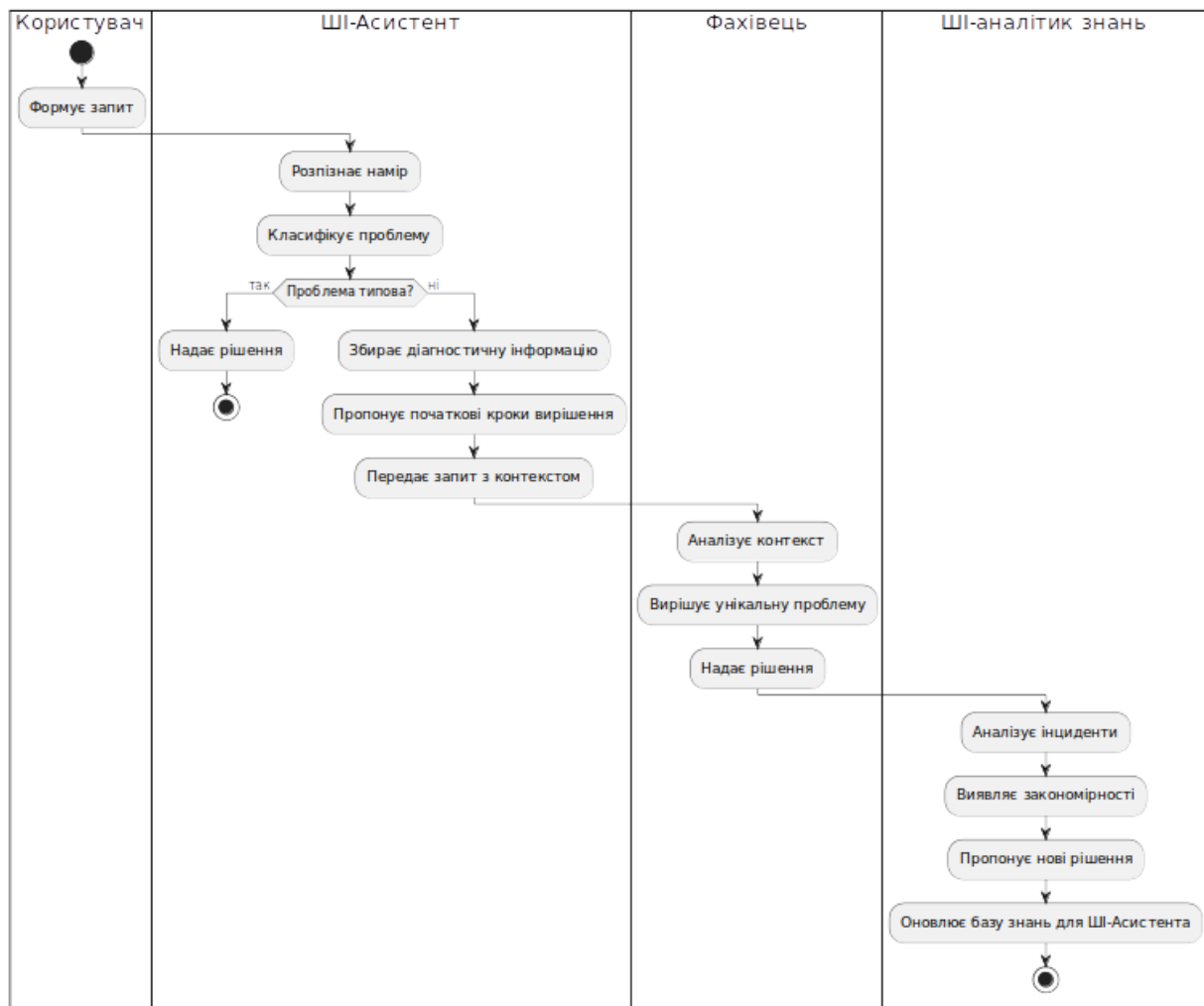


Рис. 1 UML-діаграма діяльності обробки звернень користувачів

Ця модель демонструє нову парадигму взаємодії між користувачем, ШІ-асистентом і фахівцями підтримки, де кожен учасник виконує функції відповідно до своїх компетенцій. Завдяки такій структурі забезпечується безперервне вдосконалення сервісу, скорочення часу обробки запитів та підвищення якості обслуговування.

Висновки

На основі проведеного аналізу можна стверджувати, що з 2019 року відбувся якісний стрибок у застосуванні штучного інтелекту для автоматизації різноманітних бізнес-процесів організації. У трьох розглянутих сферах – управлінні інфраструктурою, технічній підтримці та документообігу – впровадження методів штучного інтелекту та машинного навчання продемонструвало покращення ключових показників. Разом з тим існує велика кількість процесів, аналіз яких потребує уніфікованого підходу. З цією метою, запропоновано алгоритм, який забезпечує комплексний підхід до аналізу і впровадження технологій штучного інтелекту, гарантуючи ефективність і релевантність впроваджених рішень для конкретних бізнес-процесів.

Проведене дослідження дозволяє зробити висновок, про перехід від парадигми "штучний інтелект як інструмент автоматизації" до парадигми "штучний інтелект як повноцінний учасник бізнес-процесів". Ця еволюція призводить до необхідності розгляду таких питань:

- Перепроекування бізнес-процесів з урахуванням можливостей ШІ як активного учасника;
- Розробку нових метрик ефективності, які враховують специфіку взаємодії людини та ШІ;
- Створення програм навчання персоналу для роботи з ШІ-системами як із колегами;
- Впровадження принципів "об'єднаного інтелекту" (Augmented Intelligence), де поєднуються сильні сторони як людини, так і ШІ.

Зазначені задачі є подальшим предметом досліджень інтеграції штучного інтелекту в процеси управління інфраструктурою підприємства.

Література

1. Notaro P. A Survey of AIOps Methods for Failure Management [Електронний ресурс] / Paolo Notaro, Jorge Cardoso, Michael Gerndt // ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology. – 2021. – Т. 12, № 6. – С. 1–45. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1145/3483424>.
2. Artificial intelligence advances in anomaly detection for telecom networks [Електронний ресурс] / Enerst Edozie [та ін.] // Artificial Intelligence Review. – 2025. – Т. 58, № 4. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11108-x>.
3. Bhanage D. A. IT Infrastructure Anomaly Detection and Failure Handling: A Systematic Literature Review Focusing on Datasets, Log Preprocessing, Machine & Deep Learning Approaches and Automated Tool [Електронний ресурс] / Deepali Arun Bhanage, Ambika Vishal Pawar, Ketan Kotecha // IEEE Access. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3128283>.
4. A Resource Utilization Prediction Model for Cloud Data Centers Using Evolutionary Algorithms and Machine Learning Techniques [Електронний ресурс] / Sania Malik [та ін.] // Applied Sciences. – 2022. – Т. 12, № 4. – С. 2160. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/app12042160>.
5. Deep reinforcement learning-based methods for resource scheduling in cloud computing: a review and future directions [Електронний ресурс] / Guangyao Zhou [та ін.] // Artificial Intelligence Review. – 2024. – Т. 57, № 5. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10756-9>.
6. Al-Hawari F. A machine learning based help desk system for IT service management [Електронний ресурс] / Feras Al-Hawari, Hala Barham // Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences. – 2019. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.04.001>.
7. Natural Language Processing in Customer Service: A Systematic Review. [Електронний ресурс] / Malak Mashaabi [та ін.] // Proc. Int. Conf. ICT (arXiv:2212.09523) – 2022. – Режим доступу: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.09523>.
8. Streamlining Tax and Administrative Document Management with AI-Powered Intelligent Document Management System [Електронний ресурс] / Giovanna Di Marzo Serugendo [та ін.] // Information. – 2024. – Т. 15, № 8. – С. 461. – Режим доступу: <https://doi.org/10.3390/info15080461>.
9. AI-based Integrated Approach for the Development of Intelligent Document Management System (IDMS) [Електронний ресурс] / Mrinal Pandey [та ін.] // Procedia Computer Science. – 2023. – Т. 230. – С. 725–736. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.127>.
10. Akinagbe O. B. Human-AI Collaboration: Enhancing Productivity and Decision-Making [Електронний ресурс] / Olayiwola Blessing Akinagbe // International Journal of Education, Management, and Technology. – 2024. – Т. 2, № 3. – С. 387–417. – Режим доступу: <https://doi.org/10.58578/ijemt.v2i3.4209>.
11. Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy [Електронний ресурс] / Yogesh K. Dwivedi [та ін.] // International Journal of Information Management. – 2019. – С. 101994. – Режим доступу: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>.