



MODERN TEACHING TECHNOLOGIES СУЧАСНІ ПЕДАГОГІЧНІ ТЕХНОЛОГІЇ

UDC 004.94:004.822:37.091.3:372.8
DOI 10.35433/pedagogy.2(121).2025.21

INTEGRATION OF A DIGITAL CHATBOT INTO PROFESSIONAL ACTIVITIES: PEDAGOGICAL POTENTIAL, DESIGN AND DEVELOPMENT TRENDS

M. O. Kovalchuk*

This article explores the pedagogical potential of integrating a digital chatbot into an educational environment using adaptive and cognitively oriented approaches. The proposed model combines mathematical modeling techniques, reinforcement learning algorithms (Q-learning), and principles of instructional design to create a digital tutor capable of dynamic interaction with the learner. The system architecture is based on four key modules: a user state analyzer, a task generator, a reinforcement module, and a dialogue manager.

Particular attention is paid to modeling the user's knowledge growth function $EXP(t)$ using stochastic differential equations that take into account learning efficiency, response time, number of errors, and random disturbances. The use of a stochastic task selection mechanism enhances pedagogical variability and supports learner motivation.

The model is implemented as a simulation-based educational game that allows for real-time tracking of cognitive dynamics. Simulation results confirm that the system can adapt to different learner profiles, ensuring a personalized learning trajectory and stable knowledge acquisition even under conditions of fluctuating learning effectiveness.

By combining formal mathematical representations with well-designed functional and pedagogical architecture, the proposed model can be viewed as a promising tool for the digital transformation of education.

Keywords: chatbot, adaptive learning, pedagogical agents, machine learning, Q-learning, gamification, digital technologies, personalized learning, mathematical modeling, educational environment, design.

ІНТЕГРАЦІЯ ЦИФРОВОГО ЧАТ-БОТА У ПРОФЕСІЙНУ ДІЯЛЬНІСТЬ: ПЕДАГОГІЧНИЙ ПОТЕНЦІАЛ, ДИЗАЙН ТА ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ

М. О. Ковальчук

У статті досліджено педагогічний потенціал інтеграції цифрового чат-бота в навчальне середовище з урахуванням адаптивного та когнітивно орієнтованого підходів. Запропонована

* Candidate of Pedagogical Sciences (PhD in Pedagogy), Associate Professor, Head of the Department (Polissia National University, Zhytomyr, Ukraine)
synyhka@gmail.com
ORCID: 0000-0001-5851-6892

модель поєднує методи математичного моделювання, алгоритми підкріплювального навчання (Q-learning) та принципи педагогічного дизайну для побудови цифрового тьютора, здатного до динамічної взаємодії з користувачем. Архітектура системи базується на чотирьох модулях: аналізаторі стану користувача, генераторі завдань, підкріплювальному модулі та діалоговому менеджері.

Особливу увагу приділено моделюванню зміни рівня знань користувача $EXP(t)$ за допомогою стохастичних диференціальних рівнянь, що враховують фактори ефективності, часу відповіді, кількості помилок та випадкових збурень. Застосування стохастичного механізму вибору завдань сприяє педагогічній варіативності та підтримці мотивації.

Модель реалізовано у вигляді симулятивної комп'ютерної гри з можливістю оцінки когнітивної динаміки студента в реальному часі. Результати моделювання підтверджують, що система здатна адаптуватися до різних профілів користувачів, забезпечуючи персоналізовану траєкторію навчання та стабільне зростання знань навіть за умов нестабільної ефективності.

Поєднання математичних формалізацій із продуманим функціональним і педагогічним дизайном дозволяє розглядати запропоновану модель як перспективний інструмент цифрової трансформації освіти.

Ключові слова: чат-бот, адаптивне навчання, педагогічні агенти, машинне навчання, Q-learning, гейміфікація, цифрові технології, персоналізація навчання, математичне моделювання, освітнє середовище, дизайн.

Introduction of the issue. The rapid advancement of digital technologies and the growing demand for individualization in the educational process necessitate the development of new pedagogical tools capable of responding flexibly to learners' needs. In the context of digital transformation, particular attention is drawn to software agents-chatbots that simulate dialogic interaction and are increasingly integrated into educational environments.

A review of recent literature confirms the widespread implementation of chatbots in e-learning systems and massive open online courses (MOOCs), where they are used to provide instant feedback and reduce cognitive load [2]. Notably, chatbots have shown a positive impact on engaging students with low academic motivation [1; 9].

Within the framework of personalized learning, adaptive educational technologies are gaining increasing importance-these include intelligent tutoring systems [5], learning recommendation engines [7], and adaptive content platforms. However, in most existing systems, adaptation is limited to adjusting the difficulty of educational materials, without accounting for the complex dynamics of interaction between the learner and the system. Furthermore, linguistic interaction as a deeper means of learner engagement often

Постановка проблеми. Стрімкий розвиток цифрових технологій та зростаючі вимоги до індивідуалізації освітнього процесу зумовлюють необхідність створення нових педагогічних інструментів, здатних забезпечити гнучке реагування на потреби здобувачів освіти. В умовах цифрової трансформації особливої актуальності набувають програмні агенти – чат-боти, які моделюють діалогову взаємодію та дедалі активніше інтегруються в освітнє середовище.

Аналіз сучасної літератури свідчить про широке впровадження чат-ботів у системи електронного навчання (e-learning) та масові відкриті онлайн-курси (MOOC), де вони використовуються для надання миттєвого зворотного зв'язку та зниження когнітивного навантаження [2]. Зокрема, зафіксовано позитивний вплив чат-ботів на залучення до навчального процесу студентів із низькою академічною мотивацією [1; 9].

У контексті персоналізованого навчання все більшого значення набувають адаптивні освітні технології, серед яких інтелектуальні тьютори [5], системи навчальних рекомендацій [7] та адаптивні платформи. Однак у більшості з них адаптація обмежується регулюванням складності навчального матеріалу, без урахування комплексної динаміки взаємодії між студентом і системою. Водночас мовна взаємодія як

remains underutilized by developers of such platforms.

Gamified learning environments represent another niche, demonstrating increased student motivation and engagement [3]. Nevertheless, the integration of game-based mechanics with intelligent conversational agents remains underdeveloped. Equally significant is the application of mathematical modeling in educational processes: cognitive models enable prediction of learner actions, thus supporting the optimization of adaptive strategies [10; 11]. Yet, most current chatbot implementations lack formal approaches to user behavior modeling through differential equations, stochastic processes, or reinforcement learning algorithms.

Despite advancements in artificial intelligence, the majority of existing educational chatbots rely on pre-scripted logic with limited natural language processing capabilities. Such designs hinder deep adaptation to individual learning trajectories. The behavioral models of these bots are often built empirically, leading to inconsistent feedback, uneven task distribution, and a lack of transparent adaptation mechanisms.

Another unresolved issue is the absence of multiparametric adaptive feedback that reflects the complex dynamics of learning. Only by combining stochastic models, differential equations, and reinforcement learning algorithms is it possible to simulate authentic interaction approximating natural knowledge acquisition processes.

Therefore, the integration of adaptive chatbots into learning environments calls for a rethinking of the methodological foundations of their design. A particularly promising direction is the development of a mathematically grounded model of a pedagogical agent operating in a dynamic, gamified learning context. Such a model should account for individual learner characteristics, simulate realistic system behavior, and implement intelligent interaction strategies through mechanisms of adaptation and reinforcement.

засіб глибшого занурення в навчання часто залишається поза увагою розробників таких систем.

Окрему нішу займають гейміфіковані освітні середовища, які сприяють підвищенню мотивації та залученості студентів [3]. Проте поєднання ігрових елементів із інтелектуальними діалоговими агентами все ще залишається обмеженим. Не менш важливим є використання математичного моделювання в освітньому процесі: когнітивні моделі дозволяють прогнозувати дії студента, сприяючи оптимізації адаптації контенту [10; 11]. Проте в сучасних реалізаціях чат-ботів бракує формальних підходів до опису поведінки користувача через системи диференціальних рівнянь, стохастичні процеси чи алгоритми підкріплювального навчання.

Попри досягнення в галузі штучного інтелекту, більшість існуючих освітніх чат-ботів базуються на сценаріях із заздалегідь визначеною логікою та обмеженою обробкою природної мови. Така побудова унеможливає глибоку адаптацію до індивідуальних освітніх траєкторій. Поведінкові моделі ботів часто формуються емпірично, що призводить до непослідовного зворотного зв'язку, нерівномірного розподілу завдань і відсутності прозорих механізмів навчальної адаптації.

Ще однією невирішеною проблемою є відсутність багатопараметричного адаптивного зворотного зв'язку, який би відображав складну динаміку навчання. Лише поєднання стохастичних моделей, диференціальних рівнянь і алгоритмів підкріплювального навчання дозволяє змоделювати автентичну взаємодію, наближену до природного процесу засвоєння знань.

Отже, інтеграція адаптивних чат-ботів у навчальне середовище вимагає переосмислення методологічних основ їх проектування. Особливо перспективним напрямом є створення математично обґрунтованої моделі педагогічного агента, який функціонує в умовах динамічного навчального середовища з гейміфікованими елементами. Така модель повинна враховувати індивідуальні характеристики здобувача освіти, забезпечувати реалістичну поведінку системи та реалізовувати

Aim of the research. The aim of this article is to develop and analyze an adaptive chatbot model functioning as a pedagogical agent within a computer-based educational game using methods of mathematical modeling and machine learning algorithms.

Current state of the issue. Recent studies in the field of digital educational technologies indicate a growing interest in the use of chatbots as tools to support learning. In particular, the works of R. Winkler and M. Söllner [1], as well as W. Holmes, M. Bialik, and C. Fadel [2], justify the effectiveness of chatbots in reducing cognitive load, increasing learner engagement, and providing continuous feedback in educational environments. The integration of chatbots in Massive Open Online Courses (MOOCs) also demonstrates their effectiveness in facilitating independent learning in complex disciplines, especially in STEM fields [11].

In parallel with the development of chatbots, there has been active research into adaptive learning systems such as intelligent tutoring systems, recommender systems, and adaptive hypermedia environments. These technologies are focused on personalizing content based on an analysis of learners' performance. For instance, C. Romero et al. [12] emphasize the importance of using learning analytics, artificial neural networks, and big data to construct dynamic models of the learning process. However, the integration of such technologies with conversational interfaces remains limited.

Another major focus in modern educational strategies is gamification, which has proven effective in enhancing learner motivation and engagement. As shown in the study by J. Plass, B. Homer, and C. Kinzer [3], game-based elements — such as levels, scoring systems, and dynamic feedback mechanisms — help maintain attention and increase interest in learning. These findings were further supported by K. Matsumoto and Y. Kim [13], who analyzed the effectiveness of combining gamification with adaptive chatbots in language learning. The

інтелектуальні стратегії взаємодії через механізми адаптації та підкріплення.

Метою статті є розробка й аналіз адаптивної моделі чат-бота як педагогічного агента в комп'ютерній навчальній грі з використанням методів математичного моделювання та алгоритмів машинного навчання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження у сфері цифрових освітніх технологій засвідчують зростаючий інтерес до використання чат-ботів як засобу підтримки навчального процесу. Зокрема, у працях R. Winkler і M. Söllner [1], а також W. Holmes, M. Bialik і C. Fadel [2] обґрунтовано ефективність чат-ботів у зниженні когнітивного навантаження, підвищенні залученості та забезпеченні постійного зворотного зв'язку в освітньому середовищі. Досвід впровадження чат-ботів у масові відкриті онлайн-курси (МООС) також засвідчує їхню результативність у самостійному вивченні складних дисциплін, зокрема у сфері STEM [11].

Паралельно з розвитком чат-ботів відбувається інтенсивне дослідження систем адаптивного навчання, таких як інтелектуальні тьютори, рекомендуючі системи та адаптивні гіпермедійні середовища. Ці технології орієнтовані на персоналізацію контенту на основі аналізу результатів навчальної діяльності користувача. Наприклад, у роботі C. Romero et al. [12] наголошено на важливості використання навчальної аналітики, штучних нейронних мереж і великих даних для побудови динамічних моделей навчального процесу. Водночас слід зазначити, що інтеграція таких технологій із чат-інтерфейсами наразі залишається обмеженою.

Значну увагу в сучасних підходах до навчання також приділено гейміфікації, яка довела свою ефективність у підвищенні мотивації та залученості здобувачів освіти. Як зазначено у дослідженні J. Plass, B. Homer і C. Kinzer [3], ігрові елементи – рівні, система балів, механізми динамічного зворотного зв'язку – сприяють підвищенню уваги та зацікавленості в освітньому процесі. Подальші результати були підтверджені в роботі K. Matsumoto і Y. Kim [13], де проаналізовано ефективність інтеграції гейміфікованого підходу та адаптивного чат-бота у вивченні іноземних мов.

authors concluded that this integration contributes to sustained motivation and cognitive focus.

Despite progress in the fields of gamification and adaptive learning, mathematical modeling of the dynamics of learning processes and user behavior remains insufficiently integrated into the development of educational chatbots. While reinforcement learning algorithms such as Q-learning are widely used in gaming agents and robotics, they are rarely applied in digital pedagogy contexts. This research aims to bridge that gap by combining mathematical and stochastic models with intelligent adaptation technologies.

Research Objective. The objective of this study is to develop, mathematically justify, and experimentally validate a conceptual model of a pedagogical chatbot functioning in an interactive gamified learning environment. The chatbot is conceptualized as a dynamic learning agent capable of adapting the complexity of learning tasks, adjusting interaction strategies, and generating personalized support based on the individual learner profile.

A distinctive feature of the proposed approach is the use of differential equation systems to model knowledge acquisition processes, stochastic processes to account for individual variability and unpredictable behavior changes, and reinforcement learning algorithms (Q-learning) to optimize pedagogical influence.

Thus, the study seeks to integrate formal models of learning process dynamics with modern digital technologies in order to build an intelligent and personalized educational tool. Special attention is given to the pedagogical advantages of such a model, including flexible adaptation to individual learning styles, motivation support, enhancement of feedback effectiveness, and real-time interaction design.

Results and discussion. To implement an adaptive learning approach, a conceptual model of a chatbot was developed that operates within a simulated educational environment

Автори зазначають, що така комбінація сприяє підтриманню навчальної мотивації та концентрації.

Незважаючи на прогрес у сфері гейміфікації та адаптивного навчання, математичне моделювання динаміки навчального процесу, а також поведінки користувача залишається недостатньо інтегрованим у розробку освітніх чат-ботів. Застосування алгоритмів підкріплювального навчання, зокрема Q-learning, хоча й активно використовується в ігрових агентних системах та робототехніці, рідко адаптується до контексту цифрової педагогіки. Саме цю прогалину частково прагне заповнити запропоноване в даній статті дослідження, в якому математичні та стохастичні моделі поєднано з технологіями інтелектуальної адаптації.

Мета дослідження. Метою дослідження є розроблення, математичне обґрунтування та експериментальна перевірка концептуальної моделі педагогічного чат-бота, який функціонує в інтерактивному навчальному середовищі з гейміфікованими елементами. Чат-бот виступає як динамічний навчальний агент, що здатен адаптувати складність навчальних завдань, змінювати стратегії взаємодії та генерувати підтримку на основі індивідуального профілю здобувача освіти. Особливістю запропонованого підходу є використання систем диференціальних рівнянь для моделювання процесів засвоєння знань, стохастичних процесів для врахування індивідуальних відмінностей та непередбачуваних змін у поведінці користувача, а також алгоритмів підкріплювального навчання (Q-learning) для оптимізації педагогічного впливу.

Таким чином, дослідження спрямоване на інтеграцію формальних моделей динаміки навчального процесу з сучасними цифровими технологіями з метою створення інтелектуального та персоналізованого освітнього інструмента. Особлива увага приділяється педагогічним перевагам такого підходу, зокрема: гнучкій адаптації до індивідуального стилю навчання, підтримці мотивації, підвищенню ефективності зворотного зв'язку та вдосконаленню інтерфейсу взаємодії на основі реального часу.

enriched with gamified elements. The model emulates the behavior of a digital tutor capable of real-time adaptation to the individual characteristics of a student. A key feature of the proposed solution lies in the integration of mathematical modeling of the learning process with reinforcement learning mechanisms, allowing for automatic optimization of content delivery strategies based on user performance. The model was implemented as a scenario-based educational computer game, which enabled experimental validation of the functionality and interactions of the system's core components.

The main objectives of the modeling process were to assess the chatbot's ability to: dynamically adjust the difficulty of educational content; adapt its interaction strategy based on individual user profiles; effectively apply reinforcement learning (Q-learning) to optimize pedagogical impact; respond to stochastic factors inherent in real-world educational processes (e.g., fatigue, loss of concentration, random errors).

The implementation took the form of a functional prototype developed in Unity, with a mathematical core executed in Python. This architecture allowed for the simulation of learning sessions and visualization of the user's knowledge level (*EXP*) over time. The experiment utilized the following types of data: synthetic student profiles with three levels of initial learning efficiency (high, medium, low), defined by parameters η , r , and ε ; system variables including $EXP(t)$, $a(t)$, $\eta(t)$, $L(t)$, $Q(s,a)$, and Brownian noise as a stochastic component; simulation scenarios comprising three distinct *EXP* growth trajectories under different learning conditions, enabling evaluation of system stability, progress speed, and adaptivity.

During the development of the experimental chatbot model, four functionally interconnected modules were identified, forming the architectural foundation of the adaptive system. Each module performs clearly defined tasks and collectively supports a closed-loop cycle of user interaction monitoring, data

Виклад основного матеріалу. З метою реалізації адаптивного підходу до навчання було розроблено концептуальну модель чат-бота, який функціонує в умовах симульованого освітнього середовища з гейміфікованими елементами. Модель імітує поведінку цифрового тьютора, здатного адаптуватися до індивідуальних характеристик студента в режимі реального часу. Основною особливістю запропонованого рішення є поєднання математичного моделювання навчального процесу із механізмами підкріплювального навчання, що дозволяє автоматично оптимізувати стратегії подання матеріалу залежно від успішності користувача. Реалізація моделі мала форму комп'ютерної гри з елементами сценарного навчання, що дозволило експериментально перевірити функціонування окремих компонентів системи та їхню взаємодію.

Основною метою моделювання було перевірити здатність чат-бота: динамічно змінювати складність навчального контенту; коригувати свою стратегію взаємодії на основі індивідуальних характеристик користувача; ефективно використовувати підкріплювальне навчання (Q-learning) для оптимізації педагогічного впливу; реагувати на стохастичні фактори, властиві реальному освітньому процесу (наприклад, втома, втрати концентрації, випадкові помилки).

Форма реалізації була обрана у вигляді прототипу на Unity з математичним ядром на Python, який дозволяє симулювати навчальні сесії та візуалізувати зміни рівня знань (*EXP*) у часі. В експерименті були використані наступні типи даних: умовні профілі студентів з трьома рівнями початкової ефективності (високий, середній, низький), які задавались параметрами η, r, ε ; змінні моделі ($EXP(t), a(t), \eta(t), L(t), Q(s, a)$, включно з броунівським шумом як стохастичним фактором); сценарії моделювання (три послідовності зростання *EXP* за різних параметрів навчання, що дозволили оцінити стабільність, швидкість прогресу й адаптивність системи).

У процесі реалізації експериментальної моделі чат-бота було виділено чотири функціонально взаємопов'язані модулі, що утворюють архітектурну основу адаптивної системи. Кожен з них виконує

processing, and content adaptation. The system includes:

1. *User State Analyzer* – performs real-time monitoring of the student's learning activity. Among the tracked parameters are response accuracy, reaction time, number of hints used, and error frequency. The collected data are aggregated into a comprehensive user profile $s(t) \in S$, which reflects the learner's current cognitive state. This module functions as the system's sensory input, providing the informational basis for decision-making by other components.

2. *Task Generator* – generates learning tasks with an appropriate difficulty level $\alpha(t) \in R^+$, which is determined based on the learner's current performance efficiency $\eta(t)$. The difficulty level is calculated using the differential equation:

$\frac{d\alpha}{dt} = k1(\eta(t) - \theta)$, where θ – represents the threshold level of efficiency corresponding to optimal cognitive load. Thus, this module ensures gradual progression or simplification of learning content in accordance with the user's individual learning dynamics.

3. *Reinforcement Module* – implemented using the Q-learning algorithm, this component serves as the adaptive learning core. It interprets the learning process as a Markov decision process (MDP), in which the agent (chatbot) seeks to maximize expected cumulative reward by updating the Q-function:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[R + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)], \quad (1.1)$$

where R – is the feedback (reward), γ – is the discount factor, and α – is the learning rate. This module enables the chatbot to adjust its pedagogical interaction strategy based on user feedback and the history of previous decisions.

4. *Dialogue Manager* – responsible for the verbal interaction between the chatbot and the learner. Its task is to adapt the tone, style, and form of communication according to the learner's level of preparation, the instructional context, and feedback from other modules. Through this

чітко визначені завдання, забезпечуючи замкнений цикл збору, обробки й адаптації навчальної інформації на основі дій користувача. До складу системи входять:

1. *Аналізатор стану користувача (User State Analyzer)* – здійснює моніторинг навчальної активності студента в режимі реального часу. Серед параметрів, що реєструються: точність відповідей, час реакції, кількість використаних підказок, частота помилок. Отримані дані агрегуються в цілісний профіль користувача $s(t) \in S$, який відображає його поточний когнітивний стан. Цей модуль виконує функцію сенсорного входу системи, надаючи основу для прийняття рішень іншими компонентами.

2. *Генератор завдань (Task Generator)* – формує навчальні завдання відповідного рівня складності $\alpha(t) \in R^+$, який визначається з урахуванням ефективності навчання користувача $\eta(t)$. Рівень складності обчислюється за допомогою диференціального рівняння: $\frac{d\alpha}{dt} = k1(\eta(t) - \theta)$, де θ – пороговий рівень ефективності, що відповідає оптимальному когнітивному навантаженню. Таким чином, модуль забезпечує поступове ускладнення або спрощення навчального контенту відповідно до індивідуального прогресу.

3. *Підкріплювальний модуль (Reinforcement Module)* – реалізований на основі алгоритму Q-learning, цей компонент відіграє роль адаптивного навчального ядра. Він інтерпретує навчальний процес як марковський ланцюг станів та дій, у якому агент (чат-бот) прагне максимізувати очікувану винагороду через оновлення Q-функції:

де R – величина зворотного зв'язку (винагорода), γ – коефіцієнт дисконту, α – швидкість навчання. Модуль дозволяє коригувати педагогічну стратегію взаємодії на основі зворотного зв'язку користувача та історії попередніх рішень.

4. *Діалоговий менеджер (Dialogue Manager)* – відповідає за вербальну взаємодію чат-бота зі студентом. Його завдання – адаптація тону, стилю та форми комунікації відповідно до рівня підготовки, контексту навчальної

dialogue interface, the user receives tasks, hints, and explanations, effectively transforming the chatbot into a personal digital tutor.

All components operate within a unified adaptive system with dynamic feedback loops (see Figure 1), allowing for the personalization of the educational process based on accumulated learning analytics.

ситуації та зворотного зв'язку від інших модулів. Саме через діалоговий інтерфейс користувач отримує завдання, підказки та пояснення, що перетворює чат-бот на персонального цифрового тьютора.

Всі компоненти взаємодіють у межах єдиної адаптивної системи з динамічним зворотним зв'язком (рис. 1), що дозволяє персоналізувати освітній процес на основі накопиченої аналітики.

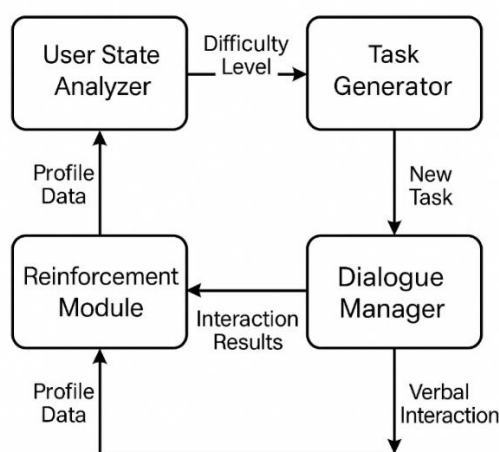


Fig. 1. Architecture of an adaptive learning chatbot (modular structure)

The scheme illustrates a closed adaptation loop in which the user's actions are continuously analyzed, and the content parameters and interaction strategies are dynamically adjusted based on the feedback received. This approach ensures a high level of personalization in the learning process and creates the foundation for modeling the functionality of a digital tutor.

At the initial stage of the study, the structural framework of the adaptive chatbot was implemented, integrating multi-level information about the user's cognitive and behavioral characteristics. The interaction between functional modules – the user state analyzer, task generator, reinforcement module, and dialogue manager – is realized through standardized data transmission interfaces, forming a unified adaptive environment.

Thanks to the modular approach, the system achieves a high degree of flexibility, scalability, and extensibility. The coordinated operation of the modules enables dynamic regulation of the learning

Схема демонструє замкнений цикл адаптації, в якому дії користувача безперервно аналізуються, а параметри контенту й способи взаємодії динамічно коригуються відповідно до отриманого зворотного зв'язку. Такий підхід забезпечує високий рівень персоналізації навчального процесу та створює передумови для моделювання функціональності цифрового тьютора.

На першому етапі дослідження було реалізовано структурну основу адаптивного чат-бота, що поєднує різномірну інформацію про когнітивні та поведінкові характеристики користувача. Взаємодія функціональних модулів – аналізатора стану, генератора завдань, підкріплювального модуля та діалогового менеджера – реалізована через стандартизовані інтерфейси передачі даних, що формують єдине адаптивне середовище.

Завдяки модульному підходу вдалося досягти високої гнучкості системи, її масштабованості та можливості подальшого розширення. Узгоджена

material delivery strategy, which is a key component of individualized learning.

To quantitatively describe the interrelations between parameters of the learning process, the model employs mathematical modeling methods. The following subsection provides a detailed analysis of the mathematical formalization of key dependencies that determine the adaptive behavior of the system.

At the core of the proposed mathematical model lies the function $EXP(t)$ – an indicator of the user's accumulated experience (knowledge), which evolves over time under the influence of interaction with the learning agent. The change in this indicator is modeled using a stochastic differential equation, which makes it possible to account for both systematic and random factors inherent in the educational process:

$$dEXP(t) = [\beta_1 \eta(t) - \beta_2 r(t) - \beta_3 \epsilon(t)]dt + \sigma dW(t), \quad (1.2)$$

where: $\eta(t)$ – is the user's efficiency; $r(t)$ – is the response time; $\epsilon(t)$ – is the quantity of errors; σ – is the parameter of stochastic fluctuations; $dW(t)$ – Wiener process (Brownian motion) that models random disturbances (e.g., fatigue or loss of concentration).

Such modeling makes it possible to represent both the systematic growth of knowledge and short-term regressions caused by suboptimal learning conditions.

In parallel, the complexity level of the learning task $\alpha(t)$, is defined and adapted according to the user's performance:

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) + \delta(\theta - \eta(t - \tau)) + \xi(t), \quad \xi(t) \sim N(0, \sigma^2). \quad (1.3)$$

where θ – is the target performance, δ – is the adaptation coefficient, τ – is the response delay, $\xi(t)$ – is stochastic noise that introduces variability into the adaptation mechanism.

Additionally, the user's performance $\eta(t)$ is calculated as a weighted index that considers accuracy, response time, and the number of hints used:

$$\eta(t) = w_1 \cdot Accuracy + w_2 \cdot (1 - \frac{r(t)}{r_{max}}) + w_3 \cdot (1 - \frac{h(t)}{h_{max}}), \quad (1.4)$$

робота зазначених модулів забезпечує динамічне регулювання стратегії подання навчального матеріалу, що є ключовим елементом індивідуалізованого навчання.

Для кількісного опису взаємозв'язків між параметрами навчального процесу в моделі було застосовано методи математичного моделювання. У наступному підрозділі детально розглянуто математичну формалізацію ключових залежностей, що визначають адаптивну поведінку системи.

У центрі запропонованої математичної моделі знаходиться функція $EXP(t)$ – показник накопиченого досвіду (знань) користувача, що змінюється в часі під впливом взаємодії з навчальним агентом. Зміна цього показника моделюється за допомогою стохастичного диференціального рівняння, що дозволяє врахувати як систематичні, так і випадкові чинники освітнього процесу:

де: $\eta(t)$ – ефективність користувача; $r(t)$ – час відповіді; $\epsilon(t)$ – кількість помилок; σ – параметр стохастичних коливань; $dW(t)$ – вінерівський процес (броунівський рух), що моделює випадкові збурення (наприклад, втому або втрату концентрації).

Таке моделювання дозволяє відображати як систематичне зростання знань, так і короточасні регресії, спричинені неідеальними умовами навчання.

Паралельно визначається рівень складності навчального завдання $\alpha(t)$, який адаптується відповідно до ефективності користувача:

де θ – цільова ефективність, δ – коефіцієнт адаптації, τ – затримка реагування, а $\xi(t)$ – стохастичний шум, що вводить варіативність у механізм адаптації.

Окрім цього, ефективність користувача $\eta(t)$ розраховується як зважений показник, що враховує точність, швидкість відповіді та кількість використаних підказок:

where $h(t)$ – is the number of hints used, w_1, w_2, w_3 – are weighting coefficients (their sum equals 1).

The change in the user's discrete level $L(t)$ is determined based on reaching specific knowledge thresholds:

$$L(t) = \begin{cases} L(t-1)+1, \\ L(t-1), \end{cases}$$

To ensure pedagogical flexibility and maintain motivation, the model incorporates a probabilistic selection of the next task from a set of available ones:

$$P_i = \frac{\exp(-|\alpha(t) - \alpha_i|)}{\sum_j \exp(-|\alpha(t) - \alpha_j|)}, \quad (1.6)$$

where α_i – is the complexity of task i , a P_i – is the probability of its selection. This approach (based on the softmax function) helps retain an element of variability and avoid monotony in learning.

Collectively, these components form the mathematical framework of an adaptive system that not only responds to changes in user behavior but also predicts the further trajectory of learning. The application of stochastic models and differential equations creates the foundation for implementing an intelligent learning environment with a high degree of personalization.

To enable dynamic behavior control of the chatbot under uncertainty in the learning process, the *Q-learning* algorithm was employed—one of the fundamental approaches in *Reinforcement Learning*. This method allows the agent (in this case, the chatbot) to learn optimal strategies based on accumulated experience from interacting with the user.

In the developed model, learning is viewed as a sequence of interactions between the agent and the environment, represented by the user's current state. The *state space* (S) includes such characteristics as *knowledge level* (EXP), *effectiveness* (η), *number of mistakes*, *response time* etc. The *action space* (A) includes options such as adjusting task difficulty, providing a hint, changing the dialogue style, offering a content review, and so on.

The core function optimized by the agent is the *Q-function*, which represents the expected value of the cumulative reward:

де $h(t)$ – кількість використаних підказок, w_1, w_2, w_3 – вагові коефіцієнти (сума яких дорівнює 1).

Зміна дискретного рівня користувача $L(t)$ визначається на основі досягнення певних порогів знань:

$$\text{if } EXP(t) \geq \lambda_L, \\ \text{else.} \quad (1.5)$$

Для забезпечення педагогічної гнучкості та збереження мотивації модель враховує ймовірнісний вибір наступного завдання з множини можливих:

де α_i – складність завдання i , а P_i – ймовірність його вибору. Такий підхід (на основі softmax-функції) дозволяє зберегти елемент варіативності й уникнути одноманітності у навчанні.

У сукупності ці компоненти формують математичний каркас адаптивної системи, що дозволяє не лише реагувати на зміни у поведінці користувача, а й прогнозувати подальшу траєкторію навчання. Застосування стохастичних моделей та диференціальних рівнянь створює передумови для реалізації інтелектуального навчального середовища з високим ступенем персоналізації.

З метою реалізації динамічного управління поведінкою чат-бота в умовах невизначеності навчального процесу було застосовано алгоритм *Q-learning* – один із базових підходів підкріплювального навчання (*Reinforcement Learning*). Цей метод дозволяє агенту (в даному випадку – чат-боту) навчатися оптимальним стратегіям дій, орієнтуючись на накопичений досвід взаємодії з користувачем.

У розробленій моделі навчання розглядається як послідовність взаємодій між агентом і середовищем, представленим поточним станом користувача. Простір станів (S) включає такі характеристики, як рівень знань (EXP), ефективність (η), кількість помилок, час відповіді тощо. Простір дій (A) містить варіанти: змінити складність завдання, надати підказку, змінити стиль діалогу, запропонувати повторення матеріалу тощо.

Основна функція, яку намагається оптимізувати агент – це *Q-функція* як очікуване значення сумарної винагороди:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha [r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)], \quad (1.7)$$

where s – is the current state of the user; a – is the selected action; r – is the received reward (e.g., the user's correct response); s' – is the new state after performing the action; α – is the learning rate; γ – is the discount factor (the importance of future rewards).

The accumulated Q-function values are stored in a table that is continuously updated during the learning process. After each interaction step, the chatbot analyzes the user's state transition and adjusts its actions accordingly in subsequent episodes.

To initialize learning, an ϵ -greedy strategy was employed, allowing the system to balance between exploring new actions (exploration) and exploiting already optimal ones (exploitation). This is especially crucial in educational systems, where different users exhibit unique behavioral patterns.

Simulations confirmed that as the number of episodes increases, the agent gradually improves its interaction strategy: the number of incorrect responses decreases, the task selection becomes more efficient, and the difficulty level stabilizes. The convergence of the Q-learning algorithm is ensured under standard conditions of ϵ decay and fixed learning coefficients.

Thus, integrating Q-learning into the chatbot's architecture enables the creation of an intelligent environment capable of self-learning, adaptation, and the refinement of interaction strategies depending on the dynamics of the user's learning progress. The next section will present the simulation results, specifically analyzing how system parameters influence the learning trajectories over time.

To evaluate the effectiveness of the proposed adaptive model, a simulation of the learning process dynamics was conducted within a conditionally created environment that reflects the interaction between a student and the chatbot. The primary performance metric tracked during the simulation was the user's

де: s – поточний стан користувача; a – вибрана дія; r – отримана винагорода (наприклад, правильна відповідь користувача); s' – новий стан після виконання дії; α – швидкість навчання (learning rate); γ – коефіцієнт дисконту (важливість майбутніх нагород).

Накопичені значення Q-функції зберігаються у таблиці, яка постійно оновлюється в процесі навчання. Після кожного кроку взаємодії чат-бот аналізує зміну стану користувача та відповідно коригує свої дії в подальших епізодах.

Для ініціалізації навчання використовувалася стратегія ϵ -жадібного пошуку (ϵ -greedy), яка дозволяє балансувати між дослідженням нових дій (exploration) та використанням вже оптимальних (exploitation). Це особливо важливо у навчальних системах, де різні користувачі демонструють унікальні стилі поведінки.

У ході симуляцій було підтверджено, що із зростанням кількості епізодів агент поступово покращує стратегію взаємодії: зменшується кількість неправильних реакцій, зростає ефективність добору завдань, стабілізується рівень складності. Збіжність алгоритму Q-learning забезпечується при дотриманні стандартних умов зменшення ϵ і фіксації коефіцієнтів навчання.

Таким чином, застосування Q-learning у структурі чат-бота дозволяє реалізувати інтелектуальне середовище, здатне до самонавчання, адаптації та вдосконалення стратегій взаємодії в залежності від динаміки навчального прогресу користувача. У наступному підрозділі буде розглянуто результати моделювання – зокрема, як параметри системи впливають на траєкторії навчання у часі.

З метою оцінки ефективності запропонованої адаптивної моделі було проведено симуляційне моделювання динаміки навчального процесу в умовно створеному середовищі, що відображає взаємодію між студентом і чат-ботом. Основним показником, що відстежувався впродовж моделювання,

knowledge level – $EXP(t)$, as a function of time.

To demonstrate the adaptive potential of the model, three scenarios were simulated, corresponding to different levels of initial user efficiency:

1. *High efficiency level (η_{high})* – the student learns quickly, rarely makes mistakes, and seldom uses hints.

2. *Medium efficiency level (η_{med})* – the student occasionally makes mistakes, utilizes assistance, and learns at a moderate pace.

3. *Low efficiency level (η_{low})* – the student shows unstable performance, frequently requires support, and responds with delays.

Based on the mathematical model, three knowledge growth trajectories $EXP(t)$ were generated, representing changes in user knowledge over time for each profile (Figure 2).

був рівень знань користувача – $EXP(t)$, як функція часу.

Для демонстрації адаптивного потенціалу моделі було змодельовано три сценарії, що відповідають різним рівням початкової ефективності користувача:

4. *Високий рівень ефективності (η_{high})* – студент швидко засвоює матеріал, рідко допускає помилки, рідко використовує підказки.

5. *Середній рівень ефективності (η_{med})* – студент періодично припускається помилок, використовує допомогу, навчається з помірною швидкістю.

6. *Низький рівень ефективності (η_{low})* – студент демонструє нестабільні результати, часто потребує підтримки, реагує із затримками.

На основі математичної моделі було згенеровано три траєкторії зростання $EXP(t)$, що відображають зміну рівня знань у часі для кожного з профілів (рис. 2).

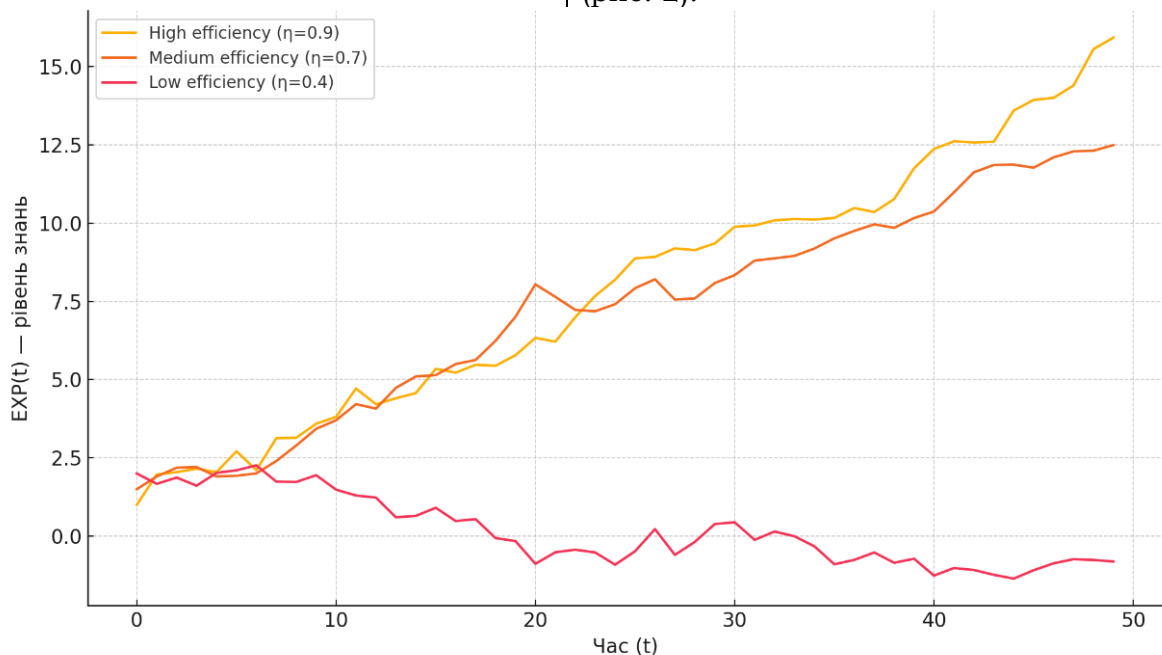


Fig. 2. Dynamics of knowledge level $EXP(t)$ for three user types: high, medium, and low efficiency

The simulation results revealed the following features:

- At a *high level* of efficiency, the knowledge level increases rapidly and monotonically; the trajectory displays only minor fluctuations, indicating stable material acquisition.

Результати моделювання засвідчили такі особливості:

- При *високій ефективності* рівень знань зростає швидко і монотонно, траєкторія демонструє незначні флуктуації, що свідчить про стабільне засвоєння матеріалу.

- With a *medium efficiency level*, knowledge growth is slower, and the trajectory contains local oscillations, which may be caused by stochastic influences—such as fluctuations in attention or external distractions.

- In the case of *low efficiency*, the EXP(t) curve exhibits pronounced periods of stagnation or even temporary regression, indicating difficulties in mastering the material. At the same time, due to the adaptation of task complexity and support provided by the chatbot, a slow upward trend is still maintained even under such conditions.

In addition to knowledge dynamics, changes in the complexity level of the educational content $\alpha(t)$, were also tracked, illustrating how the system responds to user progress or difficulties. According to the simulation results, complexity adaptation proved effective: students with higher efficiency were assigned increasingly challenging tasks, whereas students facing difficulties received simplified assignments to help stabilize the learning process.

Thus, the modeling results confirm that the proposed system is capable of dynamically responding to the learning situation, maintaining flexibility, and facilitating gradual knowledge growth—even under conditions of unstable user behavior. To better understand the mechanisms that ensure such adaptivity, it is worthwhile to analyze the principles behind adjusting the complexity of learning content, as this is one of the key tools of personalization.

One of the core personalization mechanisms in the adaptive chatbot is the system for regulating the complexity of educational content based on the dynamics of user performance. This adaptation helps to avoid both cognitive overload and boredom, thereby maintaining an *optimal challenge level* essential for sustaining learning motivation.

The adaptation mechanism is based on analyzing an integrated efficiency indicator $\eta(t)$, which is calculated after each task and considers the following factors: accuracy of completion (percentage of

За *середнього рівня ефективності* приріст знань є повільнішим, а траєкторія містить локальні коливання, які можуть бути спричинені стохастичними впливами – змінами уваги або зовнішніми відволіканнями.

У випадку *низької ефективності* крива EXP(t) має виражені періоди стагнації або навіть тимчасового регресу, що свідчить про труднощі у засвоєнні матеріалу. Водночас, завдяки адаптації складності та підтримці зі сторони чат-бота, навіть у таких умовах зберігається повільний позитивний тренд.

Крім динаміки знань, фіксувалася також зміна рівня складності навчального контенту $\alpha(t)$, що демонструє, як система реагує на прогрес або труднощі користувача. За результатами симуляції, адаптація складності виявилася ефективною: студенти із вищою ефективністю отримували завдання зі зростаючим рівнем виклику, тоді як студенти з труднощами – отримували завдання, скориговані на спрощення для стабілізації навчання.

Таким чином, результати моделювання підтверджують, що запропонована система здатна динамічно реагувати на навчальну ситуацію, зберігати гнучкість і сприяти поступовому зростанню знань навіть за умов нестабільної поведінки користувача. Для глибшого розуміння механізмів, що забезпечують таку адаптивність, доцільно проаналізувати принципи зміни складності навчального контенту як одного з ключових інструментів персоналізації.

Одним із ключових механізмів персоналізації в адаптивному чат-боті є система регулювання складності навчального контенту відповідно до динаміки успішності користувача. Така адаптація дозволяє уникнути як перевантаження, так і нудьги, забезпечуючи так званий оптимальний рівень виклику, необхідний для підтримки навчальної мотивації.

Механізм адаптації ґрунтується на аналізі інтегрального показника ефективності $\eta(t)$, який обчислюється за

correct responses), response time, number of hints used, number of errors made.

Based on the value of $\eta(t)$ it is compared to two thresholds: *Upper threshold* (η_{upper}) – if exceeded, the system increases the difficulty of the next task; *Lower threshold* (η_{lower}) – if the value is below this, the difficulty decreases; *Stability zone* – if $\eta(t)$ lies between the thresholds, the difficulty remains unchanged.

The adjustment of complexity $\alpha(t)$ follows the formula:

$$\alpha(t+1) = \begin{cases} \alpha(t) + \Delta\alpha, & \text{if } \eta(t) > \eta_{upper} \\ \alpha(t) - \Delta\alpha, & \text{if } \eta(t) < \eta_{lower} \\ \alpha(t), & \text{else} \end{cases} \quad (1.8)$$

Moreover, to preserve an element of variability and prevent predictability, a *stochastic component* is introduced into the task selection process. Even within a single level of difficulty, the system has a pool of options and selects a specific task randomly, according to a probabilistic distribution:

$$P_i = \frac{1}{Z} \cdot \exp\left(-\frac{(\alpha_i - \alpha(t))^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1.9)$$

where P_i – probability of selecting task i ; α_i – complexity level of task i ; $\alpha(t)$ – target complexity level; σ – variability parameter; Z – normalization coefficient.

This mechanism allows the system not only to reflect the learner's current state but also to maintain pedagogical flexibility—occasionally offering slightly easier or more difficult tasks to reinforce learned material or stimulate cognitive engagement.

Figure 3 illustrates the decision-making flowchart for adapting task complexity in the educational chatbot. It shows the sequence of steps from data collection to task selection.

результатами кожного завдання з урахуванням таких факторів: точність виконання (відсоток правильних відповідей); час відповіді; кількість використаних підказок; кількість помилок.

На основі значення $\eta(t)$ виконується порівняння з двома порогами: *верхній поріг* (η_{upper}) – якщо перевищено, система ускладнює наступне завдання; *нижній поріг* (η_{lower}) – якщо значення менше за поріг, складність зменшується; *зона стабільності* – якщо $\eta(t)$ знаходиться між порогами, складність залишається незмінною.

Зміна складності $\alpha(t)$ виконується за формулою:

Крім того, для збереження елементу варіативності та запобігання передбачуваності, у процес вибору завдань введено *стохастичний компонент*. Навіть у межах одного рівня складності система має набір варіантів і обирає конкретне завдання випадковим чином, з урахуванням імовірнісного розподілу:

де: P_i – ймовірність вибору завдання i ; α_i – складність завдання i ; $\alpha(t)$ – бажана складність; σ – параметр варіативності; Z – нормалізаційний коефіцієнт.

Цей механізм дозволяє не лише враховувати поточний стан користувача, а й зберігати педагогічну гнучкість – пропонувати іноді трохи простіші або складніші завдання для зміцнення засвоєного матеріалу або стимуляції когнітивної активності.

На рис. 3 наведено схему прийняття рішення щодо адаптації складності навчального контенту в чат-боті. Вона демонструє послідовність кроків: від збору даних до вибору наступного завдання.

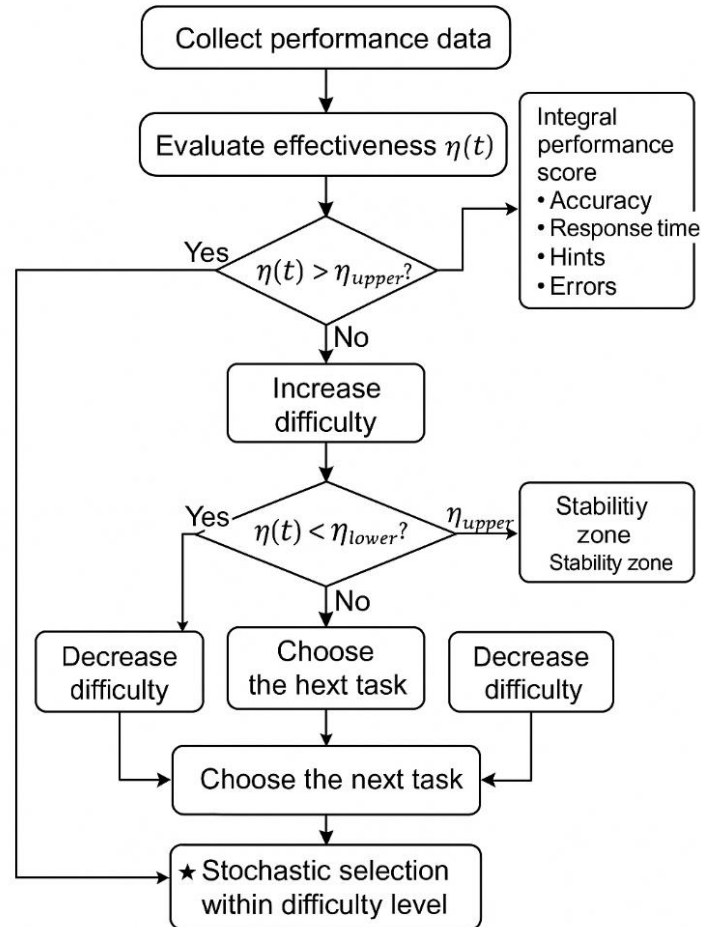


Fig. 3. Flowchart of task complexity adaptation in the educational chatbot

The Flowchart clearly illustrates the decision-making algorithm within an adaptive chatbot system concerning the adjustment of task difficulty based on the user's learning performance.

The process begins with the collection of data on the results of the previous task, including the following key indicators: accuracy (percentage of correct answers), response time, number of hints used, and the number of errors made.

These parameters are integrated into a generalized performance indicator $\eta(t)$, which is then compared against two threshold values η_{upper} (the high-performance threshold) та η_{lower} (the low-performance threshold).

Based on this comparison, the system decides whether to increase the task difficulty (якщо $\eta(t) > \eta_{upper}$), decrease it (if $\eta(t) < \eta_{lower}$), or maintain the current level (within the stability zone).

Once the target difficulty level $\alpha(t + 1)$, is determined, the system selects the next task. At this stage, a stochastic selection

Схема наочно демонструє алгоритм прийняття рішень у системі адаптивного чат-бота щодо зміни складності навчального завдання відповідно до ефективності навчання користувача.

Процес розпочинається зі збору даних про результати виконання попереднього завдання, зокрема таких показників, як: точність (відсоток правильних відповідей); час реакції; кількість використаних підказок; кількість допущених помилок.

Ці параметри інтегруються в узагальнений показник ефективності $\eta(t)$, який далі порівнюється з двома пороговими значеннями η_{upper} (межа високої успішності) та η_{lower} (межа низької ефективності).

На основі порівняння з цими порогами система приймає рішення про підвищення складності (якщо $\eta(t) > \eta_{upper}$), зниження складності (якщо $\eta(t) < \eta_{lower}$), або збереження поточного рівня (у межах зони стабільності).

is applied from the pool of tasks corresponding to the selected difficulty level, using a probabilistic distribution (1.9). This approach preserves variability and pedagogical flexibility within the learning process, avoiding excessive predictability and enhancing motivation.

For example, a student named Anna has just completed a task with a difficulty level of $\alpha = 3.0$. Her performance indicators were: accuracy – 90%; response time – 12 seconds (fast); and no hints used.

Based on this data, the system calculates $\eta(t) = 0,85$, which exceeds the upper threshold $\eta_{upper} = 0,8$. As a result, the difficulty is increased: $\alpha(t+1) = \alpha(t) + \Delta\alpha = 3,0 + 0,5 = 3,5$. Then, using stochastic selection from the task pool at level 3,5, the chatbot chooses the next task and presents it with an appropriate tone via the dialogue manager.

In this way, difficulty adaptation functions as a regulator of learning pace and workload, ensuring an individualized learning trajectory. The proposed model of the adaptive chatbot also stands out for its pedagogical advantages, which can significantly improve the quality and effectiveness of the educational process. Its implementation supports the creation of a flexible, personalized learning environment that adjusts to the user's specific needs and fosters sustained improvement in learning outcomes.

By taking into account the user's cognitive and behavioral characteristics, the system enables the individualized adjustment of learning parameters such as difficulty level, information delivery pace, task format, and sequence. This allows for the construction of a personalized learning trajectory that aligns with the student's actual level of preparedness. Research by O. Schei et al. [14] confirms the effectiveness of such systems in enhancing student motivation and engagement in the learning process.

The mechanism for adjusting content difficulty based on the performance indicator $\eta(t)$ helps to avoid both cognitive overload and monotony. As a result, the system maintains an optimal level of challenge, which is critical for

Після визначення бажаного рівня складності $\alpha(t+1)$, система виконує вибір наступного завдання. На цьому етапі застосовується стохастичний вибір з множини завдань відповідного рівня складності – за допомогою імовірнісного розподілу (1.9), що дозволяє зберегти варіативність і педагогічну гнучкість у навчальному процесі, запобігаючи надмірній передбачуваності та підвищуючи мотивацію.

Наприклад, студентка Анна щойно завершила завдання зі складністю $\alpha = 3.0$. Її показники: точність – 90%; час відповіді – 12 секунд (швидко); без використання підказок.

На основі цих даних система обчислює $\eta(t) = 0,85$, що перевищує верхній поріг $\eta_{upper} = 0,8$. У результаті складність збільшується: $\alpha(t+1) = \alpha(t) + \Delta\alpha = 3,0 + 0,5 = 3,5$. Далі за допомогою стохастичного відбору з пулу завдань рівня 3.5 чат-бот обирає наступне завдання й подає його у відповідній тональності через діалоговий менеджер.

Таким чином, адаптація складності виконує роль регулятора темпу та навантаження, забезпечуючи індивідуалізовану траєкторію навчання. Запропонована модель адаптивного чат-бота вирізняється також і низкою педагогічних переваг, що здатні суттєво підвищити якість і результативність освітнього процесу. Її реалізація сприяє створенню гнучкого, персоналізованого навчального середовища, яке адаптується до потреб конкретного користувача та забезпечує стале зростання навчальних результатів.

Завдяки урахуванню когнітивних та поведінкових характеристик користувача, система забезпечує індивідуальне налаштування параметрів навчання: рівня складності, темпу подання інформації, формату та послідовності завдань. Це дає змогу вибудовувати персоналізовану траєкторію навчання, що відповідає реальному рівню підготовки студента. Дослідження О. Schei та ін. [14] підтверджують ефективність таких систем у підвищенні мотивації та залученості студентів до навчального процесу.

Механізм регулювання складності навчального контенту на основі показника ефективності $\eta(t)$ дозволяє уникнути як перевантаження, так і

sustaining cognitive motivation—especially in self-directed or remote learning environments. A systematic review of the literature shows that adaptive chatbots contribute to the development of self-regulated learning by supporting students in goal setting, planning, and monitoring their own progress [15].

The system not only registers user errors but also adapts its interaction strategy by reducing difficulty or offering additional hints. This approach fosters a positive emotional environment, prevents demotivation, and supports the gradual closing of knowledge gaps. NeuroChat research demonstrates that integrating neuroadaptive mechanisms, such as monitoring cognitive engagement via EEG, can enhance student-chatbot interaction and improve learning efficiency [16].

Through dialogic interaction, a chatbot can stimulate students' reflection, independent goal-setting, self-monitoring, and self-regulation. In this way, the model fosters the development not only of subject-specific knowledge but also of key competencies.

The modular structure of the system enables its integration into various educational environments, including Learning Management Systems (LMS) and mobile applications. This makes it a versatile tool suitable for a wide range of pedagogical tasks. Research by W. Kaiss et al. [17] has shown that integrating an adaptive chatbot into the Moodle platform improves students' learning outcomes, particularly when their individual learning styles are taken into account.

At the same time, the implementation of such a chatbot requires thoughtful and pedagogically grounded design, as design largely determines the system's usability and effectiveness from the end user's perspective. It is important to consider not only the technical aspects, but also the psychological and pedagogical dimensions of the interface and interaction logic.

Key design aspects include:

1. *Functional Design* – the modular architecture ensures a clear separation of

монотонності у навчанні. Завдяки цьому підтримується оптимальний рівень виклику, який є критичним для підтримання пізнавальної мотивації, особливо в умовах самостійного або дистанційного навчання. Систематичний огляд літератури вказує на те, що адаптивні чат-боти сприяють розвитку саморегульованого навчання, підтримуючи студентів у встановленні цілей, плануванні та моніторингу власного прогресу [15].

Система не лише фіксує помилки користувача, а й адаптує стратегію взаємодії, знижуючи складність або надаючи додаткові підказки. Такий підхід формує позитивний емоційний фон, запобігає демотивації та сприяє поступовому подоланню прогалин у знаннях. Дослідження NeuroChat демонструє, що інтеграція нейроадаптивних механізмів, таких як моніторинг когнітивної залученості за допомогою ЕЕГ, може покращити взаємодію між студентом і чат-ботом, підвищуючи ефективність навчання [16].

Через діалогову взаємодію чат-бот може стимулювати студента до рефлексії, самостійного формулювання навчальних цілей, самоконтролю та саморегуляції. Таким чином, модель сприяє розвитку не лише предметних, а й ключових компетентностей.

Модульна структура системи забезпечує можливість її інтеграції в різні освітні середовища, зокрема системи управління навчанням (LMS) або мобільні додатки. Це робить її універсальним інструментом, придатним для широкого спектра педагогічних завдань. Дослідження W. Kaiss та ін. [17] показало, що інтеграція адаптивного чат-бота в платформу Moodle сприяє покращенню навчальних результатів студентів, особливо при врахуванні їхніх індивідуальних стилів навчання.

Разом з тим, реалізація такого чат-бота потребує продуманого й педагогічно обґрунтованого дизайну, оскільки саме дизайн визначає ступінь прийнятності та ефективності системи з точки зору кінцевого користувача. Важливо враховувати не лише технічну, але й психолого-педагогічну складову інтерфейсу та логіки взаємодії.

Ключові аспекти дизайну включають при цьому:

functions (analysis, task generation, adaptation, communication), which facilitates the scalability, testing, and updating of individual components. The use of standardized interfaces allows the system to be easily extended with new modules, such as emotion recognition or voice interfaces.

2. *Pedagogical Design* – the chatbot's effectiveness as a learning agent greatly depends on the dialogue logic, types and frequency of prompts, and the style of communication. An optimal balance between automated support and student autonomy fosters trust in the system and its perception as a tutor rather than merely a technical tool. The study by J. Belda-Medina and V. Kokošková [18] emphasizes the importance of adapting the chatbot's language style and interface to student needs to increase user satisfaction.

3. *Visual Style and Interface* – an intuitive and friendly interface lowers the entry barrier for interaction and promotes better learning. Particular attention should be paid to adapting the language of the interface to the learner's age, background, and subject area.

Together, these aspects ensure not only the system's technical functionality but also its pedagogical effectiveness, making the adaptive chatbot a powerful tool in the digital transformation of education.

Conclusions and research perspectives. The combination of mathematical modeling with a comprehensive functional and pedagogical design of the adaptive chatbot opens a new level of development for digital pedagogy. The proposed model simulates the dynamics of an authentic educational process, combining the precision of formal descriptions with the flexibility of a human-centered interactive environment.

Modeling results confirm the effectiveness of the concept, which is based on the use of a system of differential equations, reinforcement learning algorithms (Q-learning), and adaptive dialogue logic. This approach enables the system not merely to react to

1. Функціональний дизайн - модульна архітектура забезпечує чітке розмежування функцій (аналіз, генерація завдань, адаптація, комунікація), що полегшує масштабування, тестування та оновлення окремих компонентів. Використання стандартизованих інтерфейсів дозволяє легко доповнювати систему новими модулями, такими як розпізнавання емоцій або голосові інтерфейси.

2. Педагогічний дизайн – ефективність чат-бота як навчального агента значною мірою залежить від логіки діалогів, типів і частоти підказок, стилю звернення до користувача. Оптимальний баланс між автоматизованою підтримкою та автономією студента сприяє формуванню довіри до системи та її сприйняття як тьютора, а не лише технічного інструмента. Дослідження J. Belda-Medina та V. Kokošková [18] підкреслює важливість адаптації мовного стилю та інтерфейсу чат-бота до потреб студентів для підвищення задоволеності користувачів.

3. Візуальний стиль та інтерфейс – інтуїтивно зрозумілий і доброзичливий інтерфейс знижує вхідний бар'єр до взаємодії та сприяє кращому засвоєнню матеріалу. Особливу увагу слід приділити адаптації мови інтерфейсу до віку, рівня підготовки та предметної області навчання.

У сукупності ці аспекти забезпечують не лише технічну функціональність системи, а й її педагогічну ефективність, роблячи адаптивного чат-бота дієвим інструментом цифрової трансформації освіти.

Поєднання математичного моделювання з цілісним функціональним і педагогічним дизайном адаптивного чат-бота відкриває новий рівень розвитку цифрової педагогіки. Запропонована модель імітує динаміку справжнього освітнього процесу, поєднуючи точність формальних описів з гнучкістю людиноцентричного взаємодійного середовища.

Результати моделювання підтверджують ефективність концепції, в основі якої лежить використання системи диференціальних рівнянь, алгоритмів підкріплювального навчання (Q-learning) і адаптивної логіки діалогу. Такий підхід забезпечує не просто реагування на зміну

changes in the user's state, but to proactively shape a learning strategy based on accumulated experience.

The chatbot's architecture, consisting of four interconnected modules—user state analyzer, task generator, reinforcement module, and dialogue manager—forms a closed adaptation cycle. This allows the system to consider both objective indicators of learning performance (accuracy, time, errors) and stochastic factors (attention decline, random motivation fluctuations) that are typical of real educational environments.

Simulation data demonstrated that even in cases of low or unstable performance, the system is capable of stabilizing and sustaining learning progress by dynamically adjusting task difficulty and interaction style. The use of a stochastic task selection mechanism increases learning variability and reduces habituation, which is critical for maintaining motivation.

Thus, the proposed model not only performs adaptation but also simulates a full-fledged educational cycle in which the mathematical precision of algorithms is complemented by the flexibility of pedagogical design. This provides the potential for its integration into digital educational platforms of various levels, subject orientations, and target audiences, including remote and blended learning formats.

стану користувача, а й проактивне формування навчальної стратегії на основі накопиченого досвіду.

Структура чат-бота, що складається з чотирьох взаємопов'язаних модулів – аналізатора стану користувача, генератора завдань, підкріплювального модуля та діалогового менеджера – формує замкнений цикл адаптації. Це дозволяє системі враховувати як об'єктивні показники ефективності навчання (точність, час, помилки), так і стохастичні впливи (зниження уваги, випадкові коливання мотивації), що характерні для реального освітнього середовища.

Симуляційні дані показали, що навіть у випадках низької або нестабільної ефективності, система здатна стабілізувати й підтримувати навчальний прогрес за рахунок динамічного регулювання складності завдань і стилю взаємодії. Застосування стохастичного механізму вибору завдань підвищує варіативність навчання та зменшує ефект звикання, що є критично важливим для підтримання мотивації.

Таким чином, запропонована модель не лише виконує функцію адаптації, а й моделює повноцінний освітній цикл, у якому математична точність алгоритмів доповнюється гнучкістю педагогічного дизайну. Це забезпечує потенціал її інтеграції в цифрові освітні платформи різного рівня, предметного спрямування та цільової аудиторії, включаючи дистанційні та змішані формати навчання.

REFERENCES

1. Winkler, R., & Söllner, M. (2018). Unleashing the Potential of Chatbots in Education: A State-Of-The-Art Analysis. *Proceedings of the 2018 Conference on Information Systems* [in English].
2. Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*. Boston: Center for Curriculum Redesign [in English].
3. Plass, J.L., Homer, B.D., & Kinzer, C.K. (2015). Foundations of Game-Based Learning. *Educational Psychologist*, 50(4), 258-283 [in English].
4. Sutton, R.S., & Barto, A.G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press [in English].
5. Koedinger, K.R., & Corbett, A.T. (2006). Cognitive Tutors: Technology Bringing Learning Sciences to the Classroom. In R. K. Sawyer (ed.), *The Cambridge Handbook of the Learning Sciences*. Cambridge University Press [in English].
6. Chen, C.M., & Lee, H.M. (2017). Emotion Recognition and Feedback System for e-Learning. *Journal of Educational Technology & Society*, 20(4), 144-157 [in English].

7. Durlach, P.J., & Ray, J.M. (2011). *Adaptive Technologies for Training and Education*. Cambridge University Press [in English].
8. Nguyen, A., Gardner, L., & Sheridan, D. (2020). A Chatbot Framework for Agile Learning: Personalized Feedback and Scaffolding in Software Engineering Education. *IEEE Access*, 8, 160199-160212 [in English].
9. Martínez-Muñoz, G., et al. (2022). Modeling Student Behavior with Reinforcement Learning for Educational Games. *Computers & Education*, 182, 104459 [in English].
10. Anderson, J.R., et al. (1995). Cognitive Tutors: Lessons Learned. *Journal of the Learning Sciences*, 4(2), 167-207 [in English].
11. Kasinathan, G., Nagasubramani, P.C., & Wang, S. (2022). Chatbots in STEM Education: Engagement and Learning Outcomes in a MOOC Context. *Education and Information Technologies*, 27, 4233-4251 [in English].
12. Romero, C., Ventura, S., & Pechenizkiy, M. (2023). Data Mining and Learning Analytics in Educational Environments: Recent Advances and Applications. *ACM Computing Surveys*, 55(3), 1–38 [in English].
13. Matsumoto, K., & Kim, Y. (2023). Gamification and Adaptive Chatbots in Language Learning: A Comparative Study. *Journal of Computer Assisted Learning*, 39(1), 113-128 [in English].
14. Schei, O. M., Møgelvang, A., & Ludvigsen, K. (2024). Perceptions and Use of AI Chatbots among Students in Higher Education: A Scoping Review of Empirical Studies. *Education Sciences*, 14(8), 922. DOI: 10.3390/educsci14080922 [in English]
15. Guan, R., Raković, M., Chen, G., et al. (2025). How Educational Chatbots Support Self-Regulated Learning? A Systematic Review of the Literature. *Education and Information Technologies*, 30, 4493-4518. DOI : 10.1007/s10639-024-12881-y [in English]
16. A Neuroadaptive AI Chatbot for Customizing Learning Experiences. *arXiv preprint*, arXiv:2503.07599v1 [cs.HC], 10 Mar 2025. Retrieved from: <https://arxiv.org/abs/2503.07599> [in English]
17. Kaiss, W., Mansouri, K., & Poirier, F. (2023). Effectiveness of an Adaptive Learning Chatbot on Students' Learning Outcomes Based on Learning Styles. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 18(13), 250–261. DOI: 10.3991/ijet.v18i13.39329 [in English]
18. Belda-Medina, J., & Kokošková, V. (2023). Integrating Chatbots in Education: Insights from the Chatbot-Human Interaction Satisfaction Model (CHISM). *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20, 62. DOI: 10.1186/s41239-023-00432-3 [in English]

Received: May 17, 2025
Accepted: June 07, 2025