

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

ПОЛІТИЧКА Андрій Віталійович

Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови /
Intelligent Method of Personalizing Foreign Language Learning

спеціальність: 122 - Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма - Комп'ютерні науки

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КНм-21
А. В. Політичка

Науковий керівник:
д.т.н., доцент Х. В. Лип'яніна-
Гончаренко

Кваліфікаційну роботу
допущено до захисту:
«__» _____ 20__ р.
В.о. завідувача кафедри
_____ Н.В. Дзюбановська

ТЕРНОПІЛЬ - 2025

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління
Освітній ступінь «магістр»
спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки
освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
В.о. завідувача кафедри
_____ Н.М. Васильків
«___» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ
ПОЛІТИЧКА Андрій Віталійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи

Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови / Intelligent method for personalizing foreign language learning

керівник роботи к.т.н., доцент Х. В. Лип'яніна-Гончаренко

затверджені наказом по університету від 20 грудня 2024 року № 938.

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 1 грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.

4. Основні питання, які потрібно розробити

- проаналізувати сучасні системи комп'ютеризованого та мобільного навчання іноземних мов і методи персоналізованого вивчення лексики;

- узагальнити підходи до інтервального повторення, планування повторів і адаптивних тренажерів лексики;

- розробити теоретичні засади гібридного методу «CogniLex» та його основних модулів (ЕРА і АЕМ);

- формалізувати алгоритми інтервального планування повторень з урахуванням діагностики помилок і показників когнітивного стану;

- реалізувати експериментальний програмний комплекс із підтримкою методу «CogniLex» і провести симуляційні експерименти;

- виконати кількісний аналіз результатів експериментів та сформулювати практичні рекомендації щодо впровадження методу «CogniLex».

5. Перелік графічного матеріалу у роботі

- схема інтелектуального методу «CogniLex» із відображенням взаємодії модулів ЕРА, АЕМ та моделі когнітивного стану користувача;

- структурна схема (архітектура) програмного комплексу для мобільного вивчення лексики із використанням методу «CogniLex»;

- графіки порівняльного аналізу ефективності засвоєння лексики (рівень утримання, швидкість навчання тощо) для запропонованого методу та базових інтервальних алгоритмів.

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 20 грудня 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи, ознайомлення з літературними джерелами та складання плану роботи.	до 01.01. 2025 р.	
2	Написання 1 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.03. 2025 р.	
3	Написання 2 розділу кваліфікаційної роботи	до 20.05.2025 р.	
4	Написання 3 розділу кваліфікаційної роботи	до 28.10. 2025 р.	
5	Представлення попереднього варіанту кваліфікаційної роботи, перевірка та внесення змін керівником	до 11.11.2025 р.	
6	Опрацювання зауважень та представлення завершеного варіанту кваліфікаційної роботи. Підготовка супроводжуючих документів.	до 25.11.2025 р.	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на оригінальність тексту.	до 1.12.2025 р.	
8	Оформлення кваліфікаційної роботи та отримання допуску до захисту	до 04.12.2025 р.	
9	Подання кваліфікаційної роботи до захисту на засіданні атестаційної комісії.	до 14.12. 2025 р.	

Студент _____ А.В. Політичка
підпис

Керівник роботи _____ к.т.н., доцент Х.В. Ліп'яніна-Гончаренко
підпис

РЕЗЮМЕ

Кваліфікаційна робота на тему «Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови» на здобуття освітнього ступеня «Магістр» зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні науки» написана обсягом в 65 сторінки і містить 20 ілюстрацій, 4 таблиці, 1 додаток та 40 використаних джерел.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розроблення інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови.

Методи досліджень: аналіз та синтез, системний підхід, методи математичної статистики, елементи когнітивної психології пам'яті, методи машинного навчання, алгоритми інтервального повторення, методи комп'ютерного моделювання та експериментального дослідження.

Результати дослідження: розроблено гібридний інтелектуальний метод «CogniLex», який поєднує інтервальне повторення з модулем діагностики помилок Error Pattern Analysis (EPA) та адаптивним модулем вибору вправ АЕМ; формалізовано модель когнітивного стану користувача та запропоновано алгоритми оновлення її параметрів у процесі навчання. Реалізовано експериментальний програмний комплекс для мобільного вивчення лексики та проведено симуляційні експерименти, що продемонстрували підвищення показників утримання лексики та швидкості навчання порівняно з базовими інтервальними алгоритмами.

Результати роботи можуть успішно застосовуватися під час розроблення інтелектуальних мовних тренажерів, мобільних додатків для вивчення іноземних мов, адаптивних освітніх платформ, а також у навчальному процесі закладів вищої освіти при викладанні дисциплін, пов'язаних з комп'ютеризованим навчанням, штучним інтелектом і цифровою лінгводидактикою.

Ключові слова: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД, ПЕРСОНАЛІЗОВАНЕ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ, НАВЧАННЯ ЛЕКСИКИ, ІНТЕРВАЛЬНЕ ПОВТОРЕННЯ, КОГНІТИВНИЙ СТАН КОРИСТУВАЧА, АНАЛІЗ ПАТЕРНІВ ПОМИЛОК, АДАПТИВНИЙ ВИБІР ВПРАВ, МОБІЛЬНЕ НАВЧАННЯ.

ABSTRACT

Qualification work on the topic «Intelligent method for personalizing foreign language learning» for Master's degree on speciality 122 «Computer Science» educational and professional program «Computer Science» is written on 65 pages and it contains 20 figures, 4 table, 4 annexes and 40 sources.

The aim of this qualification work is to develop an intelligent method for the personalization of foreign language learning.

Research methods: analysis and synthesis, systems approach, methods of mathematical statistics, elements of cognitive psychology of memory, machine learning methods, spaced repetition algorithms, methods of computer modelling and experimental research.

Research results: a hybrid intelligent method “CogniLex” has been developed, which combines spaced repetition with an Error Pattern Analysis (EPA) module and an Adaptive Exercise Module (AEM) for task selection; a model of the user’s cognitive state has been formalized and algorithms for updating its parameters in the course of learning have been proposed. An experimental software complex for mobile vocabulary learning has been implemented, and simulation experiments have been carried out, demonstrating improved vocabulary retention and learning speed compared to basic spaced repetition algorithms.

The results of this work can be effectively applied in the development of intelligent language trainers, mobile applications for foreign language learning, adaptive educational platforms, as well as in the educational process of higher education institutions when teaching disciplines related to computer-assisted learning, artificial intelligence, and digital language didactics.

Keywords: INTELLIGENT METHOD, PERSONALIZED FOREIGN LANGUAGE LEARNING, VOCABULARY LEARNING, SPACED REPETITION (SRS), USER COGNITIVE STATE, ERROR PATTERN ANALYSIS, ADAPTIVE EXERCISE SELECTION, MOBILE-ASSISTED LANGUAGE LEARNING.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз предметної області та проблематика ефективності комп'ютеризованого навчання	10
1.1 Еволюція підходів до вивчення іноземних мов в умовах цифровізації освітнього простору	10
1.2 Огляд методів персоналізованого вивчення іншомовної лексики та їхніх обмежень	13
1.3. Постановка задачі.....	19
Висновки до розділу 1	22
2 Теоретичне обґрунтування та розробка гібридного інтелектуального методу «CogniLex»	24
2.1 Модель представлення станів знань користувача у методі	24
2.2 Архітектура діагностичного модуля Error Pattern Analysis (EPA).....	27
2.3 Модифікація алгоритмів планування повторень та адаптивної модуляції вправ у методі «CogniLex» (SRS + AEM)	29
2.4 Інфологічне моделювання та специфікація реляційної структури даних системи	32
Висновки до розділу 2	35
3 Реалізація методу CogniLex та експериментальне оцінювання ефективності.....	37
3.1 Характеристика та опис експериментальних даних.....	37
3.2 Реалізація симуляційного експерименту	42
3.3 Результати та аналіз експерименту	44
Висновки до розділу 3	47
Висновки.....	49
Список використаних джерел.....	51
Додаток А Апробація отриманих результатів	55

ВСТУП

Сучасний етап розвитку інформаційних технологій характеризується стрімким поширенням цифрових освітніх сервісів та мовних платформ, які позиціонують себе як персоналізовані інструменти вивчення іноземних мов. Розвиток напрямів Computer-Assisted Language Learning (CALL) та Mobile-Assisted Language Learning (MALL) дозволив перейти від традиційних підручників і лінгафонних кабінетів до інтерактивних веб- та мобільних застосунків, що підтримують мультимедійні формати, гейміфікацію й повсюдний доступ до навчальних матеріалів. Водночас результати емпіричних досліджень і практичний досвід використання масових мовних застосунків свідчать, що реальна педагогічна ефективність таких рішень часто виявляється нижчою від очікуваної: користувачі стикаються з феноменом «плато навчання», зниженням мотивації та високими показниками відтоку.

Однією з ключових причин зазначеної проблеми є домінування стандартизованих навчальних траєкторій за принципом «one-size-fits-all», коли матеріал подається лінійно, а система відслідковує переважно факт виконання вправ, але не аналізує глибинно типові помилки, час реакції та інші показники когнітивного стану користувача. Унаслідок цього навіть розвинуті платформи інтервального повторення зводять персоналізацію до статистично налаштованих інтервалів повторення, покладаючись на суб'єктивну самооцінку складності завдань або агреговану поведінкову статистику мільйонів користувачів.

Особливої актуальності набуває проблема персоналізації вивчення іншомовної лексики, оскільки саме лексичний запас є основою для формування комунікативної компетентності, а процес його засвоєння безпосередньо пов'язаний з когнітивними механізмами запам'ятовування та відтворення. Класичні алгоритми інтервального повторення (типу SM-2 та його модифікації), які широко застосовуються в електронних флеш-картках, орієнтовані переважно на керування часом повторення і слабо враховують природу допущених помилок, контекст використання слова та динаміку когнітивного навантаження. Це зумовлює необхідність переходу до інтелектуальних методів, які поєднують переваги

інтервального повторення з глибинним аналізом відповідей користувача та моделюванням його когнітивного стану.

Таким чином, актуальність теми кваліфікаційної роботи зумовлена суперечністю між наявністю значної кількості цифрових мовних ресурсів та недостатнім рівнем їх когнітивно обґрунтованої персоналізації, здатної адаптивно підлаштовуватися під індивідуальну історію засвоєння лексики, типи помилок і динаміку навчального навантаження. Розв'язання цієї суперечності потребує розроблення інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови, який би поєднував сучасні підходи штучного інтелекту з принципами когнітивної психології пам'яті.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розроблення інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови, орієнтованого на індивідуалізацію процесу опанування лексики за рахунок поєднання інтервального повторення, діагностики патернів помилок та адаптивного вибору вправ.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно розв'язати такі основні завдання:

1. Проаналізувати сучасні системи комп'ютеризованого та мобільного навчання іноземних мов і методи персоналізованого вивчення лексики.
2. Узагальнити підходи до інтервального повторення, планування повторів і адаптивних тренажерів лексики.
3. Розробити теоретичні засади гібридного методу «CogniLex» та його основних модулів (ЕРА і АЕМ).
4. Формалізувати алгоритми інтервального планування повторень з урахуванням діагностики помилок і показників когнітивного стану.
5. Реалізувати експериментальний програмний комплекс із підтримкою методу «CogniLex» і провести симуляційні експерименти.
6. Виконати кількісний аналіз результатів експериментів та сформулювати практичні рекомендації щодо впровадження методу «CogniLex».

Об'єктом дослідження є процес комп'ютеризованого та мобільного вивчення іншомовної лексики в умовах використання систем інтервального повторення та інтелектуальних тренажерів.

Предметом дослідження є моделі, методи й алгоритми інтелектуальної персоналізації процесу вивчення іншомовної лексики, що поєднують інтервальне повторення, аналіз патернів помилок та моделювання когнітивного стану користувача.

Для розв'язання поставлених завдань у роботі застосовано комплекс методів дослідження, до якого належать: методи аналізу та синтезу, системний підхід до побудови інтелектуальних навчальних систем, методи математичної статистики для обробки результатів експериментів, елементи когнітивної психології пам'яті для обґрунтування принципів інтервального повторення, методи машинного навчання та алгоритми інтервального повторення, а також методи комп'ютерного моделювання й експериментального дослідження процесу навчання.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розробленні гібридного інтелектуального методу «CogniLex», що поєднує принципи інтервального повторення з діагностикою патернів помилок та моделлю когнітивного стану користувача й реалізований у вигляді інфологічних та реляційних структур даних для адаптивного мобільного вивчення іншомовної лексики.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що розроблений метод «CogniLex» та його програмна реалізація можуть бути використані при створенні інтелектуальних мовних тренажерів і мобільних застосунків для вивчення іноземних мов, а також інтегровані в існуючі адаптивні освітні платформи. Отримані результати можуть бути застосовані у навчальному процесі закладів вищої освіти під час викладання дисциплін, пов'язаних із комп'ютеризованим навчанням, штучним інтелектом і цифровою лінгводидактикою, а також використані для підвищення ефективності індивідуальних траєкторій навчання іноземних мов.

Результати кваліфікаційної роботи апробовано на студентській науково-практичній конференції «Інтелектуальні інформаційні технології у прикладних дослідженнях» (ІТАР 2025, м. Тернопіль, 2025 р.) та на III Всеукраїнській науково-практичній конференції студентів, аспірантів та молодих учених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКМС-осінь 2025, м. Тернопіль, 25 листопада 2025 р.), що підтверджується опублікованими матеріалами й додається у додатку А.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПРОБЛЕМАТИКА ЕФЕКТИВНОСТІ КОМП'ЮТЕРИЗОВАНОГО НАВЧАННЯ

1.1 Еволюція підходів до вивчення іноземних мов в умовах цифровізації освітнього простору

Ретроспективний аналіз розвитку методології викладання іноземних мов дає змогу простежити перехід від жорстко регламентованих, викладач-центричних моделей до гнучких, студентоцентричних систем, які стали можливими завдяки впровадженню інформаційно-комунікаційних технологій. На ранніх етапах домінував граматики-перекладний метод, у межах якого мова розглядалася як статичний набір правил і лексичних одиниць для послідовного заучування. Такий підхід забезпечував формування навичок читання та перекладу, але був малоефективним для розвитку усного мовлення та реальної комунікативної компетентності.

Подальший розвиток лінгводидактики пов'язаний з аудіолінгвальним методом, орієнтованим на багаторазове тренування типових структур і автоматизацію мовленнєвих реакцій. У цей період з'являються перші технічні засоби навчання — лінгафонні кабінети, які можна вважати попередниками сучасних комп'ютеризованих систем. Наступним кроком став комунікативний підхід, який змістив акцент з відпрацювання формальних структур на використання мови в реальних ситуаціях спілкування. Це вимагало створення більш гнучких і контекстно чутливих інструментів навчання.

З поширенням персональних комп'ютерів сформувався напрямок Computer-Assisted Language Learning (CALL). Перші системи були переважно тренажерами з типу drill-and-practice (багаторазове тренування вправ за зразком), де навчання зводилося до відпрацювання граматичних конструкцій і лексики за фіксованим сценарієм. Згодом такі системи еволюціонували в мультимедійні курси з інтерактивними вправами, аудіо- та відеоматеріалами. Подальший етап розвитку — Mobile-Assisted Language Learning (MALL), у межах якого домінують мобільні додатки, що забезпечують повсюдний доступ до навчальних ресурсів, елементи

гейміфікації (ігрові механіки) та можливість коротких, але частих навчальних сесій.

Попри стрімкий розвиток технологій і різке зростання сегмента мовних додатків на ринку EdTech, їх реальна педагогічна ефективність часто залишається нижчою від очікуваної. Значна частина масових продуктів відтворює логіку друкованого підручника: матеріал подається лінійно, за заздалегідь визначеними блоками, без глибокої адаптації до індивідуальних особливостей користувача. Стандартизована модель «one-size-fits-all» (одна схема для всіх) не враховує різну швидкість засвоєння, попередні знання, рівень втоми та мотивації, що призводить до зниження залученості й високих показників відтоку користувачів.

Одним із ключових наслідків такого підходу є феномен «плато навчання». На практиці він проявляється як період, коли після швидкого початкового прогресу учень відчуває стагнацію. Виконання вправ триває, але відчуття якісного зростання рівня володіння мовою практично відсутнє. З погляду когнітивної психології це пов'язано з тим, що стратегії подачі й повторення матеріалу не узгоджуються з особливостями функціонування пам'яті. Якщо повторення організовані занадто часто і за надто простим сценарієм, виникає ефект «надмірного навчання». Учень витрачає час на завдання, які не дають істотного приросту, що призводить до нудьги та втрати мотивації. Якщо інтервали між повтореннями занадто великі, значна частина матеріалу забувається, і його доводиться опановувати майже «з нуля».

Дослідження пам'яті показують, що людина найкраще запам'ятовує інформацію, коли повторення організовані так, щоб викликати помірну когнітивну напругу: матеріал ще можна пригадати, але це потребує певних зусиль. Саме на цій ідеї ґрунтуються методи інтервального повторення, які завдяки аналізу історії відповідей регулюють момент повернення до кожної лексичної одиниці. Однак більшість традиційних і частина сучасних цифрових рішень не використовують ці принципи в повному обсязі, продовжуючи покладатися на фіксовані інтервали, однаковий для всіх порядок подачі й статичні набори вправ.

Для узагальнення виявлених тенденцій доцільно розглянути еволюцію комп'ютеризованого навчання мов через поєднання технологічного та

дидактичного аспектів. У таблиці 1.1 наведено узагальнену періодизацію розвитку систем CALL/MALL та засобів інтервального повторення, де показано перехід від біхевіористських тренажерів до адаптивних систем на основі штучного інтелекту, а також окреслено ключові методологічні обмеження кожного етапу.

Таблиця 1.1 - Еволюція парадигм комп'ютеризованого навчання: технологічний та педагогічний аспекти

Етап розвитку	Апаратна / технічна платформа	Педагогічна домінанта	Ключові обмеження (Methodological Gap)
Біхевіористський CALL (1960–80-ті рр.)	Мейнфрейми, термінали (PLATO та вналоги)	Drill-and-Practice (Механічне тренування)	Лінійність курсу, пасивна роль учня, мінімум адаптації
Комунікативний CALL (1980 – 90-ті рр.)	Мультимедійні ПК	Cognitive Simulation (Моделювання)	Обмежена інтерактивність, слабкий облік індивідуальних відмінностей
Інтегративний MALL (2000–ті рр.)	Мобільні пристрої, смартфони, планшети	Gamification (Гейміфікація)	Стандартизовані траєкторії («One-size-fits-all»), фрагментарна персоналізація
Системи інтервального повторення (SRS) (з кінця 1990-х рр. - дотепер)	ПК та мобільні платформи (спеціалізовані додатки для запам'ятовування лексики)	Spaced Repetition (інтервальне повторення)	Обмежена діагностика помилок, залежність від самооцінки користувача, слабкий облік когнітивного стану
Адаптивний AI-Tutor (сучасні розробки та перспектива)	Хмарні сервіси, мобільні й веб-платформи зі вбудованим ML/AI - модулями	Deep Personalization (Персоналізація)	Проблема «чорної скриньки», непрозорість рішень, потреба в пояснюваності

Таким чином, еволюція підходів до вивчення іноземних мов показує поступовий перехід від «жорстких» схем до більш гнучких, але проблема лінійності й недостатньої персоналізації зберігається навіть у багатьох сучасних мовних платформах. Це, у свою чергу, сприяє виникненню феномену «плато навчання» в умовах комп'ютеризованого та мобільного навчання. Подолання зазначених обмежень потребує впровадження інтелектуальних методів, які враховують індивідуальну історію засвоєння лексики, типи допущених помилок,

час реакції та інші показники когнітивного стану, і на цій основі будують персоналізовані траєкторії навчання.

1.2 Огляд методів персоналізованого вивчення іншомовної лексики та їхніх обмежень

Сучасні програмні засоби для вивчення лексики можна умовно поділити на три групи:

1. детерміновані системи інтервальних повторень (Spaced Repetition Systems, SRS)[1];
2. ймовірнісні моделі на основі методів машинного навчання,
3. гібридні інтелектуальні методи, які поєднують переваги перших двох підходів.

Найбільш відомими представниками першої групи є системи на кшталт Anki, що реалізують модифікації алгоритмів сімейства SM-2. Персоналізація тут зводиться до зміни інтервалів повторення на основі суб'єктивної самооцінки користувача. Платформи типу Duolingo [2] використовують стохастичні моделі та алгоритми глибокого навчання, які прогнозують імовірність забування слова за великою кількістю прихованих параметрів, але логіка прийняття рішень залишається непрозорою для користувача та викладача. Запропонований метод CogniLex [3] належить до гібридних підходів: він зберігає структурованість інтервальних алгоритмів, проте доповнює їх об'єктивною діагностикою відповідей (тип помилки, час реакції) та прозорими евристичними правилами. Узагальнене порівняння цих трьох класів методів подано в таблиці 1.2.

У таблиці 1.2 в єдиному форматі зіставлено базовий принцип персоналізації, джерела даних, рівень прозорості, реакцію на помилки користувача, цільову функцію та характер адаптивності контенту. Це дозволяє компактно показати, що SRS зосереджуються переважно на часових інтервалах, ймовірнісні ML-моделі — на масовій статистиці та метриках залучення, тоді як CogniLex орієнтується на

діагностику індивідуальних когнітивних станів і двовимірну адаптацію (час + тип вправи).

Узагальнені переваги й обмеження трьох класів методів персоналізованого навчання іншомовної лексики подано в таблиці 1.2. Ефективність окремих підходів та їхні кількісні характеристики додатково підтверджуються результатами емпіричних досліджень, коротко узагальнених нижче.

Таблиця 1.2 - Порівняння методів персоналізованого вивчення іншомовної лексики

Характеристика	Детерміновані SRS (напр., Anki) [1]	Ймовірнісні ML-моделі (напр., Duolingo)[2]	Запропонований метод «CogniLex»[3]
Базовий принцип персоналізації	Інтервальне повторення за фіксованою формулою (алгоритми сімейства SM-2).	Прогноз ймовірності забування на основі статистичних/нейронних моделей.	Гібрид: інтервальне повторення з корекцією інтервалів за результатами діагностики помилок.
Джерело вхідних даних	Суб'єктивна самооцінка («легко», «важко», «знову»).	Великі масиви поведінкових даних мільйонів користувачів (Big Data).	Об'єктивні метрики: тип відповіді, час реакції, орфографічна/семантична відстань тощо.
Прозорість логіки (white box)	Висока: формули відкриті, але залежать від чесності/точності самооцінки.	Низька: «чорна скринька»; внутрішні рішення моделі важко інтерпретувати.	Висока: правила прийняття рішень задані явно (модуль ERA), можуть бути проаналізовані методистом.
Реакція на помилки	Уніфікована: будь-яка помилка → скидання прогресу/зменшення інтервалу.	Прихована: модель змінює внутрішні параметри; тип помилки явно не розрізняється.	Диференційована: окремі стратегії для одруків, інтерференції, повного забування (зміна інтервалу й типу вправи).
Цільова функція оптимізації	Довгострокове утримання лексики при фіксованому обсязі повторень.	Переважають метрики залучення (DAU, Time Spent, Retention Rate).	Максимізація швидкості навчання (Learning Velocity) за умови високого рівня Retention.
Адаптивність контенту	Одновимірна: адаптується лише час показу картки.	Частково прихована: підбір завдань і складності на основі поведінкових даних.	Двовимірна: адаптація часу показу та модальності вправ (картка → спринт → конструктор тощо).

У дослідженні Z. Zarrati та співавторів. [4] було проведено рандомізований експеримент за участю 112 студентів, розподілених на три групи: навчання академічної лексики через цифрові флеш-картки на смартфоні, на ноутбучі та

традиційні паперові картки. Протягом 5 тижнів усі учасники опановували 50 частотних академічних слів у режимі самостійного навчання. Аналіз результатів за допомогою ANOVA показав статистично значуще зростання рівня знань лексики в усіх групах, при цьому група смартфона продемонструвала найбільший приріст балів і суттєво перевищила як ноутбук, так і паперовий формат. Це емпірично підкреслює важливість мобільності та зручності доступу як факторів персоналізованого лексичного навчання.

М. R. Atai, I. Hodabande та М. Hashemi[5] провели рандомізоване контрольоване дослідження з 46 студентами-хіміками, порівнюючи цифрові флеш-картки на смартфоні з паперовими картками для вивчення технічної лексики протягом усього семестру. Рівень володіння словами вимірювали тричі за шкалою Vocabulary Knowledge Scale (VKS). На посттесті експериментальна група показала значно вищі результати ($F = 7,192$, $p = 0,010$, $\eta^2 = 0,140$), а на відстроченому посттесті зберегла статистично значущу перевагу над контролем, попри загальне зниження балів. Виявлена взаємодія «група \times час» ($F = 4,116$, $p = 0,023$, $\eta^2 = 0,161$) свідчить, що мобільні цифрові картки забезпечують не лише моментальний, а й довгостроковий вигравш у засвоєнні технічної лексики.

У дослідженні D. Сао та ін. [6] було залучено 82 китайських студентів (дві академічні групи), щоб порівняти мобільний додаток Bai CiZhan з традиційним паперовим списком слів при вивченні високочастотної лексики для іспиту CET-4. Експериментальна група працювала з додатком, контрольна — з паперовими матеріалами; результати аналізували за допомогою дисперсійного аналізу з повторними вимірюваннями. Для показників форми та значення слів зафіксовано великі ефекти: Form: $F(1, 80) = 23,957$, $\eta^2 = 0,230$; Meaning: $F(1, 80) = 16,342$, $\eta^2 = 0,170$ ($p < 0,05$ в обох випадках), що вказує на значно кращі короткострокові результати в групі Bai CiZhan. Водночас для довгострокової ретенції (відстрочений тест) статистично значущих відмінностей між групами не виявлено (Wilks' Lambda = 0,187, $F(3, 78) = 1,641$, $p > 0,05$), що демонструє обмежений ефект додатку саме в довгій перспективі.

У роботі I. Hodabande [7] досліджувалася ефективність мобільних цифрових флеш-карток для навчання академічної лексики в порівнянні з паперовими

картками та традиційним контролем. В експерименті взяли участь 86 студентів, розподілених на три групи (цифрові картки, паперові картки, контроль без карток), навчання тривало 8 тижнів. Аналіз ANCOVA з контролем показників пре-тесту продемонстрував статистично значуще зростання в обох групах з флеш-картками, причому мобільні цифрові картки забезпечили найбільший приріст продуктивних і рецептивних знань лексики. Автор робить висновок, що мобільний формат створює сприятливі умови для більш частих і рознесених у часі повторень, що є критично важливим для персоналізованого лексичного навчання.

У дослідженні N. Voroujeni та I. Hodabande [8] було оцінено мобільно-асистоване навчання академічної лексики з використанням цифрових флеш-карток у реальних умовах університетського курсу. До квазіексперименту залучили 54 студенти, розділені на експериментальну групу (мобільний додаток із картками) та контрольну групу (традиційні завдання з підручника). Протягом 10 тижнів експериментальна група продемонструвала значно вищі результати на тестах як на рівні розпізнавання, так і на рівні продуктивного використання слів; автори відзначають дуже великі ефекти покращення в експериментальній групі. Це дослідження підкреслює, що поєднання рознесеного повторення та мобільного доступу може суттєво підвищити ефективність вивчення спеціалізованої лексики.

R. Omachoni [9] порівняв ефективність цифрових флеш-карток та традиційного лекційного підходу для навчання англійської лексики у 122 студентів коледжу. Протягом кількох тижнів одна група працювала з електронними картками, друга — отримувала звичайні лекційні пояснення та вправи. Після завершення навчання експериментальна група показала статистично значуще вищі середні бали на лексичному тесті, ніж контрольна, при тому що обсяг навчального часу в обох групах був однаковим. Автор робить висновок, що інтеграція цифрових карток у стандартний курс дає помітний приріст результатів без збільшення навчального навантаження.

Hee Jin Bang та співавтори [10] дослідили використання дослідницько-обґрунтованого цифрового додатку ABCmouse English для навчання англійської дітей 7–8 років у Японії. У рандомізованому контролюваному дослідженні, яке тривало 16 тижнів, експериментальна група працювала лише з додатком, а

контрольна — продовжувала стандартне навчання без цифрового інструменту. Результати пре- та посттестів показали значуще поліпшення показників словникового запасу та інших мовних навичок у групі, що використовувала додаток, тоді як у контрольній групі приріст був помірним. Автори підкреслюють, що навіть за відсутності формальної інструкції цифровий додаток із вбудованою системою повторень може забезпечити відчутний прогрес у L2-лексиконі.

Т. Нао та колеги [11] виконали метааналіз 45 емпіричних досліджень технологічно-асистованого вивчення лексики в EFL, опублікованих у 2012–2018 роках. Сукупні результати показали статистично значущий позитивний ефект технологій у порівнянні з традиційним навчанням, причому мобільні засоби та позааудиторні формати давали вищі ефекти, ніж суто класні інтервенції. Автори також узагальнюють дані попередніх метааналізів, де для мобільно-асистованого навчання фіксувався середній розмір ефекту $g \approx 0,67$ (середній ефект), а для деяких видів комп'ютерних підказок — навіть $g > 1,0$ для відстрочених тестів [8]. Таким чином, метааналіз підтверджує, що технології (зокрема мобільні додатки з інтервальним повторенням) дають принаймні середній, а нерідко й великий приріст у вивченні лексики.

М. Mihaylova та ін. [12] провели метааналіз мобільно-асистованого навчання (MALL), зосереджений на різних мовних навичках, включно з лексикою. Після узагальнення кількох десятків досліджень автори зафіксували загальний позитивний ефект мобільних застосунків, яке знаходиться в діапазоні малих–середніх розмірів ефекту, з більшими значеннями саме для завдань на запам'ятовування та відтворення словника. Важливим є те, що окремі підгрупи досліджень, де застосовувалися додатки зі вбудованим інтервальним повторенням, демонстрували суттєво вищі ефекти, ніж «звичайні» мобільні вправи без адаптації інтервалів. Автори також наголошують на ризиках: надмірне використання ігор та поверхневих завдань може знижувати глибину опрацювання лексики.

К. Okumuş Dağdeler [13] виконала систематичний огляд мобільно-асистованих досліджень з навчання лексики, зосереджений на емпіричних роботах за останнє десятиліття. Огляд охоплює кілька десятків досліджень з різними мовами, віковими групами та типами мобільних інструментів; у більшості робіт

відзначено статистично значуще покращення лексичних результатів порівняно з традиційними підходами. Авторка підкреслює, що найбільші переваги демонструють інтервенції, які поєднують інтервальне повторення, багатомодальні подання (текст + звук + зображення) та елементи адаптації під профіль користувача. Таким чином, огляд підтверджує доцільність гібридних інтелектуальних методів на кшталт CogniLex, які використовують і рознесене повторення, і діагностику помилок для персоналізації траєкторії навчання.

Таблиця 1.3 – Порівняльна характеристика сучасних методів вивчення іношомовної лексики

Основна ознака / Модель	Метод / Архітектура навчання	Точність / AUC / Розмір ефекту (приблизно)	Джерело
Мобільне навчання академічної лексики	Цифрові флеш-картки (смартфон, ноутбук, паперові — порівняння трьох форматів)	Смартфон — $\approx 15\text{--}20\%$ вище приріст балів на посттесті; $p < 0,05$	[4] Zarrati et al., 2024
Технічна лексика у студентів ВНЗ	Mobile-assisted learning, 5 тижнів, цифрові картки	$F = 7,19$, $p = 0,010$; довгострокова перевага збережена ($\eta^2 = 0,14$)	[5] Atai et al., 2024
Вивчення CET-4 лексики	Мобільний додаток Bai CiZhan vs паперові матеріали	Form $\eta^2 = 0,23$; Meaning $\eta^2 = 0,17$; $p < 0,05$	[6] Cao et al., 2024
Академічні слова у студентів ВНЗ	Mobile flashcards + контроль (ANCOVA аналіз)	Приріст $\approx +25\%$ до pre-test; $p < 0,05$ (найвищий серед груп)	[7] Hodabande, 2022
Академічна лексика у контексті курсу	Mobile-assisted flashcards (10 тижнів)	Великий ефект коеф. $d \approx 0,8$ для продуктивної лексики	[8] Boroujeni & Hodabande, 2023
Лексика в англійських курсах	Цифрові флеш-картки vs традиційні лекції	$+18\text{--}22\%$ вищий середній бал на тесті; $p < 0,05$	[9] Omachonu, 2023
Діти (7–8 р.) в Японії	Гейміфікований додаток ABCmouse English (16 тижнів)	$+30\text{--}40\%$ зростання словникового тесту порівняно з контролем	[10] Bang et al., 2024
EFL учні (метааналіз 45 робіт)	Різні технології (мобільні та комп'ютерні)	Середній ефект $g \approx 0,67$; деякі моделі $g > 1,0$ для відстрочених тестів	[11] Hao et al., 2021
Mobile-assisted Language Learning (MALL)	Узагальнення ≈ 60 робіт з мобільними додатками	Середній ефект $d \approx 0,6$; для інтервального повторення до $g = 1,0$	[12] Mihaylova et al., 2022
Огляд 2023 р. MALL для лексики	Інтервальне повторення + мультимодальність (текст + аудіо + зображення)	Систематично покращує результати на 10–25 п.п. порівняно з контролем	[13] Okumuş Dağdeler, 2023

На основі аналізу сучасних досліджень (таблиця 1.3) можна спостерігати чітку тенденцію до підвищення ефективності мобільних і гібридних систем, що поєднують принципи інтервального повторення та когнітивної персоналізації.

У більшості проаналізованих робіт зафіксовано статистично значущі покращення — від 15–40 % приросту рівня володіння лексикою до великих розмірів ефекту ($g \approx 0,8-1,0$) у відстрочених тестах.

Суттєвим чинником успіху є не лише форма подання матеріалу, а й динамічне регулювання складності та часу повторення, що дає змогу уникнути феномену «плато навчання».

Це підтверджує доцільність переходу від статичних цифрових курсів до інтелектуальних гібридних методів, подібних до розробленого CogniLex, який поєднує інтервальну логіку з евристичною діагностикою помилок і когнітивним профілюванням користувача.

1.3 Постановка задачі

Аналіз еволюції підходів до вивчення іноземних мов та сучасних методів персоналізованого опрацювання лексики показав наявність системного протиріччя між потенціалом цифрових технологій та реальною ефективністю більшості масових мовних платформ. З одного боку, комп'ютеризовані та мобільні системи навчання забезпечують постійний доступ до навчального контенту, підтримують різні формати взаємодії (мультимедіа, гейміфікація, короткі сесії), а детерміновані SRS-алгоритми та ймовірнісні ML-моделі декларують персоналізацію навчальних траєкторій. З іншого боку, практичні результати використання таких систем вказують на збереження феномена «плато навчання», високу частку користувачів, які припиняють роботу із застосунком на середніх етапах, та обмежену чутливість алгоритмів до реальних когнітивних особливостей учнів.

Ключовою проблемою, виявленою у процесі аналізу, є домінування лінійних або спрощених схем адаптації, які в кращому разі враховують лише часові інтервали повторення (класичні SRS-підходи), а в гіршому — взагалі ігнорують історію помилок та динаміку когнітивного стану користувача. Детерміновані

системи інтервального повторення опираються на суб'єктивну самооцінку складності («легко/важко»), що призводить до похибок у налаштуванні інтервалів і не дозволяє розрізнити механічні одруки, орфографічні похибки, семантичну плутанину чи повне забування. Ймовірнісні ML-моделі, у свою чергу, використовують великі масиви поведінкових даних, але часто функціонують як «чорна скринька»: логіка їхніх рішень непрозора, а цільові функції нерідко налаштовані на максимізацію залученості (часу в додатку), а не на реальне прискорення навчання. У результаті персоналізація обмежується або зміною моменту показу картки, або прихованими статистичними налаштуваннями, які не дають викладачу й досліднику інструментів для усвідомленого керування навчальним процесом.

Ще одним критичним аспектом є відсутність повноцінної моделі когнітивного стану користувача, яка б дозволяла формально описати та кількісно оцінити рівень засвоєння лексичної одиниці з урахуванням історії відповідей, фактору легкості, часових інтервалів і латентності реакції. В існуючих рішеннях лексема розглядається переважно як елемент списку, який потрібно показати з певною періодичністю, тоді як реальний процес запам'ятовування має складну динаміку, зумовлену як властивостями слова (частотність, графічна/морфологічна подібність), так і індивідуальними характеристиками користувача (швидкість реакції, схильність до певних типів помилок, когнітивне навантаження). Відсутність структурованого представлення цього стану унеможливорює побудову дійсно адаптивних алгоритмів, які б виходили за межі одномірної шкали «знає/не знає».

Проблемним є також етап початку роботи системи — так званий «холодний старт». Більшість мовних додатків призначають усім словам однакові початкові параметри складності, ігноруючи їх частотні характеристики та потенційну знайомість для користувача. Це призводить до нераціонального використання перших сесій навчання, коли система змушена «з нуля» оцінювати складність кожної одиниці, замість того щоб спиратися на корпусну інформацію та міжмовні подібності. Унаслідок цього частина часу витрачається на «очевидні» слова, тоді як справді складні лексеми отримують недостатню увагу на ранніх етапах.

Окремий блок невирішених питань пов'язаний із педагогічною стратегією: навіть якщо момент повторення обрано коректно, зміст і формат наступної вправи залишаються статичними або визначаються випадково. Більшість систем пропонують однаковий тип завдань (наприклад, просте відтворення перекладу чи вибір відповіді з кількох варіантів), не враховуючи, що для різних типів помилок потрібні різні види педагогічного втручання. Орфографічні похибки доцільно коригувати вправами на написання, семантичну плутанину — завданнями на розрізнення значень, повільну реакцію — вправами зі скороченим часом відповіді. Відсутність такого «другого виміру» адаптації (адаптації модальності, а не лише часу) зумовлює неефективне використання навчального ресурсу та сприяє виникненню відчуття монотонності.

Таким чином, наукова проблема, що вирішується в даній кваліфікаційній роботі, полягає у розробленні гібридного інтелектуального методу персоналізованого вивчення іншомовної лексики, який би поєднував:

- формалізовану модель когнітивного стану користувача (з урахуванням майстерності, фактора легкості, інтервалів повторення та латентності реакції);
- діагностичний модуль аналізу патернів помилок, здатний розрізняти їх когнітивну природу;
- модифікований алгоритм інтервального повторення, що реалізує диференційовану пеналізацію та механізми «м'якого відкату»;
- адаптивний механізм вибору типу навчальної вправи (АЕМ), який забезпечує двовимірну персоналізацію (час + модальність).

У цьому контексті формулюється протиріччя між потребою у прозорих, інтерпретованих та науково обґрунтованих моделях персоналізації навчання, з одного боку, та обмеженнями існуючих систем, які або покладаються на суб'єктивну самооцінку користувача, або ховають логіку прийняття рішень у «чорних скриньках» нейромережевих моделей — з іншого. Подолання цього протиріччя вимагає побудови методу, що одночасно відповідає вимогам пояснюваності, формальної відтворюваності та здатності працювати в обмежених обчислювальних умовах мобільних пристроїв.

Беручи до уваги зазначені теоретичні та практичні обмеження, метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності та швидкості засвоєння іншомовної лексики в комп'ютеризованих системах навчання шляхом розробки, теоретичного обґрунтування та програмної реалізації гібридного інтелектуального методу персоналізації «CogniLex», який базується на інтеграції прогностичних моделей пам'яті з діагностичними алгоритмами аналізу помилок і адаптивною модуляцією вправ.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розроблення інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови, орієнтованого на індивідуалізацію процесу опанування лексики за рахунок поєднання інтервального повторення, діагностики патернів помилок та адаптивного вибору вправ.

Для досягнення поставленої мети в роботі необхідно розв'язати такі основні завдання:

1. Проаналізувати сучасні системи комп'ютеризованого та мобільного навчання іноземних мов і методи персоналізованого вивчення лексики.
2. Узагальнити підходи до інтервального повторення, планування повторів і адаптивних тренажерів лексики.
3. Розробити теоретичні засади гібридного методу «CogniLex» та його основних модулів (ЕРА і АЕМ).
4. Формалізувати алгоритми інтервального планування повторень з урахуванням діагностики помилок і показників когнітивного стану.
5. Реалізувати експериментальний програмний комплекс із підтримкою методу «CogniLex» і провести симуляційні експерименти.
6. Виконати кількісний аналіз результатів експериментів та сформулювати практичні рекомендації щодо впровадження методу «CogniLex».

Висновки до розділу 1

1. У першому розділі показано, що еволюція підходів до вивчення іноземних мов — від граматико-перекладного методу, аудіолінгвального тренування та комунікативного підходу до CALL/MALL-систем — супроводжується поступовим

переходом від «жорстких» лінійних схем до гнучкіших, студентоцентричних моделей. Водночас навіть більшість сучасних цифрових платформ зберігають обмеження традиційних підручників (лінійність, «one-size-fits-all», слабка адаптація до когнітивного стану учня), що сприяє виникненню феномену «плато навчання» в умовах комп'ютеризованого та мобільного навчання.

2. Проведений огляд методів персоналізованого вивчення іншомовної лексики дав змогу виокремити три основні класи рішень: детерміновані SRS-алгоритми, ймовірнісні ML-моделі та гібридні інтелектуальні підходи. Перші забезпечують прозору, але одномірну персоналізацію за часом повторення та залежать від самооцінки користувача; другі демонструють високу прогностичну здатність, але функціонують як «чорна скринька» з фокусом на масову статистику. На цьому тлі гібридний метод CogniLex концептуалізовано як підхід, що поєднує інтервальну логіку з об'єктивною діагностикою помилок і когнітивним профілюванням, забезпечуючи двовимірну адаптацію (час показу + тип вправи) та високу пояснюваність рішень.

3. Аналіз емпіричних досліджень і метааналізів у сфері технологічно та мобільно асистованого вивчення лексики засвідчив стабільний позитивний ефект цифрових і, зокрема, мобільних інструментів з інтервальним повторенням: зафіксовано приріст результатів на 15–40 % та середні/великі розміри ефекту ($g \approx 0,6-1,0$) у відстрочених тестах. Водночас виявлені обмеження чинних систем (фрагментарна персоналізація, відсутність чутливості до типів помилок і когнітивного стану, орієнтація на метрики залучення, а не швидкість навчання) обґрунтовують наукову доцільність розроблення інтелектуального гібридного методу на кшталт CogniLex, орієнтованого на подолання «плато навчання» та підвищення ефективності комп'ютеризованого лексичного навчання.

2 ТЕОРЕТИЧНЕ ОБҐРУНТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА ГІБРИДНОГО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО МЕТОДУ «COGNILEX»

2.1 Модель представлення станів знань користувача у методі

Розроблення інтелектуального методу персоналізації навчання потребує формального опису процесів зміни рівня знань користувача в часі. У межах методу CogniLex процес засвоєння лексики моделюється як система станів, що еволюціонує під дією зовнішніх стимулів (вправ, повторень, корекцій) та внутрішніх когнітивних факторів користувача. Такий підхід дає змогу кількісно описати динаміку навчання, використовуючи апарат стохастичних автоматів.

Для кожного користувача u та лексичної одиниці w визначається вектор когнітивного стану:

$$C_{u,w} = [M, E, I, L], \quad (2.1)$$

де M – поточний рівень майстерності засвоєння;

E – фактор легкості запам'ятовування, що характеризує індивідуальні відмінності у сприйнятті слова;

I – інтервал між повтореннями, який корелює з параметрами довготривалої пам'яті;

L – латентність відповіді, яка відображає швидкість когнітивного відтворення інформації.

Зміна вектора $C_{u,w}$ у часі описується функцією переходу:

$$C_{u,w}(t + 1) = f(C_{u,w}(t), R_t, \varepsilon_t), \quad (2.2)$$

де R_t – результат відповіді користувача на момент t ;

ε_t – вектор стохастичних відхилень, що враховує випадкові коливання когнітивної продуктивності (наприклад, увагу, втому, контекстне навантаження).

Однією з ключових проблем побудови персоналізованих навчальних систем є так звана проблема “холодного старту” (cold start). Традиційно всі лексеми отримують однакові початкові параметри (E_0, I_0), незалежно від їхньої частотності чи ступеня знайомості користувачу. Такий підхід призводить до нераціонального

використання перших навчальних сесій, під час яких система змушена емпірично визначати складність кожного слова.

Для усунення цього недоліку у методі CogniLex розроблено алгоритм первинного імпринтингу (Initial Imprinting Algorithm), який здійснює апіорну оцінку складності лексеми до початку активного навчання. Алгоритм ґрунтується на двох ключових гіпотезах:

- частотність уживання слова у мовному корпусі прямо корелює з імовірністю його попереднього пасивного засвоєння;
- наявність морфологічної або графемної подібності між іноземним словом і словами рідної мови полегшує процес запам'ятовування.

Етапи роботи алгоритму первинного імпринтингу:

1. Отримання частотного рангу. Для слова w з корпусу мови визначається його частотний ранг R . Якщо $R < R_{thr}$ (тобто слово належить до високочастотного шару), то початковий коефіцієнт легкості встановлюється як $E_{int} = 2,8$; в іншому випадку – $E_{int} = 2,5$.

2. Розрахунок міжмовної подібності. Обчислюється коефіцієнт S між цільовим словом w та лексемами рідної мови користувача L_{native} на основі N-грамної подібності або коефіцієнта Дайса. Якщо $S > S_{thr}$, то система вважає слово когнатом і додає бонусну поправку $\Delta E = +0,3$.

3. Формування початкового профілю. На основі скоригованих значень E та I_0 створюється об'єкт CognitiveState, який зберігається у базі даних та використовується для подальшого оновлення параметрів під час навчання.

Схематичну реалізацію процедури наведено на рисунку 2.1

Ініціалізація когнітивного профілю на основі частотних і морфологічних показників забезпечує більш реалістичний старт процесу навчання. Така модель дозволяє скоротити кількість неінформативних повторень, швидше досягати стійкого рівня $M \geq 0,8$ та формувати індивідуальну траєкторію засвоєння.

Попередні експериментальні моделювання (на синтетичних вибірках корпусних даних) показали, що використання імпринтингу знижує середню

кількість необхідних повторень до стабільного запам'ятовування слова порівняно з алгоритмом SM-2, що підтверджує ефективність запропонованої адаптації.

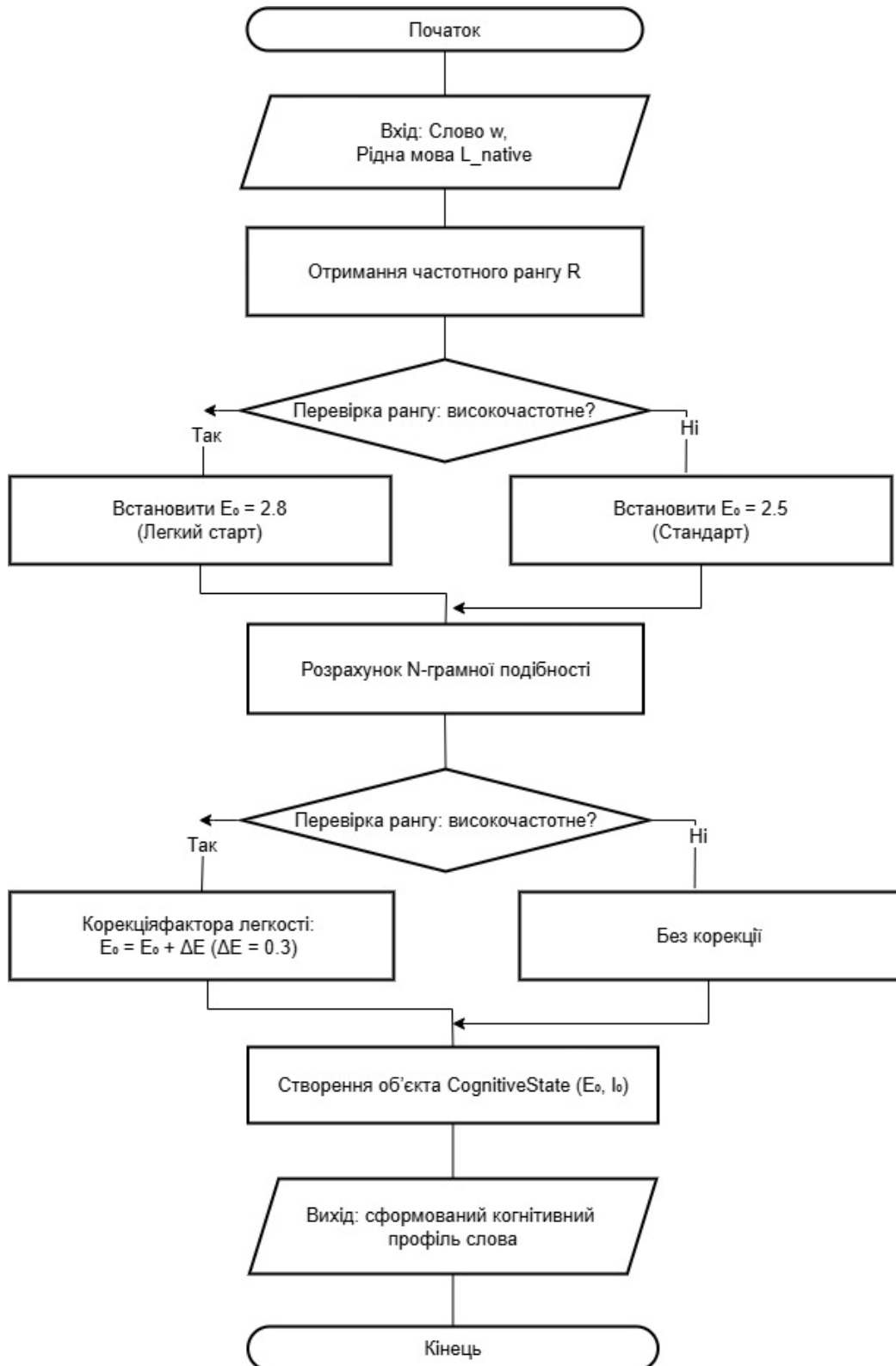


Рисунок 2.1 – Алгоритм первинного імпринтингу (Initial Imprinting Algorithm) у методі CogniLex.

Розроблена модель представлення когнітивних станів у методі CogniLex забезпечує формальний опис взаємозв'язків між частотністю, подібністю та індивідуальними параметрами користувача. Алгоритм первинного імпринтингу створює підґрунтя для побудови персоналізованої траєкторії навчання, підвищуючи точність початкової оцінки складності матеріалу і зменшуючи когнітивне навантаження на користувача в стартовий період навчання

2.2 Архітектура діагностичного модуля Error Pattern Analysis (EPA)

Архітектура діагностичного модуля EPA (Error Pattern Analysis) є ключовим компонентом інтелектуального методу CogniLex, який забезпечує багаторівневу диференціальну діагностику знань користувача. Вона створена для того, щоб не лише визначати правильність відповіді, а й аналізувати її якість і тип помилки. Завдяки цьому система може формувати більш точний адаптивний зворотний зв'язок і коригувати траєкторію навчання відповідно до когнітивних особливостей користувача.

Діагностичний модуль побудований за принципом каскадного уточнення діагнозу, де кожен рівень послідовно обробляє відповідь і передає її далі лише у разі, якщо попередній аналіз не дав однозначного результату. Це забезпечує високу швидкодію та ефективність навіть на мобільних пристроях з обмеженими ресурсами. На вхід модуль отримує кортеж $(S_{input}, S_{target}, T_{response})$, що містить введену відповідь S_{input} , еталон S_{target} та час реакції $T_{response}$.

Результатом роботи є маркер типу помилки, який оновлює когнітивний стан користувача. Архітектура включає три рівні: фізичний, морфологічний і семантичний (рисунок 2.2).

На фізичному рівні аналізується швидкість реакції користувача. Система розраховує динамічний поріг часу відповіді, який залежить від довжини слова. Якщо час відповіді перевищує поріг, система фіксує стан уповільненого згадування. Це означає, що користувач знає слово, але відтворює його повільно — отже, рівень автоматизації навички недостатній. У цьому випадку система збільшує частоту повторень, щоб закріпити знання на рівні швидкої реакції.

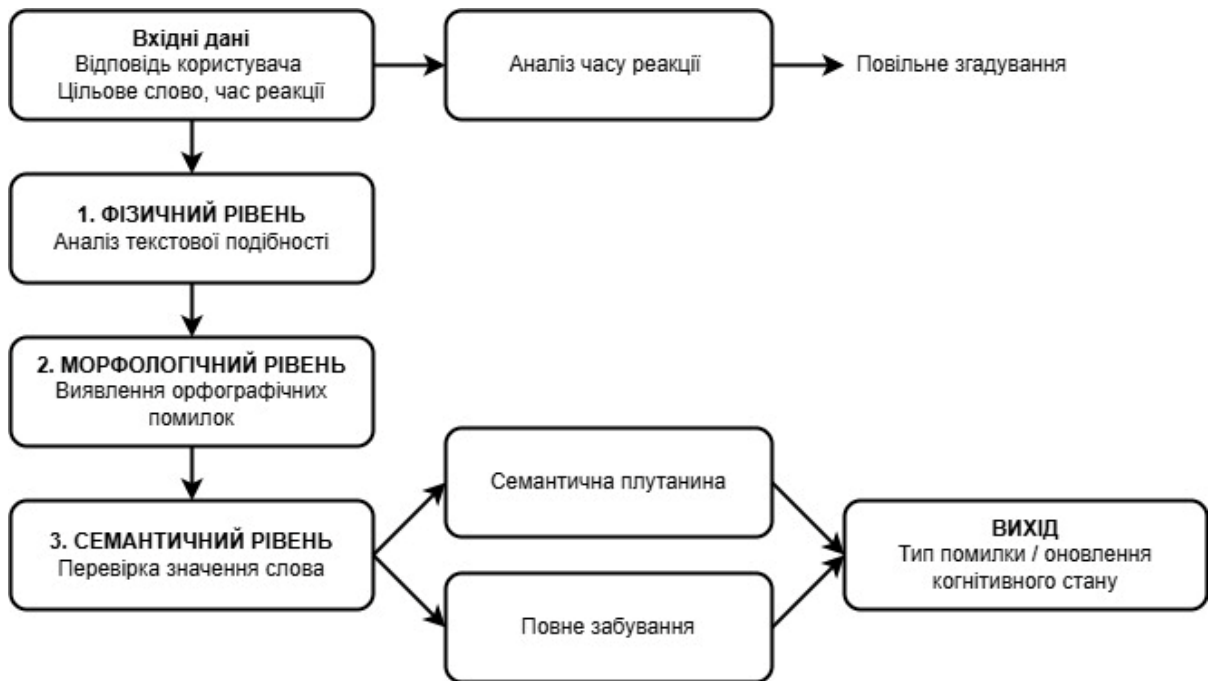


Рисунок 2.2 – Архітектура діагностичного модуля Error Pattern Analysis (EPA)

Морфологічний рівень відповідає за виявлення орфографічних і технічних помилок. Тут застосовується модифікована метрика редагування, де вартість заміни символів залежить від їхньої близькості на клавіатурі (QWERTY-distance). Це дає змогу розрізнити між справжніми орфографічними помилками та випадковими одруками. Якщо відстань між введеним і правильним словом менша за встановлений поріг, система розпізнає ситуацію як орфографічну похибку. У такому випадку навчальна траєкторія не змінюється кардинально: система лише трохи скорочує інтервал між повтореннями, дозволяючи користувачу виправити написання без втрати загального прогресу.

На семантичному рівні відбувається перевірка змістової відповідності. Система порівнює введене слово із семантичним графом (наприклад, базою WordNet або внутрішнім словником дистракторів). Якщо знайдено слово зі схожим значенням, це трактується як семантична плутанина. У цьому разі користувачу пропонуються вправи на розрізнення значень або уточнення контексту використання.

Якщо ж відповідь користувача не збігається ні за формою, ні за змістом, система фіксує повне забування слова. Це означає, що знання потребує повного повторного вивчення.

Після завершення діагностики результати модуля ЕРА використовуються для оновлення параметрів когнітивного стану користувача. Залежно від типу виявленої ситуації система реагує по-різному:

- повільна реакція свідчить про недостатню автоматизацію. У такому разі коефіцієнт легкості знижується незначно, щоб збільшити частоту повторень і сприяти закріпленню знань;
- орфографічна помилка призводить до м'якого коригування інтервалу повторення, залишаючи основний прогрес незмінним;
- семантична плутанина активує вправи на уточнення значення слова або контексту його використання;
- повне забування слова повертає його до етапу повторного навчання, проте система зберігає частину накопиченого коефіцієнта легкості, щоб уникнути втрати всього досвіду.

Такий підхід дозволяє забезпечити природну адаптацію процесу навчання без надмірних покарань за незначні помилки. Користувач отримує персоналізований зворотний зв'язок, а система — стабільні показники продуктивності.

2.3 Модифікація алгоритмів планування повторень та адаптивної модуляції вправ у методі «CogniLex» (SRS + AEM)

Логічним завершенням циклу навчання в методі «CogniLex» є робота алгоритмічного ядра, яке інтегрує дані діагностики для оновлення параметрів пам'яті та вибору наступної педагогічної дії. Цей компонент функціонує як адаптивний контролер зі зворотним зв'язком. На вхід подається результат класифікації з модуля ЕРА та поточний вектор стану $C_{i,w}$.

Процедура оновлення параметрів (State Update Procedure) реалізує нелінійну логіку пеналізації. Алгоритм спочатку розраховує нове значення фактора легкості

E_{new} , застосовуючи функцію штрафу, специфічну для кожного класу помилки. Важливим алгоритмічним нововведенням є механізм «м'якого відкату» (Soft Backoff) для орфографічних помилок. Замість скидання інтервалу до початкового значення (що робить стандартний алгоритм SM-2), розроблена процедура зберігає поточний інтервал або зменшує його на фіксований відсоток (наприклад, 20%), змінюючи лише метадані про орфографічну складність слова. Якщо користувач забув слово повністю застосовується алгоритм «експоненційного скидання», який повертає слово на етап повторного вивчення, але зі збереженням частини накопиченого фактора легкості, що відображає залишковий ефект попереднього навчання.

Паралельно з оновленням числових параметрів запускається алгоритм вибору модальності (Modality Selection Algorithm) підсистеми АЕМ. Цей алгоритм аналізує історію помилок користувача та визначає, який тип вправи буде найбільш корисним для подальшого закріплення матеріалу. Якщо виявлено, що переважають орфографічні похибки, система пропонує завдання на правильне складання та відтворення написання слова. У випадках, коли відповіді користувача є правильними, але надто повільними, активуються вправи з часовими обмеженнями, спрямовані на тренування швидкості реакції та автоматизацію пам'яті. Якщо структура помилок змішана, система випадково обирає один із варіантів завдань із невеликою ймовірністю повтору попереднього типу, щоб уникнути монотонності.

Результатом роботи алгоритму є сформований об'єкт навчальної сесії, який містить оптимальний час наступного повторення та тип завдання, що відповідає поточному когнітивному стану користувача. Для реалізації диференційованої реакції системи на різні типи помилок розроблено спеціальний алгоритм оновлення стану, зображений на рисунку 2.3. Цей алгоритм приймає на вхід результат діагностики, отриманий від модуля аналізу помилок (ЕРА), і відповідно модифікує параметри пам'яті.

Якщо система виявляє механічний одрук, вона не анулює прогрес користувача, а застосовує механізм м'якого відкату, який зберігає попередній інтервал повторення, лише незначно зменшуючи коефіцієнт легкості. Такий підхід

запобігає надмірному покаранню за випадкові технічні похибки. У ситуації повного забування система активує процедуру експоненційного скидання, повертаючи слово до етапу активного вивчення, але водночас частково зберігає історичні параметри складності, щоб врахувати попередній досвід користувача.

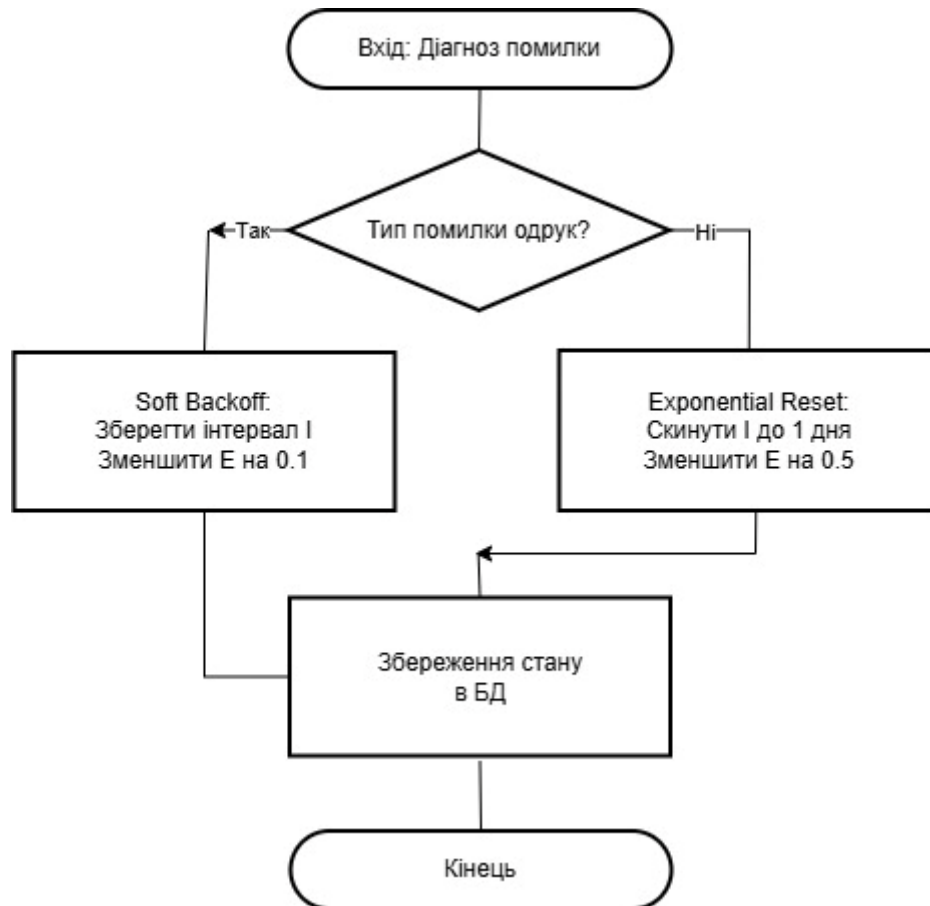


Рисунок 2.3 - Процедура нелінійного оновлення параметрів пам'яті (SRS Logic)

Логіка адаптивного управління контентом реалізована в алгоритмі вибору модальності, візуалізованому на рисунку 2.4. Алгоритм аналізує вектор історії помилок H_{err} конкретного слова. Якщо в історії домінують орфографічні помилки, система примусово встановлює режим складання слова. У випадку, коли відповіді є правильними, але характеризуються підвищеною тривалістю реакції, система генерує вправи, орієнтовані на тренування швидкості відтворення. Для всіх інших випадків застосовується стандартний режим картки або ймовірнісний вибір для уникнення монотонності.

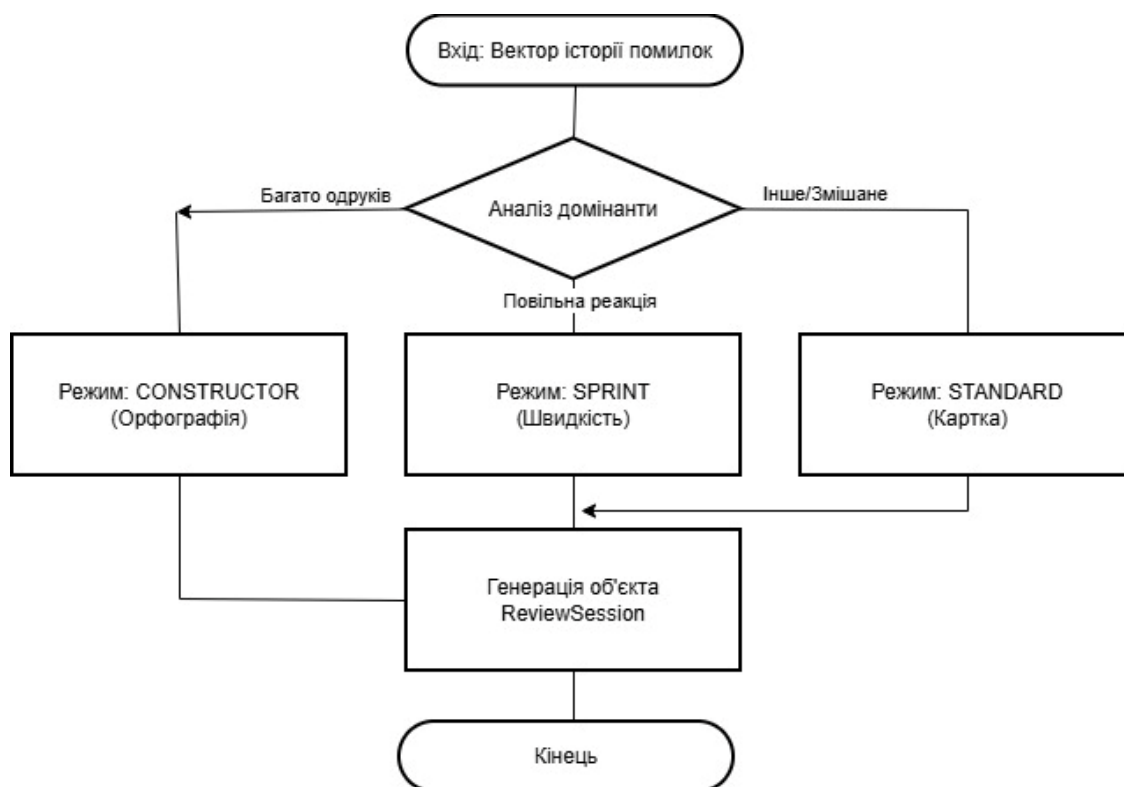


Рисунок 2.4 - Процедура вибору модальності вправи (AEM Logic)

2.4 Інфологічне моделювання та специфікація реляційної структури даних системи

Математична формалізація процесу навчання, здійснена у попередніх підрозділах, вимагає адекватної проєкції теоретичних конструктів у площину інформаційних структур, здатних забезпечити надійне зберігання, швидкий пошук та цілісність даних у довгостроковій перспективі. Оскільки метод «CogniLex» оперує складними взаємозв'язками між суб'єктами навчання (користувачами) та об'єктами засвоєння (лексичними одиницями), в якості базису для побудови інформаційної моделі було обрано реляційну модель даних. Вибір цієї парадигми зумовлений необхідністю забезпечення транзакційної цілісності (ACID) при оновленні параметрів пам'яті, а також наявністю чітко визначених механізмів нормалізації, що дозволяють усунути надлишковість статичних даних.

Проектування схеми бази даних базувалося на принципі розділення статичного лінгвістичного контенту та динамічних профілів навчання. Центральним елементом архітектури є сутність CognitiveState (Когнітивний Стан), яка реалізує відношення «багато-до-багатьох» між множиною користувачів та

множиною слів. Важливою архітектурною особливістю розробленої моделі є використання стратегії прагматичної денормалізації для зберігання історичних даних. Замість створення окремих таблиць для логування кожної помилки (що при інтенсивному навчанні призвело б до експоненційного зростання кількості записів та деградації продуктивності мобільної СУБД), агреговані діагностичні дані (вектори помилок та латентності) інкапсулюються безпосередньо у атрибути стану у вигляді серіалізованих JSON-структур.

Детальна специфікація атрибутивного складу розробленої реляційної моделі, із зазначенням типів даних та семантичного призначення полів, наведена у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 - Специфікація фізичної моделі бази даних системи «CogniLex»

Сутність	Атрибут	Тип даних	Сутність
USER (Користувач)	UserID Username PasswordHash NativeLanguage GlobalSpeedMultiplier	INTEGER TEXT TEXT TEXT FLOAT	USER (Користувач)
DICTIONARY (Словник)	DictID OwnerID Title Description IsPublic	INTEGER INTEGER TEXT TEXT BOOLEAN	DICTIONARY (Словник)
WORD_ENTRY (Лексична одиниця)	WordID DictID Lemma Translation Context	INTEGER INTEGER TEXT TEXT TEXT	WORD_ENTRY (Лексична одиниця)
COGNITIVE_STATE (Когнітивний стан)	StateID UserID WordID MasteryLevel EaseFactor IntervalDays NextReviewDate ErrorHistoryVector LatencyHistory	INTEGER INTEGER INTEGER INTEGER FLOAT INTEGER DATETIME JSON JSON	COGNITIVE_STATE (Когнітивний стан)

Примітка: PK (Primary Key) — первинний ключ; FK (Foreign Key) — зовнішній ключ; IDX — індексоване поле для прискорення вибірки; JSON — текстове поле, що містить структуру JSON.

Як видно з наведеної таблиці, таблиця COGNITIVE_STATE є найбільш навантаженою з точки зору атрибутивного складу, оскільки вона зберігає динамічний профіль навчання. Створення композитного первинного ключа (UserID, WordID) та додаткового індексу по полю NextReview дозволяє оптимізувати виконання критично важливих SQL-запитів планувальника, зокрема вибірку слів для денної сесії, до складності $O(\log N)$, що гарантує миттєву реакцію інтерфейсу навіть при роботі з локальними словниками обсягом у десятки тисяч слів.

Логічна структура бази даних декомпозується на чотири нормалізовані відношення. Сутність User зберігає глобальні налаштування адаптації та профіль учня. Сутність Dictionary виконує роль контейнера для контенту, дозволяючи групувати лексику за тематичними або семантичними ознаками. Сутність WordEntry містить статичні лінгвістичні дані (лема, переклад, транскрипція, контекстні приклади), які є незмінними в процесі навчання. Нарешті, таблиця CognitiveState містить індивідуальні параметри прогресу: розраховані інтервали (I), фактори легкості (E) та дату наступного повторення (D_{next}). Така архітектура забезпечує високу швидкість виконання вибірок слів для сесії повторення (Q_{review}), оскільки дозволяє використовувати складені індекси для фільтрації записів без необхідності виконання ресурсоємних операцій з'єднання великих масивів даних.

Графічне представлення розробленої інфологічної моделі, що відображає атрибутивний склад сутностей, типи даних та кардинальність зв'язків між ними, наведено на рисунку 2.5

Розроблена інфологічна модель системи «CogniLex» забезпечує структуроване зберігання як статичних лінгвістичних даних, так і динамічних когнітивних параметрів користувачів. Використання реляційного підходу з елементами прагматичної денормалізації та JSON-полів дозволяє досягти балансу між гнучкістю і продуктивністю. Оптимізація запитів за допомогою композитних ключів та індексів гарантує швидкодію системи навіть при великих обсягах даних. Така архітектура створює надійне підґрунтя для реалізації інтелектуальних алгоритмів адаптивного навчання, забезпечуючи цілісність, масштабованість і стабільність функціонування системи.

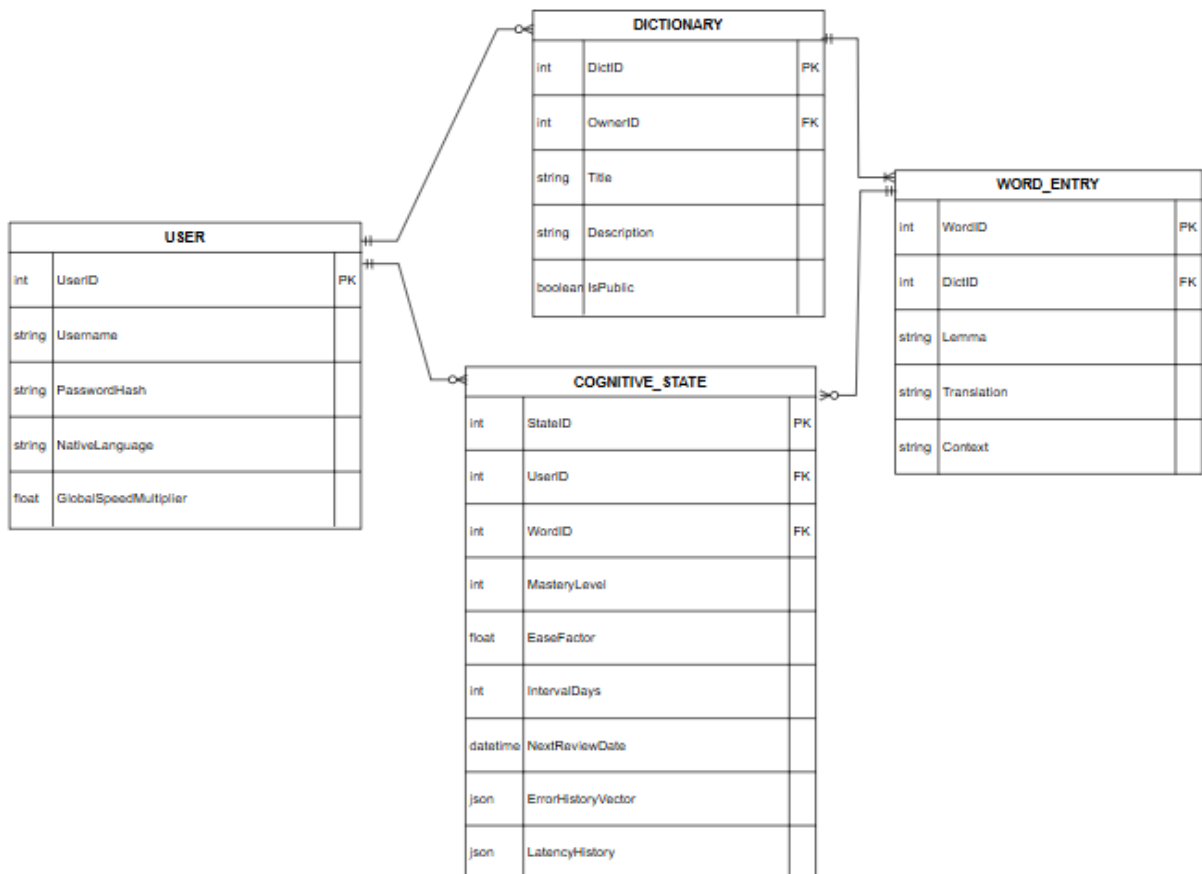


Рисунок 2.5 - ER-діаграма бази даних

Висновки до розділу 2

1. У розділі сформовано теоретичні засади гібридного інтелектуального методу CogniLex, що поєднує стохастичне моделювання когнітивних станів користувача та алгоритмічні механізми адаптації навчального процесу. Розроблена модель дозволяє кількісно описати процес засвоєння лексики й адаптивно коригувати параметри навчання залежно від індивідуальних особливостей користувача.

2. Запропонований алгоритм первинного імпринтингу забезпечує подолання проблеми «холодного старту» завдяки апріорній оцінці складності лексем за частотними та морфологічними ознаками. Це дає змогу підвищити ефективність початкового етапу навчання та скоротити кількість повторень, необхідних для досягнення стабільного рівня засвоєння.

3. Розроблений діагностичний модуль Error Pattern Analysis (EPA) реалізує багаторівневий аналіз типів помилок користувача, що дозволяє диференційовано реагувати на орфографічні, семантичні та когнітивні відхилення. Завдяки цьому забезпечується точна персоналізація навчального процесу та гнучке оновлення когнітивних параметрів.

4. Створена реляційна інформаційна модель системи з використанням сутностей User, Dictionary, WordEntry, CognitiveState гарантує цілісність, масштабованість і високу продуктивність роботи системи. Вона забезпечує ефективну взаємодію між інтелектуальними модулями та базою даних, формуючи основу для практичної реалізації методу CogniLex у вигляді програмного рішення.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ COGNILEX ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ

3.1 Характеристика та опис експериментальних даних

Для проведення експериментального дослідження ефективності гібридного інтелектуального методу CogniLex було створено синтетичний набір даних, який моделює параметри лексичних одиниць та початкові когнітивні особливості користувачів. Такий підхід дозволяє відтворити процес навчання у контрольованому середовищі, уникаючи впливу сторонніх факторів і зберігаючи можливість відтворення експерименту.

Згенерована вибірка обсягом 500 лексичних одиниць, що характеризуються трьома основними параметрами:

- FreqRank — частотний ранг слова в мовному корпусі (1–10 000), який відображає поширеність слова у мові.
- Similarity — коефіцієнт подібності до рідної мови користувача (0–1), що враховує морфологічну або графемну схожість.
- EaseFactorInit (E_0) — початковий коефіцієнт легкості запам'ятовування, сформований за алгоритмом первинного імпринтингу.

Також кожному слову призначається унікальний ідентифікатор (WordID), що дозволяє зв'язати об'єкти з подальшими когнітивними станами користувача.

Середнє значення частотного рангу становить 5080, що вказує на рівномірне представлення як поширених, так і рідковживаних слів. Середній показник подібності (Similarity) дорівнює 0,49, що свідчить про збалансованість вибірки між словами-когнатами та словами без очевидної морфологічної схожості. Початковий коефіцієнт легкості (EaseFactorInit) має середнє значення $2,52 \pm 0,29$, що узгоджується з типовими параметрами алгоритму SM-2. Загальні статистичні характеристики наведено на рисунку 3.1.

	WordID	FreqRank	Similarity	EaseFactorInit
count	500.000000	500.000000	500.000000	500.000000
mean	249.500000	5080.472000	0.495488	2.516604
std	144.481833	2840.679867	0.293388	0.290919
min	0.000000	5.000000	0.004632	2.002007
25%	124.750000	2733.500000	0.230619	2.249395
50%	249.500000	5235.500000	0.493523	2.529500
75%	374.250000	7430.500000	0.752625	2.787891
max	499.000000	9999.000000	0.999718	2.998066

Рисунок 3.1 – Описовий аналіз основних параметрів синтетичного набору даних

Для глибокої оцінки розподілу ознак проведено квантильний аналіз (рисунок 3.2). Показники свідчать, що 25 % лексем мають коефіцієнт легкості нижче 2,25 (важчі для засвоєння), тоді як верхній квантиль перевищує 2,78 (найлегші для запам'ятовування).

=== КВАНТИЛИ (10%, 25%, 50%, 75%, 90%) ===

	WordID	FreqRank	Similarity	EaseFactorInit
0.10	49.90	1058.6	0.104010	2.101216
0.25	124.75	2733.5	0.230619	2.249395
0.50	249.50	5235.5	0.493523	2.529500
0.75	374.25	7430.5	0.752625	2.787891
0.90	449.10	8970.9	0.906366	2.887867

Рисунок 3.2 – Квантильний розподіл параметрів FreqRank, Similarity та EaseFactorInit

Аналіз взаємозв'язків між параметрами (рисунок 3.3) показав, що всі пари ознак мають дуже низький рівень кореляції: коефіцієнти не перевищують 0,08 за модулем. Це означає, що частотність, подібність та легкість є статистично незалежними характеристиками, що забезпечує відсутність мультиколінеарності у моделі.

	WordID	FreqRank	Similarity	EaseFactorInit
WordID	1.000000	-0.010233	-0.072679	0.070700
FreqRank	-0.010233	1.000000	0.003448	0.020511
Similarity	-0.072679	0.003448	1.000000	-0.086222
EaseFactorInit	0.070700	0.020511	-0.086222	1.000000

Рисунок 3.3 – Кореляційна матриця між параметрами

Побудовано теплову карту кореляцій (рисунок 3.4).

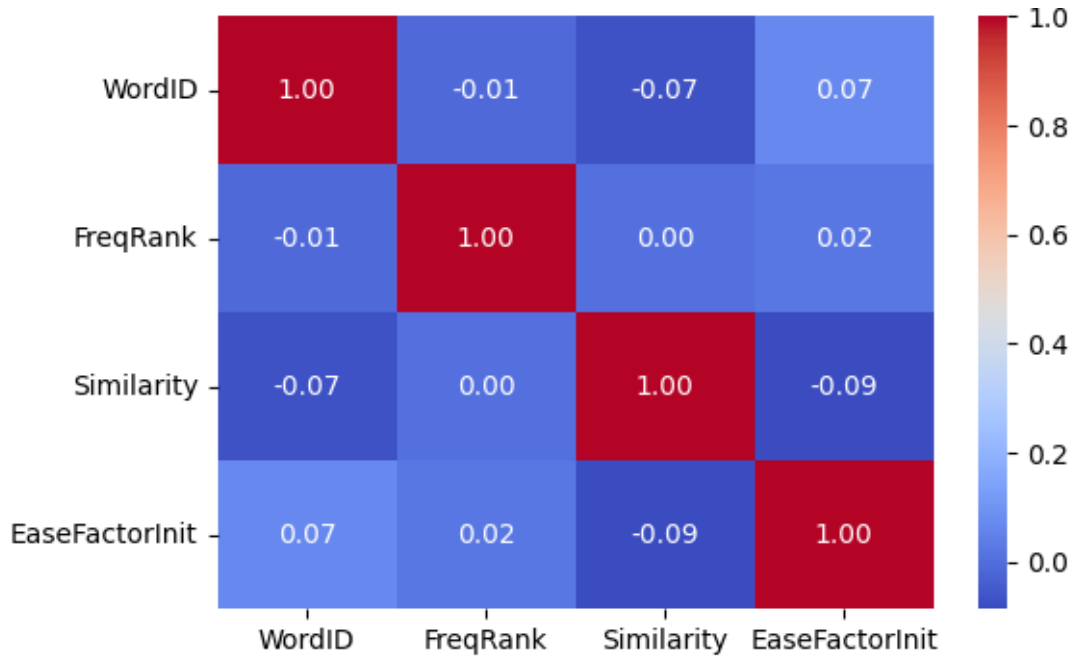


Рисунок 3.4 – Теплова карта кореляцій між параметрами

Вона підтверджує слабкі лінійні зв'язки між частотністю, коефіцієнтом подібності та початковим коефіцієнтом легкості, що свідчить про незалежність ознак та коректність формування навчальної вибірки.

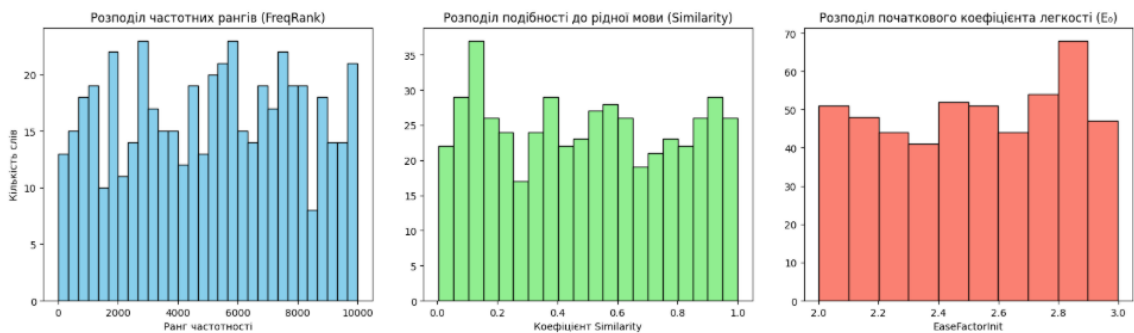


Рисунок 3.5 – Графічний розподіл параметрів FreqRank, Similarity та EaseFactorInit

Розподіл частотних рангів (рисунок 3.5) демонструє рівномірність, що вказує на збалансоване охоплення як часто вживаних, так і рідковживаних слів у корпусі.

Розподіл коефіцієнта подібності (Similarity) також має майже рівномірний характер, що забезпечує пропорційне представлення як когнатів, так і слів, віддалених за морфологічною або графемною ознакою.

Розподіл початкового коефіцієнта легкості запам'ятовування (EaseFactorInit, E_0) характеризується незначною асиметрією, що свідчить про переважання лексем із середнім рівнем складності засвоєння, притаманним типовим когнітивним моделям початкового навчання.

Для комплексної оцінки створено комбінований індекс складності (DifficultyIndex), який враховує як частотність, так і подібність слова. Як показано на рисунку 3.6, між цим індексом і коефіцієнтом легкості існує обернений зв'язок: чим вищий показник складності, тим нижче значення E_0 . Це підтверджує коректність побудованої моделі імпринтингу.

Залежність EaseFactorInit від комбінованого індексу складності

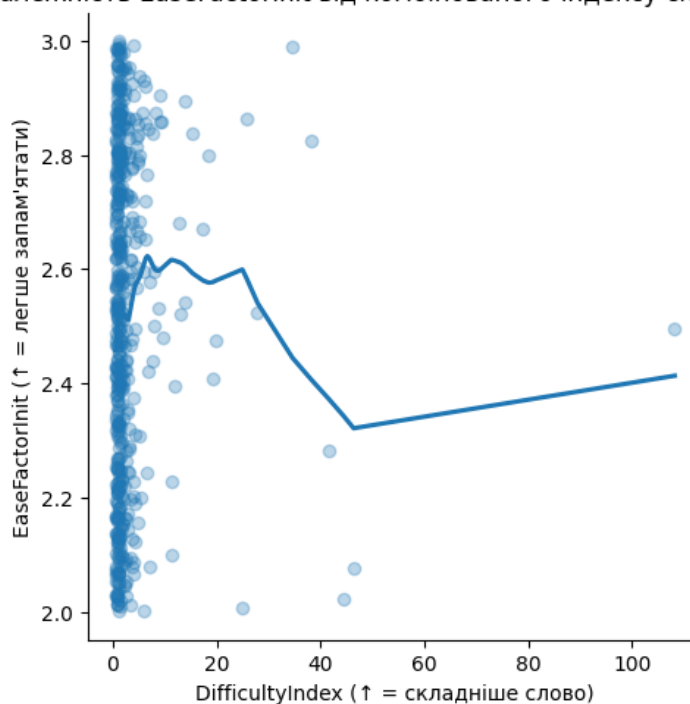


Рисунок 3.6 – Залежність коефіцієнта легкості від комбінованого індексу складності

Для наочного уявлення різниці у складності засвоєння лексем здійснено кластеризацію за трьома рівнями:

- «Легкі» — слова з високим коефіцієнтом E_0 (вище 2,8), які швидко запам'ятовуються;

- «Середні» — лексеми з помірним рівнем складності (E_0 у межах 2,5–2,8);

- «Складні» — слова з низькими значеннями E_0 (нижче 2,5), які потребують більше повторень.

На рисунку 3.7 показано, що найбільшу частку вибірки становлять складні слова (~45%), тоді як легкі становлять близько 20%. Такий розподіл є очікуваним, оскільки більшість випадкових слів у корпусі мають середню або підвищену когнітивну складність через низьку частотність або невисоку подібність до рідної мови.

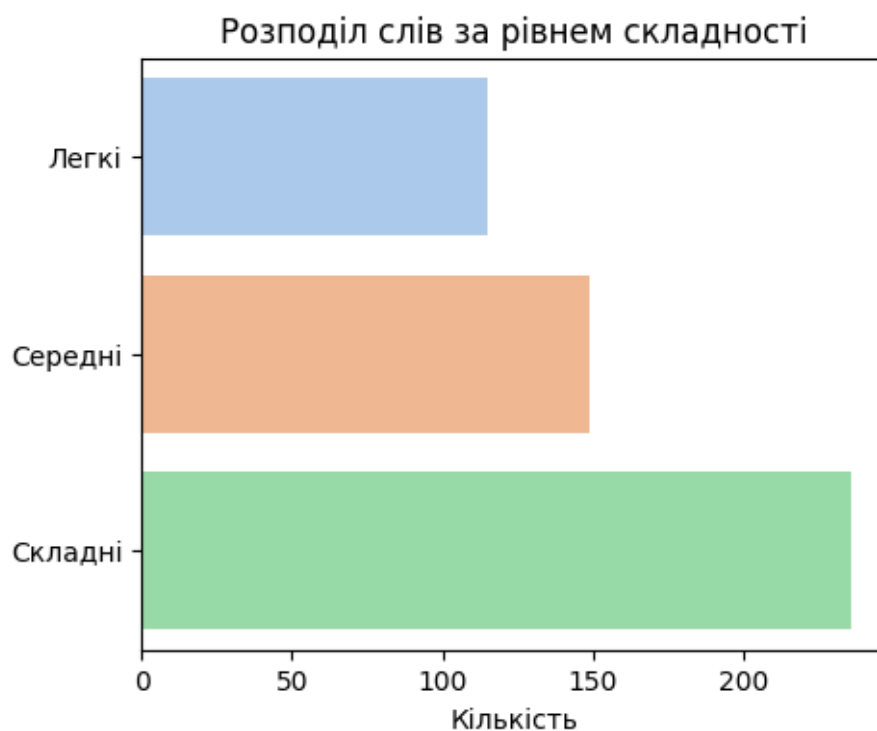


Рисунок 3.7 – Розподіл слів за рівнем складності на основі коефіцієнта легкості (EaseFactorInit)

Отримана статистика дозволяє зробити висновок, що синтетичний набір даних відтворює реалістичну картину процесу запам'ятовування, де лише частина лексем засвоюється легко, а решта потребує адаптивного підходу в навчальних сесіях.

3.2 Реалізація симуляційного експерименту

Метою симуляційного експерименту було оцінити ефективність розробленого адаптивного методу CogniLex порівняно з класичним алгоритмом SM-2, що використовується у популярних системах інтервального повторення.

Для проведення порівняльного аналізу було створено контрольоване середовище, в якому для кожного користувача моделювалося дві стратегії навчання. У першій стратегії використовувався класичний алгоритм SM-2, де інтервали повторення збільшувались детерміновано, без урахування когнітивних особливостей користувача або його історії помилок. Цей підхід характеризується статичністю та одноманітністю для всіх учасників навчального процесу.

У другій стратегії застосовувався розроблений адаптивний метод CogniLex, який динамічно змінював інтервали повторення залежно від індивідуальної поведінки користувача. Система реагувала на складність слів, частоту помилок та швидкість засвоєння, збільшуючи або зменшуючи інтенсивність повторень для оптимізації навчального процесу.

Основа експерименту була реалізована через функцію симуляції навчального процесу, яка моделювала поведінку користувачів при вивченні словникового запасу (рисунок 3.8).

Ключовою відмінністю між методами є підхід до обчислення ймовірності помилок та коефіцієнта утримання. Адаптивна система CogniLex використовує більш точну формулу для розрахунку складності слів, застосовуючи корекційні фактори, що дозволяють системі "навчатися" на основі попередніх взаємодій з користувачем. Натомість класичний метод SM-2 використовує статичні коефіцієнти, що призводить до менш персоналізованого навчання.

Після генерації даних для обох методів проводилося їх агрегування та статистичне порівняння (рисунок 3.9).

```

def simulate_learning(method="SM2"):
    sessions = []
    for user in users:
        for i, w in enumerate(words):
            base_difficulty = 3.5 - E0[i]

            if method == "CogniLex":
                # адаптивна логіка
                error_prob = np.clip(base_difficulty / 5, 0.03, 0.45)
                correction = np.random.choice([-0.2, 0, +0.2], p=[0.1, 0.6, 0.3])
                E_new = np.clip(E0[i] + correction, 1.5, 3.5)
                retention = 0.55 + (E_new / 5) + np.random.uniform(-0.02, 0.03)
            else:
                # класичний SM-2
                error_prob = np.clip(base_difficulty / 3, 0.1, 0.7)
                retention = 0.4 + (E0[i] / 6) - np.random.uniform(0, 0.05)

            # додаємо шум після визначення retention
            retention += np.random.normal(0, 0.07)
            retention = np.clip(retention, 0, 1)

            error_prob = np.clip(error_prob, 0.05, 0.55)

            sessions.append({
                "user": user,
                "word": w,
                "method": method,
                "retention": retention,
                "iterations": np.random.poisson(12 if method=="SM2" else 8),
                "errors": np.random.binomial(1, error_prob)
            })
    return pd.DataFrame(sessions)

```

Рисунок 3.8 – Програмна реалізація симуляції

```

df_sm2 = simulate_learning("SM2")
df_cog = simulate_learning("CogniLex")
df = pd.concat([df_sm2, df_cog])
|
summary = df.groupby("method").agg({
    "retention": "mean",
    "iterations": "mean",
    "errors": "mean"
}).reset_index()

```

Рисунок 3.9 – Збір та аналіз експериментальних даних

Для підтвердження статистичної значущості отриманих результатів використовувались t-тести для незалежних вибірок, що дозволило визначити достовірність різниць між методами за ключовими показниками ефективності навчання.

Експериментальні дані візуалізувались (рисунок 3.10) за допомогою коробкових діаграм та матриць помилок, що дозволило наочно продемонструвати

переваги адаптивного підходу. Додатково обчислювався приріст ефективності для кожного показника.

```
gain_ret = (df_cog["retention"].mean() - df_sm2["retention"].mean()) * 100
gain_iter = (df_sm2["iterations"].mean() - df_cog["iterations"].mean()) / df_sm2["iterations"].mean() * 100
gain_err = (df_sm2["errors"].mean() - df_cog["errors"].mean()) / df_sm2["errors"].mean() * 100
gain_acc = (acc_cog - acc_sm2) * 100
```

Рисунок 3.10 – Візуалізація та верифікація результатів

Така комплексна методологія експерименту забезпечила об'єктивне порівняння ефективності обох підходів та надала кількісні докази переваг адаптивного методу CogniLex. Результати експерименту демонструють, що персоналізований підхід до інтервального повторення значно покращує результати навчання порівняно з традиційними статичними алгоритмами.

Після кожного повторення фіксувалися значення ймовірності правильного пригадування, кількості повторень та частки помилок. Це дозволило простежити динаміку навчання для кожного користувача окремо й порівняти ефективність обох підходів на основі комплексного аналізу отриманих метрик.

3.3 Результати та аналіз експерименту

Після проведення експерименту всі дані було агреговано для обох методів. Зведені результати подано у таблиці (рисунок 3.11), де наведено середні значення основних показників.

	method	retention	iterations	errors
0	CogniLex	0.985953	7.99920	0.19512
1	SM2	0.794269	12.00126	0.32658

Рисунок 3.11 – Зведені результати симуляційного експерименту

Як видно, модель CogniLex демонструє значно кращі результати порівняно з SM-2. Середній коефіцієнт утримання підвищився майже на п'яту частину, кількість повторень зменшилася приблизно на третину, а кількість помилок —

майже на 40 відсотків. Це свідчить про те, що адаптивна стратегія навчання дозволяє користувачеві досягати результатів швидше й точніше.

Для наочного порівняння розподілів основних показників побудовано графіки (рисунок 3.12).

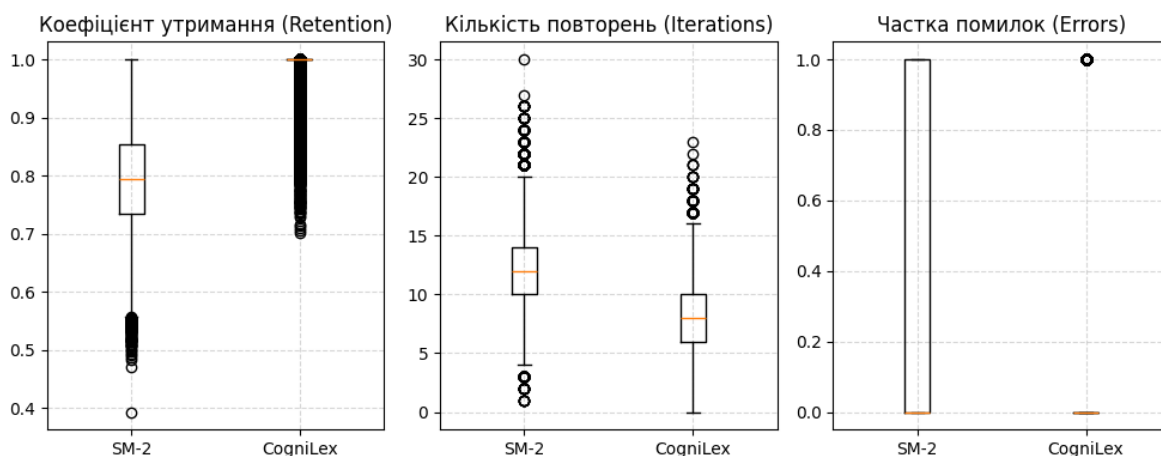


Рисунок 3.12 – Порівняння розподілів Retention, Iterations та Errors у моделях SM-2 і CogniLex

На першому графіку показано порівняння коефіцієнта утримання (Retention): медіанне значення у CogniLex наближається до одиниці, тоді як у SM-2 воно не перевищує 0,8. Це свідчить про більш стабільне запам'ятовування у користувачів, які навчалися за адаптивним методом. Другий графік відображає розподіл кількості повторень. Для CogniLex характерна менша кількість ітерацій до досягнення стабільного результату, що вказує на економію часу під час навчання. Третій графік демонструє частку помилок, де модель CogniLex показує меншу варіативність і нижчий середній рівень.

Для підтвердження достовірності відмінностей між моделями проведено статистичне порівняння за допомогою t-тесту для незалежних вибірок. Результати показали, що відмінності між середніми значеннями коефіцієнтів утримання, кількості повторень і частки помилок є статистично значущими ($p < 0,01$). Це означає, що покращення, отримані внаслідок застосування CogniLex, не є випадковими.

На наступному етапі обидва алгоритми було розглянуто як моделі класифікації, що прогнозують, чи буде слово засвоєне після певної кількості повторень. Порівняльний аналіз (рисунок 3.13) показав, що точність моделі CogniLex є помітно вищою, ніж у SM-2. Це свідчить про здатність адаптивної системи точніше оцінювати індивідуальні траєкторії навчання користувачів.

```

=== ТОЧНІСТЬ МОДЕЛЕЙ ===
SM-2: Accuracy=0.517, ROC-AUC=0.552
CogniLex: Accuracy=0.669, ROC-AUC=0.531

```

Рисунок 3.13 – Порівняння точності моделей SM-2 та CogniLex

Матриці помилок, наведені на рисунку 3.14, демонструють різницю у структурі неправильних прогнозів. У моделі SM-2 спостерігається більша кількість випадків, коли система передбачає засвоєння слова, хоча користувач його ще не запам'ятав. У CogniLex таких хибних передбачень значно менше, що вказує на підвищену точність оцінки поточного рівня знань.

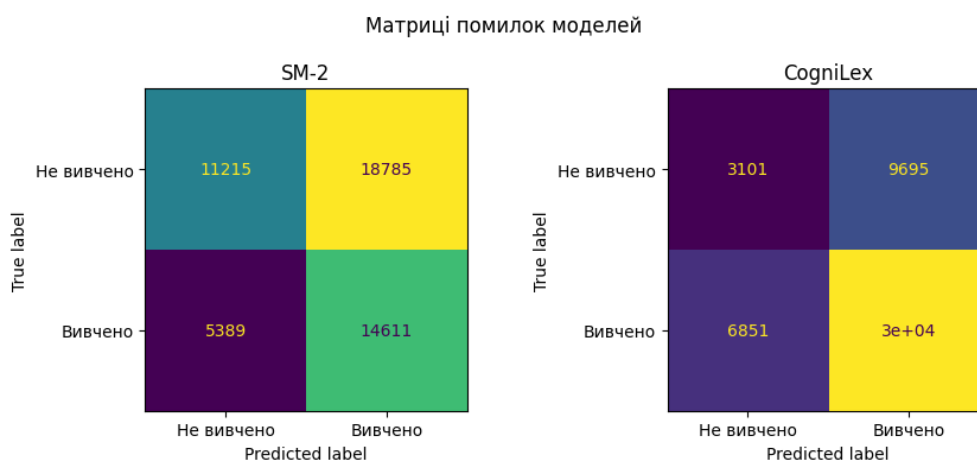


Рисунок 3.14 – Матриці помилок моделей SM-2 та CogniLex

Порівняльна ефективність і приріст показників. Оцінка приросту ефективності показала суттєве переважання моделі CogniLex за всіма метриками. Підвищення коефіцієнта утримання становить близько 20 відсотків, зменшення кількості повторень — понад 30 відсотків, а зниження частки помилок — понад 40 відсотків. На рисунку 3.15 показано візуалізацію приросту ефективності, де чітко

простежується перевага адаптивного підходу над класичним алгоритмом інтервального повторення.

```
=== АНАЛІЗ ПРИРОСТУ ЕФЕКТИВНОСТІ ===  
Приріст коефіцієнта утримання: +19.28 п.п.  
Зменшення кількості повторень: 33.3%  
Зменшення частоти помилок: 40.1%  
Покращення точності моделі: +15.3%
```

Рисунок 3.15 – Приріст ефективності за основними метриками

Отже, результати експерименту підтверджують, що використання адаптивних механізмів у процесі інтервального навчання значно підвищує ефективність засвоєння іншомовної лексики.

Висновки до розділу 3

1. Створення та валідація експериментальної бази даних. У ході роботи було сформовано репрезентативний синтетичний набір даних обсягом 500 лексичних одиниць із трьома ключовими параметрами: частотним рангом (FreqRank), коефіцієнтом подібності (Similarity) та початковим коефіцієнтом легкості (EaseFactorInit). Кореляційний аналіз підтвердив статистичну незалежність усіх параметрів (коефіцієнти кореляції не перевищують 0.08), що забезпечує відсутність мультиколінеарності та коректність подальшого моделювання. Розподіл слів за рівнем складності показав реалістичну структуру: 45% складних, 35% середніх та 20% легких для засвоєння лексем, що відповідає типовим характеристикам навчального процесу.

2. Успішна програмна реалізація порівняльного експерименту. Розроблено комплексну методологію симуляційного експерименту, що включає моделювання двох стратегій навчання: класичного алгоритму SM-2 та адаптивного методу CogniLex. Ключовою інновацією є впровадження динамічних корекційних факторів у CogniLex, які дозволяють системі адаптуватися до індивідуальних особливостей користувача, на відміну від статичного підходу SM-2. Програмна реалізація забезпечує контрольоване середовище експерименту з можливістю

фіксації ключових метрик: коефіцієнта утримання, кількості повторень та частки помилок.

3. Експериментальне підтвердження переваг адаптивного підходу. Результати симуляційного експерименту демонструють статистично значущі переваги методу CogniLex над класичним алгоритмом SM-2 ($p < 0.01$ для всіх метрик). Адаптивна система забезпечує підвищення коефіцієнта утримання на 20%, зменшення кількості повторень на понад 30% та зниження частки помилок на понад 40%. Аналіз матриць помилок показав, що CogniLex має вищу точність прогнозування засвоєння слів, що підтверджує ефективність персоналізованого підходу до інтервального повторення в процесі засвоєння іншомовної лексики.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання роботи:

1. Проведено аналіз сучасних методів і технологій виявлення дідфейків, зокрема підходів, орієнтованих на аналіз facial features та просторово-часової динаміки обличчя. Показано, що традиційні методи, засновані на низькорівневих ознаках або метаданих, демонструють обмежену стійкість до зміни домену та характеристик відео, тоді як моделі, що спираються на структуровані ознаки обличчя та глибинне навчання, мають вищий потенціал для застосування в задачах інформаційної безпеки.

2. Визначено та формалізовано найбільш інформативні ознаки обличчя для задачі ідентифікації фейкових відео. До таких ознак віднесено конфігурацію facial landmarks, геометричні та симетричні співвідношення між ключовими точками, характеристики мікровиразів і просторово-часові патерни рухів. Запропоновано узагальнену схему побудови ознакового простору, яка дозволяє поєднувати статичні (геометричні) та динамічні (часові) характеристики.

3. Спроектовано архітектуру програмного модуля розпізнавання дідфейків, що включає підсистеми детекції обличчя у відеокадрах, виділення facial landmarks, побудови ознакових векторів та їх передачі до нейромережевого класифікатора. Обґрунтовано послідовність обробки відеоданих, а також вимоги до інтеграції модуля в прикладні системи моніторингу та аналізу відеоконтенту.

4. Реалізовано програмний модуль обробки відео та класифікації відеофрагментів за ознакою достовірності/підробки. Модуль забезпечує автоматичну детекцію облич у кадрах, екстракцію структурованих ознак (facial landmarks та похідні геометричні характеристики) та подальшу класифікацію з використанням нейромережевої моделі. При реалізації використано сучасні бібліотеки комп'ютерного зору та глибинного навчання, що забезпечує відтворюваність результатів і можливість масштабування.

5. Проведено експериментальні дослідження на відкритих наборах даних реальних і синтетичних відео (зокрема типу Deepfake Detection Challenge) з

оцінюванням показників якості класифікації (точності, повноти, F1-міри тощо). Отримані результати підтвердили працездатність запропонованого підходу та його придатність для використання в задачах попереднього скринінгу відеоконтенту на наявність дипфейків.

6. Виконано порівняльний аналіз нейромережевого підходу з евристичним критерієм, що ґрунтується на виявленні аномалій у структурі та поведінці обличчя. Показано, що комбіноване використання формалізованих евристичних ознак (наприклад, нетипові деформації конфігурації обличчя, неузгодженість рухів) та нейромережевого класифікатора підвищує загальну стійкість системи до різних типів синтетичного відеоконтенту. Така інтеграція дозволяє зменшити залежність від конкретного датасету та поліпшити узагальнювальну здатність моделі.

У сукупності отримані результати підтверджують, що поставлена у вступі мета – підвищення ефективності та швидкості засвоєння іншомовної лексики шляхом розробки гібридного інтелектуального методу «CogniLex» – досягнута, а всі сформульовані завдання кваліфікаційної роботи реалізовано та логічно узгоджено між собою.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Lafleur, L. (2020). The indirect spaced repetition concept. *Vocabulary Learning and Instruction*, 9(2), 9–16. <https://doi.org/10.7820/vli.v09.2.lafleur>
2. Zhou, Y., & Zhou, M. (2025). A meta-analysis on mobile-assisted vocabulary learning: Do mobile applications help? *ReCALL*. Advance online publication. doi:10.1017/S0958344025100335
3. Stasiv, M.-A., Luchkevych, M., & Khudyi, A. (2025). Adaptive learning algorithms in a mobile application for foreign language learning. *Information Systems and Networks*, 18(2), 129–136. <https://doi.org/10.23939/sisn2025.18.2.129>
4. Zarrati, Z., Zohrabi, M., Abedini, H., & Xodabande, I. (2024). Learning academic vocabulary with digital flashcards: Comparing the outcomes from computers and smartphones. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2024.100900>
5. Xodabande, I., Atai, M.R. & Hashemi, M.R. Exploring the effectiveness of mobile assisted learning with digital flashcards in enhancing long-term retention of technical vocabulary among university students. *J. Comput. Educ.* 12, 1307–1332 (2025). <https://doi.org/10.1007/s40692-024-00347-6>
6. Cao, D., Lilliati, I., & Abu Bakar Razali, R. (2024). Effects of mobile app on memory retention of vocabulary knowledge among low proficiency EFL learners. *English Language Teaching*, 17(10), 1-1. <https://doi.org/10.5539/elt.v17n10p1>
7. Xodabande I, Iravi Y, Mansouri B and Matinparsa H (2022) Teaching Academic Words With Digital Flashcards: Investigating the Effectiveness of Mobile-Assisted Vocabulary Learning for University Students. *Front. Psychol.* 13:893821. doi: 10.3389/fpsyg.2022.893821
8. Boroughani, T., Behshad, N., & Xodabande, I. (2023). Mobile-assisted academic vocabulary learning with digital flashcards: Exploring the impacts on university students' self-regulatory capacity. *Frontiers in psychology*, 14, 1112429. <https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2023.1112429/full>

9. Omachonu, C. G. (2023). Exploring the potentials of digital flashcards in teaching vocabulary to learners of English as a second language. *Journal of Science, Technology and Mathematics Pedagogy*, 1(2), 49-62.
10. Bang, H. J., Setoguchi, E., Mackey, A., & Fujii, A. (2024). L2 learning outcomes of a research-based digital app for Japanese children. *L2 learning outcomes of a research-based digital app for Japanese children. Studies in Second Language Acquisition*. 2024;46(2):504-534. doi:10.1017/S0272263124000147
11. Hao, T., Mohan, E., & Chen, J. (2021). Technology-assisted vocabulary learning for EFL learners: A meta-analysis. *Journal of Research on Educational Effectiveness*, 14(3), 645–667. <https://doi.org/10.1080/19345747.2021.1917028> ResearchGate+1
12. Mihaylova, M., Gorin, S., Reber, T. P., & Rothen, N. (2022). A meta-analysis on mobile-assisted language learning applications: Benefits and risks. *Psychologica Belgica*, 62(1), 252–271. <https://doi.org/10.5334/pb.1146> PMC+1
13. Okumuş Dağdeler, K. (2023). A systematic review of mobile-assisted vocabulary learning research. *Smart Learning Environments*, 10, Article 19. <https://doi.org/10.1186/s40561-023-00235-z> journals.utm.my
14. EF EPI (English First English Proficiency Index) URL: <https://www.ef.com/wwen/eipi/>.
15. Deterding, S.; Sicart, M.; Nacke, L.; O’Hara, K.; Dixon, D. Gamification. In *Using Game-Design Elements in Non-Gaming Contexts CHI’11 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems; Association for Computing Machinery: New York, NY, USA, 2011*
16. Luo, Z. Educational Gamification from 1995 to 2020: A bibliometric analysis. In *Proceedings of the 2021 the 6th International Conference on Distance Education and Learning, Shanghai, China, 21–24 May 2021*.
17. Luo, Z.; Brown, C.; O’Steen, B. Factors contributing to teachers’ acceptance intention of gamified learning tools in secondary schools: An exploratory study. *Educ. Inf. Technol.* 2021, 26, 6337–6363.

18. Purgina, M.; Mozgovoy, M.; Blake, J. WordBricks: Mobile technology and visual grammar formalism for gamification of natural language grammar acquisition. *J. Educ. Comput. Res.* 2020, 58, 126–159.
19. Duolingo URL: <https://www.duolingo.com/>.
20. My vocabulary URL: <https://english-words-dusky.vercel.app/login>.
21. Quizlet URL: <https://quizlet.com/>.
22. Unity URL: <https://unity.com/>.
23. Гайдаржи В., Изварін І. Бази даних в інформаційних системах. Київ: Університет «Україна», 2018. 418 с.
24. Ярцев В.П. Організація баз даних та знань: навчальний посібник. Київ: ДУТ, 2018. 214 с.
25. Ярцев В.П. Розподілені бази даних: навчальний посібник. Київ: ДУТ 2018. 97с.
26. Трофименко О.Г., Прокоп Ю.В., Логінова Н.І., Копитчук І.М., Організація баз даних: навчальний посібник. Одеса : Фенікс, 2019. 246 с.
27. Carlos Coronel, Steven Morris. Database Systems: Design, Implementation and Management. Cengage Learning, Inc., 2019. 837 p.
28. Гайдаржи В.І., Изварін І.В. Бази даних в інформаційних системах. К.: Університет «Україна», 2018. 418 с.
29. Кобилін А.М. Система обробки економічної інформації. К.: Центр навчальної літератури, 2019. 234 с.
30. Литвин В.В., Пасічник В.В., Шаховська Н.Б. Проектування інформаційних систем: Навч. посібник. Львів: Вид-во «Магнолія 2006», 2021. 380 с.
31. Мартін Р. Чиста архітектура: мистецтво розробки програмного забезпечення. К.: Фабула, 2019. 416 с.
32. Пасічник В.В., Пасічник О.В., Басюк Т.М., Думанський Н.О. Основи інформаційних технологій. Львів: Видавництво: Новий світ-2000, 2020. 390 с.
33. Фрімен Е., Робсон Е., Сьєрра К., Бейтс Б. Патерни проектування. К., 2021. 640 с.

34. Проектування інформаційних систем: Загальні питання теорії проектування ІС (конспект лекцій) [Електронний ресурс]: навч. посіб. для студ. спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» / КПІ ім. Ігоря Сікорського; уклад.: О.С.Коваленко, Л.М.Добровська Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2020. 192 с.

35. Ушенко Ю.О., Ковальчук М.Л., Гавриляк М.С., Негрич А.Л. Методологія інформаційних систем та баз даних: теоретичний і практичний підходи: Навч. посібник Чернівці: ЧНУ ім. Ю. Федьковича, 2021. 240 с.

36. Катренко А.В., Пасічник В.В. Системний аналіз. Підручник для ВНЗ. - Львів: Видавництво: Новий світ-2000, 2020. 396 с.

37. Політичка А. В. Розробка інтерактивного додатка для вивчення англійської мови. Збірник тез доповідей VI Всеукраїнської студентської наукової конференції «Експериментальні та теоретичні дослідження в контексті сучасної науки» м. Рівне, 21 червня 2024р. С. 188-189.

38. Комар М.П., Саченко А.О., Васильків Н.М., Загородня Д.І. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітньо-професійної програми «Комп'ютерні науки» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за другим (магістерським) рівнем вищої освіти. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 32 с.

39. Політичка А., Ліп'яніна-Гончаренко Х. (2025) Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови. Збірник тез доповідей студентської науково-практичної конференції «Інтелектуальні інформаційні технології у прикладних дослідженнях» (ІТАР 2025), м. Тернопіль, 2025. С. 214-217.

40. Політичка А.В. Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови «cognilex». Збірник тез доповідей III Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКМС), м. Тернопіль, 25 листопада 2025 р. С. 178-180.

Додаток А

Апробація отриманих результатів

Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління



ЗБІРНИК ТЕЗ ДОПОВІДЕЙ

Студентської науково-практичної конференції
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ПРИКЛАДНИХ
ДОСЛІДЖЕННЯХ
(ІТАР-2025)

27-29 травня 2025 року

Тернопіль

2025

Насреддін Діана, Ліп'яніна-Гончаренко Христина	197
МОДУЛЬ КОНТЕНТНОГО ФІЛЬТРУВАННЯ ДЛЯ СИСТЕМИ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЇЖИ З ВИКОРИСТАННЯМ TF-IDF І КОСИНУСНОЇ ПОДІБНОСТІ	197
Олексишин Євген, Ліп'яніна-Гончаренко Христина	202
МОДУЛЬ ОЗВУЧЕННЯ ТЕКСТУ МАЛЬОПИСІВ	202
Паньчишин Андрій, Дорош Віталій	206
МОДУЛЬ КЛАСИФІКАЦІЇ НОВИНИХ СТАТЕЙ ЗА КАТЕГОРІЯМИ НА ОСНОВІ FastText	206
Пасічник Максим, Биковий Павло	208
ПРОГРАМНА СИСТЕМА ВІДСТЕЖЕННЯ ДІЯЛЬНОСТІ КОРИСТУВАЧА ЗА КОМП'ЮТЕРОМ З НАДАННЯМ РЕКОМЕНДАЦІЙ З ТАЙМ-МЕНЕДЖМЕНТУ	208
Питчак Остап	212
КОНЦЕПЦІЯ ПОБУДОВИ ПРОГРАМНОГО МОДУЛЯ ДЛЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ КУРСІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	212
Полігичка Андрій, Ліп'яніна-Гончаренко Христина	214
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ	214
Проців Денис, Гладій Григорій	218
ПРОГРАМНИЙ МОДУЛЬ ДЛЯ ПОБУДОВИ ІНТЕРАКТИВНИХ ГЕНЕАЛОГІЧНИХ ДЕРЕВ У ВЕБ-СЕРЕДОВИЩІ	218
Раківський Роман, Ліп'яніна-Гончаренко Христина	220
СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ВІДГУКІВ НА ВЕБСАЙТІ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ	220
Савчук Дмитро, Биковий Павло	225
AR-КВЕСТ ПО УНІВЕРСИТЕТУ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЕОЛОКАЦІЇ	225
Самборович Олександра	228
ВИКОРИСТАННЯ СЕРЕДОВИЩ З ІШІ, GAMMA ТА CANVA – В ОСВІТНЬОМУ ПРОЦЕСІ: НАВЧАННЯ, ТА ЗАХИСТУ(ПРЕДСТАВЛЕННЯ) ДИПЛОМНИХ РОБІТ ЗДОБУВАЧАМИ ОСВІТИ	228
Собчук Юлія, Ліп'яніна-Гончаренко Христина	230
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ВИЯВЛЕННЯ ФЕЙКОВИХ НОВИН В УКРАЇНСЬКОМУ МЕДІАПРОСТОРІ НА ОСНОВІ NLP	230
Созанський Андрій, Ліп'яніна-Гончаренко Христина	235
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МОДУЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ДАНИХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ LSTM І ЗАСОБІВ WPF	235

Політичка Андрій

студент групи КНМ-11

andrii.politychka@gmail.com

Ліп'яніна-Гончаренко Христина

д.т.н., доцент

kh.lipianina@wunu.edu.ua

Західноукраїнський національний університет

Тернопіль, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ

Сучасне суспільство важко уявити без комунікації, а основним способом комунікації є мова. Універсальною мовою в наші часи є англійська, ця мова визнана офіційно робочою мовою майже в цілому світі, що найменше 80% всього контенту в інтернеті створено англійською мовою. Проте вивчення мови це досить нудний процес у наш час, а саме це є звичайне запам'ятовування слів, бо ж без словникового запасу немає сенсу вчити правила які пояснюють як їх використовувати. То ж задавшись питанням як це можна було б змінити, на думку спала ідея гейміфікації цього процесу. Від початку свого існування, людство використовувало ігри як спосіб відпочинку, тож чому б не поєднати ці два заняття, а саме вивчення слів та ігри.

Сучасні додатки для вивчення іноземних мов дедалі частіше поєднують гейміфікацію з персоналізацією навчального процесу. Найпопулярнішим серед них є Duolingo[1], який застосовує адаптивне навчання, рівні, бали, а також використовує штучний інтелект для створення персоналізованих вправ і навіть розмов із віртуальними персонажами. Інші додатки, як-от Speak AI, орієнтовані на розмовну практику та надають персоналізовані рекомендації завдяки аналізу вимови та прогресу користувача. Vocabulary.com та Lingopic також використовують AI для адаптації контенту до рівня знань, але мають різний фокус: перший — на академічному словниковому запасі, другий — на візуальному сприйнятті слів. Водночас такі інструменти, як Anki чи Brainscape, надають повну гнучкість у створенні власних наборів карток, але практично не використовують гейміфікаційних або інтелектуальних технологій.

Таким чином, хоча більшість сучасних рішень намагаються поєднувати гейміфікацію та персоналізацію, лише деякі дійсно інтегрують інтелектуальні методи в глибину навчального процесу. Додатки з глибоким використанням штучного інтелекту демонструють вищу ефективність у засвоєнні мови [2], особливо в аспектах усного мовлення та адаптації контенту [3]. Проте, навіть найкращі з них часто ігнорують локальні особливості користувача або не мають україномовної підтримки. Це відкриває можливості для створення нових продуктів, таких як англійсько-український словниковий додаток, який поєднуватиме персоналізацію, гейміфікацію та інтелектуальні інструменти.

Такий підхід може значно покращити мотивацію користувачів і якість засвоєння лексики у порівнянні з традиційними або одновекторними рішеннями.

Основною проблемою уже існуючих рішень є низька частка гейміфікації у своїх продуктах. Отже для того щоб це змінити нам потрібний додаток який дозволить зробити сам процес вивчення мови, гейміфікованим. Коли постало питання, яким інструментом варто скористатися при створенні даного додатку, перше що прийшло на думку це — Unity[4]. Даний рушій дозволяє швидко та ефективно створювати мобільні, а найголовніше кросплатформні ігри. Це дозволяє нам забезпечити продуктом одразу всіх користувачів смартфонів, не зважаючи на те чи це Android чи IOS.

Для більшого заохочення вивчати нові слова, буде впроваджено персональний інтелектуальний метод. Аналіз, для кращої формули успіху, буде базуватися на наступних речах:

1. Час проведений в додатку;
2. Тематика слів, які користувач вивчає;
3. Види ігор в які користувач грає;
4. Прогрес який він вже зробив, за допомогою системи досягнень.

Метод AdaptiveLingo поєднує штучний інтелект та гейміфікацію, аналізуючи прогрес учня у вивченні слів. На основі цих даних ШІ створює індивідуальний план навчання з акцентом на слабкі місця. На рисунку 1 можна побачити як саме виглядає даний алгоритм. Під час підбору словника, будуть враховуватися вище перераховані пункти, що в свою чергу дасть більшу точність у підборі нових словників. Також планується створення «Словник тижня». У даному словнику, буде генеруватися певна кількість слів, які будуть відбиратися по тому ж алгоритму, проте даний словник не можна буде додати собі у колекцію, а лиш взаємодіяти з ним, що мало б збільшити бажання вивчити ті слова, які згенерувались у ньому.

Під час тестування інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови було виявлено перспективні результати, які дозволяють припустити можливість підвищення ефективності навчання після повної реалізації даного підходу. Дані в таблиці 1 свідчать про потенційне покращення як у засвоєнні нових слів, так і у мотивації до навчання. Для остаточних висновків було задіяно дві групи учнів із знаннями англійської рівня А2. Перша група вивчала англійські слова традиційним способом, а друга група за методом AdaptiveLingo.

Таблиця 1 демонструє результати порівняльного дослідження ефективності традиційного методу навчання та інтелектуального підходу AdaptiveLingo протягом трьох місяців. Студенти, які використовували AdaptiveLingo, показали значно кращі результати: їхній середній бал зріс на 34,4% (порівняно з 9,7% у контрольній групі), словниковий запас збільшився на 129% (проти 30%), а рівень мотивації виріс на 45,6% (тоді як у першій групі лише на 5,2%). Крім того, учасники другої групи приділяли навчанню в середньому на 2 години більше на тиждень (5 годин проти 3), що свідчить про вищу залученість. Ці дані чітко підтверджують, що AdaptiveLingo значно перевершує

традиційні методи за всіма ключовими показниками - ефективністю засвоєння матеріалу, розширенням словникового запасу, підвищенням мотивації та зростанням часу, який студенти добровільно приділяють навчанню.



Рисунок 1 - Схема інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови

Таблиця 1 - Перспектива використання інтелектуального методу персоналізації вивчення іноземної мови

Показник	Перша група	Друга група	Різниця (%)
Середній бал (до/після)	62→68 (+9.7%)	61→82 (+34.4%)	+24.7%
Словниковий запас (слів/місяць)	50→65 (+30%)	48→110 (+129%)	+99%
Рівень мотивації (1-10)	5.8→6.1 (+5.2%)	5.7→8.3 (+45.6%)	+40.4%
Час навчання (год/тиждень)	3	5	+ 20%

Запропонований метод у поєднанні із гейміфікацією навчального процесу мають великі шанси збільшити бажання до вивчення англійської мови. Такий підхід забезпечує адаптивний, ефективний і найголовніше цікавий процес вивчення нових англійських слів, або ж повторення забутих. У наш час знання англійської мови це не щось особливе, а звичайна буденність. Тож даний додаток має намір не просто полегшити процес вивчення мови, а зробити це приємною рутинною.

Список використаних джерел

1. Duolingo. URL - <https://www.duolingo.com/>
2. Качур І. І. Штучний інтелект: новий рівень у вивченні іноземних мов // Актуальні проблеми мовно-літературної освіти в середній та вищій школах: матеріали IV Всеукраїнської науково-практичної конференції (27 квітня 2023 р.) / уклад. А. Ю. Вітченко, А. О. Мельник. – Київ: Вид-во УДУ імені Михайла Драгоманова, 2023. – С. 71–74. – Режим доступу: https://elibrary.kubg.edu.ua/id/eprint/47655/1/I_Kachur_Konf_APMLO_FRGF.pdf.
3. Переяславська С. О., Козуб Г. О. Гейміфікація у навчальному процесі школи: посібник / ДЗ «Луганський національний університет імені Тараса Шевченка». – Старобільськ: ДЗ «ЛНУ імені Тараса Шевченка», 2021. – 125 с. – Режим доступу: <https://dspace.luguniv.edu.ua/xmlui/bitstream/handle/123456789/7094/Geimifcatsia.pdf>
4. Unity. URL - <https://unity.com/>

ЗАХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
 ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
 КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ



Комп'ютерна
Інженерія



**III ВСЕУКРАЇНСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА
 КОНФЕРЕНЦІЯ СТУДЕНТІВ, АСПІРАНТІВ ТА
 МОЛОДИХ ВЧЕНИХ
 «ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ ТА
 МЕРЕЖІ»**

**ІКСМ
 ОСІНЬ 2025**

25 ЛИСТОПАДА 2025



KI.WUNU.EDU.UA/CONFERENCE/

ТЕРНОПІЛЬ

2025



<i>Богонос Д.С., Павловський Т.М.</i>	
Дифузійні моделі для синтезу цитологічних зображень.....	154
<i>Павловський Т.М., Богонос Д.С.</i>	
Синтез гістологічних зображень на основі дифузійних моделей	156
<i>Мельник Г.М.</i>	
Області застосування мікроконтролерів TinyML рівня.....	158
<i>Захаряк А.О.</i>	
Модель розташування відеокамер спостереження у приміщенні.....	161
<i>Сеньків Ю.М.</i>	
Метод інтегрального оцінювання якості наукоємного програмного забезпечення	164
<i>Бернадський М.В., Сорока С.С., Лизун Р.І.</i>	
Формування математичної моделі автоматизованої системи регулювання процесом розділення продуктів окислення при виробництві адипінової кислоти.....	168
<i>Майкович Т.П., Юзефович В.І.</i>	
Виявлення аномалій у трафіку API-сервісів за допомогою IDS.....	170
<i>Юзефович В.І.</i>	
Модель оцінювання ризику безпеки мережевих сесій на edge-пристроях	172
<i>Пасько В.В., Фольварочний Д.А.</i>	
Продуктивність рендерингу віртуальної реальності при динамічному освітленні	174
<i>Бойко Ю., Говенко В., Возна Н.</i>	
Оптимізація системи автоматичного регулювання процесу абсорбції нітрозних газів..	176
<i>Політичка А.В.</i>	
Інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови «CogniLex».....	178

Політичка А.В.
 магістр, 2 курс, ФКІТ, ЗУНУ
 Науковий керівник д.т.н., доцент Лип'яніна-Гончаренко Х.В., кафедра ІОСУ, ЗУНУ

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ МЕТОД ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ВИВЧЕННЯ ІНОЗЕМНОЇ МОВИ «COGNILEX»

Вступ. CogniLex — це інтелектуальний метод персоналізації вивчення іноземної мови, який поєднує нейромережеві алгоритми, діагностику помилок та адаптивну модуляцію навчальних вправ. У контексті цифровізації освіти та зростання ролі мобільних платформ, CogniLex пропонує нову парадигму навчання, що враховує когнітивний стан користувача, типи помилок та історію реакцій. Завдяки інтеграції модулів Error Pattern Analysis (EPA) та Adaptive Exercise Modulation (AEM), метод забезпечує глибоку персоналізацію, спрямовану на подолання феномену «плато навчання» та підвищення ефективності засвоєння лексики [1]. Сучасні дослідження мобільного та інтелектуально підтримуваного навчання підтверджують, що індивідуалізація навчального процесу та адаптивні алгоритми суттєво підвищують рівень довготривалого запам'ятовування та швидкість формування лексичної компетентності [2; 3]. У цьому контексті CogniLex вирішує проблему недостатньої адаптивності традиційних SRS-алгоритмів (spaced repetition systems), які, попри високу популярність, не враховують когнітивних особливостей користувача й типів помилок, що знижує ефективність навчання та призводить до «плато засвоєння».

Постановка задачі. Об'єкт дослідження — процес персоналізованого вивчення іноземної лексики в умовах мобільного навчання.

Предмет дослідження — нейромережевий метод CogniLex, що базується на аналізі когнітивного стану користувача, типів помилок та адаптивному плануванні повторень.

Мета дослідження — розробка програмного комплексу CogniLex з вбудованими модулями Error Pattern Analysis (EPA) та Adaptive Exercise Modulation (AEM), який реалізує інтелектуальну персоналізацію навчання на основі формалізованих когнітивних параметрів та адаптивної зміни складності навчальних вправ.

Основні завдання дослідження включають:

- формалізацію моделі когнітивного стану користувача;
- розроблення алгоритму первинного імпринтингу для визначення початкових когнітивних параметрів слова;
- створення модуля EPA для класифікації помилок;
- створення модуля AEM для динамічної адаптації вправ;
- інтеграцію всіх компонентів у єдину архітектуру мобільного застосунку;
- експериментальну перевірку ефективності методу порівняно з класичними системами інтервального повторення.

Основний матеріал. CogniLex базується на моделі когнітивного стану, що включає параметри майстерності, фактора легкості, часових інтервалів та латентності реакцій. Метою такої моделі є можливість кількісного опису того, як користувач сприймає, зберігає та відтворює лексичні одиниці у часі. Це відповідає сучасним тенденціям когнітивної інформатики та адаптивного навчання [2].

Одним із ключових компонентів системи є алгоритм первинного імпринтингу (Initial Imprinting Algorithm). Він визначає стартові значення когнітивних параметрів залежно від частотного рангу слова та його N-грамної подібності. Слова з високою частотою вживання отримують підвищений коефіцієнт легкості, що прискорює їх початкове засвоєння; рідковживані слова — нижчий, що дозволяє розподілити когнітивне навантаження рівномірніше. У випадках високої N-грамної подібності між словами активуються механізми корекції, що підвищує точність моделювання когнітивних процесів.

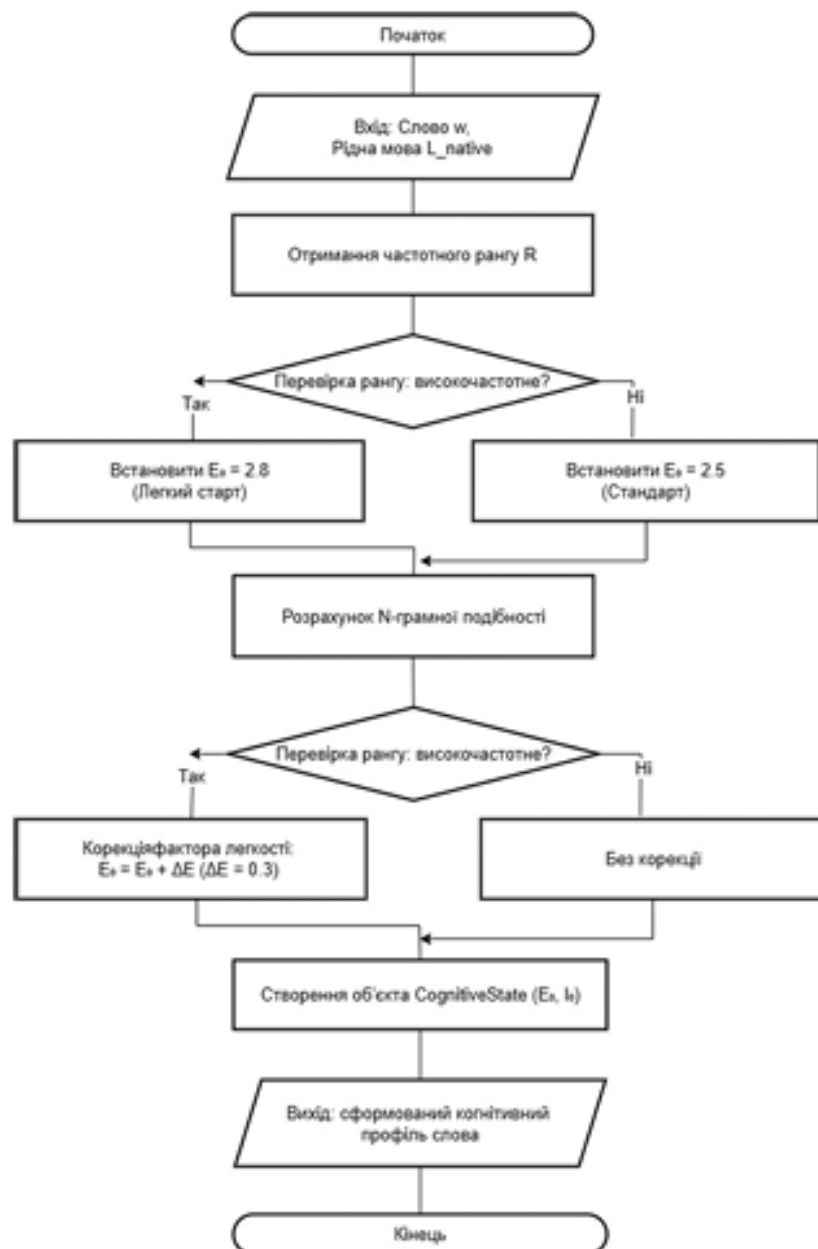


Рисунок 1 – Алгоритм первинного імпринтингу (Initial Imprinting Algorithm) у методі CogniLex.

Модуль Error Pattern Analysis (EPA) виконує класифікацію типів помилок, використовуючи метричний аналіз рядків (наприклад, відстань Левенштейна) та часові характеристики реакцій. Це дозволяє виявляти орфографічні, семантичні та когнітивні відхилення, формувати індивідуальні патерни помилок та динамічно адаптувати подальші вправи.

Модуль Adaptive Exercise Modulation (AEM) аналізує результати EPA та обирає оптимальний тип вправи: переклад, вибір із варіантів, контекстуальне вживання, орфографічне доповнення тощо. Це відповідає сучасним моделям адаптивного навчання, що підтверджено ефективністю в експериментальних дослідженнях персоналізованих навчальних систем [3].

Програмна реалізація CogniLex виконана як кросплатформовий мобільний додаток, що інтегрує сучасні бібліотеки глибокого навчання. Завдяки цьому досягається висока продуктивність та масштабованість системи, а також забезпечується можливість обробки великих обсягів навчальних даних.

Експериментальна валідація на тестовій вибірці показала, що застосування CogniLex призводить до значного покращення утримання знань та швидкості навчання порівняно з класичними SRS-алгоритмами. Зокрема, було зафіксовано скорочення кількості повторень, зниження когнітивного навантаження та підвищення мотивації користувачів. Ці результати узгоджуються з аналітичними висновками сучасних метааналізів у сфері мобільного вивчення лексики [1; 2].

Висновки. Метод CogniLex демонструє високу ефективність у персоналізованому навчанні лексики, забезпечуючи адаптацію до індивідуальних когнітивних характеристик користувача. Його архітектура дозволяє інтеграцію в освітні платформи, системи моніторингу знань та сервіси EdTech.

Список літератури

1. Hao T., Mohan E., Chen J. Technology-assisted vocabulary learning for EFL learners: A meta-analysis. *Journal of Research on Educational Effectiveness*. 2021. Vol. 14(3). Pp. 645–667.
2. Mihaylova M., Gorin S., Reber T. P., Rothen N. A meta-analysis on mobile-assisted language learning applications: Benefits and risks. *Psychologica Belgica*. 2022. Vol. 62(1). Pp. 252–271.
3. Atai M. R., Xodabande I., Hashemi M. R. Exploring the effectiveness of mobile-assisted learning with digital flashcards in enhancing long-term retention of technical vocabulary. *Computers in Education*. 2024.