

Секція Економіка	
УДК 004.8:659.1:339.138	
DOI https://doi.org/10.5281/zenodo.18994594	
Дата першого надходження статті до видання	17.01.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування	02.03.2026
Дата публікації/оприлюднення	13.03.2026

Кореляційний аналіз між метриками когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів

Нуштаєв Дмитро Вікторович
Senior Product Designer,
Compass Group USA, Шарлотт, США
e-mail: nushtaevdmitriy@gmail.com
<https://orcid.org/0009-0006-3312-0668>

Анотація. Актуальність дослідження зумовлено цифровою трансформацією бізнесу та переходом від оцінювання окремих показників задоволеності клієнтів до аналізу поведінкових і когнітивних характеристик взаємодії користувачів з цифровими сервісами. Зростання складності інтерфейсів, персоналізації контенту та алгоритмічних механізмів ухвалення рішень підвищує когнітивне навантаження на користувачів, що впливає на залученість, тривалість взаємодії та стабільність використання цифрових платформ.

Метою статті є наукове обґрунтування взаємозв'язку між метриками когнітивного навантаження користувачів та показниками утримання клієнтів шляхом застосування кореляційного аналізу для підвищення ефективності управління цифровим клієнтським досвідом.

Для розв'язання цих завдань застосовано аналіз і узагальнення наукових джерел, системний аналіз поведінкових характеристик взаємодії користувачів з цифровими сервісами, методи поведінкової аналітики та статистичні методи оброблення даних. Кореляційний аналіз з використанням коефіцієнтів Спірмена та Пірсона, зокрема методи стандартизації та агрегування поведінкових показників, запроваджено для кількісного оцінювання залежностей.

Визначено аналітичну цінність метрик когнітивного навантаження користувачів у цифрових сервісах для оцінювання складності взаємодії з інтерфейсом. З'ясовано статистично значущі залежності між параметрами когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів. Виявлено, що зростання часу виконання завдань, частоти помилок, навігаційних повернень і затримок затвердження рішень асоціюється зі зниженням частоти повторних відвідувань, скороченням тривалості життєвого циклу клієнта та підвищенням імовірності відтоку. Доведено, що когнітивна складність інтерфейсів є важливим поведінковим чинником формування довготривалої взаємодії користувачів з цифровими платформами.

Розкрито, що когнітивне навантаження є інтегральною характеристикою цифрового користувацького досвіду, яка безпосередньо впливає на стабільність взаємодії клієнтів з сервісом. Обґрунтовано доцільність використання кореляційного аналізу для кількісного виявлення поведінкових закономірностей взаємодії користувачів і оцінювання ефективності цифрових інтерфейсів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення емпіричної бази поведінкових даних, інтеграцію психофізіологічних показників когнітивного

навантаження та застосування методів машинного навчання для прогнозування утримання клієнтів у цифрових екосистемах.

Ключові слова: цифровий користувацький досвід, поведінкова аналітика, вебаналітика, взаємодія користувача з інтерфейсом, цифрові платформи, поведінкові метрики, цифровий маркетинг, аналітика даних.

Correlation analysis between cognitive load metrics and customer retention indicators

Dmytro Nushtaiev

Senior Product Designer,

Compass Group USA, Inc., Charlotte, USA

e-mail: nushtaevdmitriy@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0006-3312-0668>

Abstract. The study's relevance stems from the digital transformation of business and the shift from assessing individual customer satisfaction indicators to analyzing behavioral and cognitive characteristics of user interaction with digital services. The increase in the complexity of interfaces, content personalization, and algorithmic decision-making mechanisms increases users' cognitive load, affecting engagement, interaction duration, and the stability of use of digital platforms.

The purpose of the article is to scientifically substantiate the relationship between user cognitive load metrics and customer retention indicators by applying correlation analysis to improve the efficiency of digital customer experience management.

To solve the tasks set, analysis and generalization of scientific sources, systematic analysis of user interaction with digital services, behavioral analytics methods, and statistical data processing methods were used. Correlation analysis using Spearman and Pearson coefficients, as well as standardization and aggregation methods for behavioral indicators, was used to quantitatively assess dependencies.

The analytical value of cognitive load metrics for users of digital services in assessing the complexity of interface interaction has been established. Statistically significant relationships between cognitive load parameters and customer retention indicators have been established. It has been found that increases in task completion time, error rate, navigation returns, and decision-making delays are associated with decreases in the frequency of repeat visits, the duration of the customer life cycle, and the probability of churn. It has been shown that the cognitive complexity of interfaces is an important behavioral factor in shaping long-term user interaction with digital platforms.

It has been established that cognitive load is an integral characteristic of the digital user experience, which directly affects the stability of customer interaction with the service. The feasibility of using correlation analysis to quantitatively identify behavioral patterns in user interaction and assess the effectiveness of digital interfaces has been demonstrated.

Further research should focus on expanding the empirical behavioral database, integrating psychophysiological indicators of cognitive load, and applying machine learning methods to predict customer retention in digital ecosystems.

Keywords: digital user experience, behavioral analytics, web analytics, user-interface interaction, digital platforms, behavioral metrics, digital marketing, data analytics.

Вступ

Актуальність проблеми. Цифрова трансформація бізнесу зумовила перехід від оцінювання окремих показників задоволеності клієнтів до аналізу поведінкових і

когнітивних характеристик взаємодії користувачів з цифровими сервісами. Зростання складності інтерфейсів, персоналізації та алгоритмічних механізмів ухвалення рішень підвищує когнітивне навантаження, яке безпосередньо впливає на залученість, тривалість взаємодії та рівень утримання клієнтів. Водночас наявні дослідження переважно розглядають метрики клієнтської лояльності або характеристики користувацького досвіду ізольовано, що обмежує можливості кількісного аналізу причин втрати аудиторії.

Таким чином, актуальність дослідження визначено потребою статистично обґрунтованого виявлення взаємозв'язку між метриками когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів на основі кореляційного аналізу, що дає змогу інтегрувати поведінкові, психологічні та аналітичні дані в єдину систему оцінювання ефективності цифрових сервісів і підвищити аргументованість управлінських рішень у сфері клієнтського досвіду та цифрового маркетингу.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Огляд сучасних досліджень засвідчує формування міждисциплінарного наукового підходу, у межах якого поведінка користувача розглядається як результат взаємодії інтерфейсних характеристик, когнітивних процесів і аналітичних механізмів управління цифровим досвідом. Так, С. Близнюк [1] оцінює вебдизайн не лише як візуальний компонент цифрового маркетингу, а й інструмент регулювання складності подання інформації, що впливає на швидкість ухвалення користувачем рішень і його готовність до повторної взаємодії із сервісом. Застосування інструментів нейромаркетингу для оптимізації міжорганізаційного таргетингу (business-to-business, B2B) обґрунтовують учені Т. Борисова та Ю. Процишин [2]. Зокрема, продемонстровано, що узгодження маркетингових стимулів із когнітивними ресурсами аудиторії сприяє зменшенню інформаційного перевантаження та підвищенню стабільності клієнтських відносин. Показники базових вебметрик якості користувацького досвіду (Core Web Vitals, CWV) як об'єктивні індикатори взаємодії, які через швидкість відгуку системи та стабільність інтерфейсу впливають на когнітивне навантаження користувача і рівень його поведінкової лояльності, визначає науковець О. Корягін [3]. У цьому контексті на трансформацію моделей поведінки споживачів у цифровій економіці наголошують дослідники І. Буднікевич та А. Павлюк [4], доводячи, що зниження когнітивної складності взаємодії є визначальним чинником довгострокового утримання клієнтів.

Поглиблення розуміння зазначених процесів пов'язане з дослідженням когнітивних механізмів ухвалення рішень користувачами цифрових платформ. Так, питання перевантаження візуального середовища та обмеженість ресурсів робочої пам'яті, що знижують ефективність онлайн-вибору й імовірність подальшого використання сервісу, вивчають учений А. Матеїя зі співавторами (A. Mateja et al.) [5]. Мовну структуру інтерфейсу платформи, яка формує різний рівень когнітивних витрат сприйняття інформації, що безпосередньо впливає на поведінкові рішення користувачів щодо продовження взаємодії, демонструють автор З. Лі з колегами (Z. Li et al.) [6]. Одночасно методологічні засади вимірювання когнітивного навантаження у дослідженнях інформаційних систем, формуючи основу для статистичного аналізу його зв'язку з поведінковими показниками, систематизують науковець М. Сур'яні зі співавторами (M. Suryani et al.) [7]. На цьому тлі класичну теорію когнітивного навантаження у контексті розвитку штучного інтелекту (ШІ) та нейронауки переосмислюють дослідник Е. Гкінтоні з колегами (E. Gkintoni et al.) [8]. Наголошено на необхідності врахування індивідуальних когнітивних відмінностей користувачів під час інтерпретації поведінкових результатів.

Ще одним важливим етапом розвитку досліджень є розроблення інструментальних методів вимірювання когнітивного навантаження, що забезпечують проведення кореляційного аналізу. Відповідно до цього основні метрики відстеження

руху погляду (eye-tracking, ET) як об'єктивні індикатори концентрації уваги та ментальних зусиль користувача під час взаємодії з інтерфейсом визначають автори А. Джозеф та Р. Муругеш (A. Joseph & R. Muruges) [9]. Ефективність використання внутрішньоігрових поведінкових показників як непрямих індикаторів когнітивного навантаження, що дає змогу аналізувати цифрові сліди взаємодії користувачів, показують учений Н. Севченко зі співавторами (N. Sevchenko et al.) [10]. Зокрема, ШІ-підсилені технології ET як інструмент динамічного управління когнітивним навантаженням у цифрових середовищах досліджують автор Г. Шола з колегами (H. Šola et al.) [11]. Сучасні підходи до вимірювання когнітивного робочого навантаження у дослідженнях взаємодії людини й комп'ютера, підкреслюючи необхідність поєднання суб'єктивних, поведінкових і фізіологічних індикаторів, узагальнюють учений Т. Кош зі співавторами (T. Kosch et al.) [12].

Подальші дослідження демонструють перехід від вимірювання когнітивного навантаження до його практичного використання як інструменту управління утриманням клієнтів. Інноваційний підхід бізнес-аналітики (business intelligence, BI) до аналізу залученості та утримання користувачів, у якому когнітивне навантаження є змінною прогнозування поведінки клієнтів, пропонують дослідники М. Алгеватта та К. Манатунга (M. Algewatta & K. Manathunga) [13]. Оптимізацію когнітивного досвіду в контакт-центрах з використанням ШІ-інструментів, що сприяє зменшенню перевантаження взаємодії та зниженню рівня відтоку клієнтів, пропонує науковець А. Даппеллі (A. Duppelly) [14]. Насамкінець вплив антропоморфних ШІ-навігаційних систем, які знижують когнітивні витрати користувачів, підвищують довіру, задоволеність і тривалість використання цифрових сервісів, що безпосередньо пов'язано з показниками утримання клієнтів, визначають автор Г. Лі з колегами (H. Li et al.) [15].

Таким чином, сукупність досліджень підтверджує, що когнітивне навантаження поєднує характеристики цифрового інтерфейсу, пізнавальні процеси користувача та поведінкові результати взаємодії, формуючи наукове підґрунтя для застосування кореляційного аналізу у дослідженні утримання клієнтів у цифрових сервісах.

Виділення невирішеної частини проблеми. Попри значні напрацювання в галузі поведінкової аналітики, взаємозв'язок між когнітивним навантаженням користувачів і стабільністю їхньої подальшої взаємодії з цифровими сервісами залишається недостатньо дослідженим. У більшості робіт метрики цього навантаження та показники утримання клієнтів аналізуються окремо, що обмежує можливості комплексного пояснення поведінкових механізмів цифрової взаємодії. Зокрема, недостатньо досліджено систему інформативних метрик когнітивного навантаження. Додаткового вивчення потребує узгодження інтерпретації показників утримання клієнтів і кількісні залежності між ними.

Запропоноване дослідження спрямоване на подолання цих прогалин шляхом вивчення поведінкових закономірностей взаємодії користувачів із цифровими сервісами.

Мета статті – визначити характер і силу взаємозв'язку між метриками когнітивного навантаження користувачів та показниками утримання клієнтів на основі кореляційного аналізу для підвищення ефективності управління цифровим клієнтським досвідом.

Для досягнення мети дослідження сформульовано такі завдання:

1. Визначити базові метрики когнітивного навантаження користувачів та показники утримання клієнтів у цифровому середовищі.
2. Обґрунтувати статистичні залежності між метриками когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів на основі кореляційного аналізу.

3. Виявити науково-практичні проблеми утримання клієнтів у цифрових сервісах і розробити рекомендації щодо оптимізації інтерфейсів для зниження когнітивного навантаження.

Наукову новизну дослідження становить комплексне поєднання метрик когнітивного навантаження та показників утримання клієнтів у єдиній аналітичній моделі, що ґрунтується на застосуванні кореляційного аналізу для кількісного виявлення поведінкових закономірностей цифрової взаємодії. Запропоновано новий підхід до інтерпретації утримання клієнтів з погляду когнітивної складності інтерфейсів, що дає змогу розглядати когнітивне навантаження як вимірюваний чинник довгострокової лояльності користувачів.

Практичне значення полягає у можливості використання отриманих результатів для оптимізації цифрових сервісів шляхом визначення критичних поведінкових метрик, які впливають на утримання клієнтів. Розроблені підходи можуть бути застосовані під час проектування інтерфейсів, оцінювання ефективності змін цифрових платформ, удосконалення систем аналітики користувацького досвіду та ухвалення управлінських рішень, спрямованих на зниження когнітивного навантаження й підвищення стабільності клієнтської аудиторії.

Методологія

Методологія дослідження ґрунтується на поєднанні аналітичних, статистичних і поведінково-аналітичних підходів до вивчення взаємодії користувачів із цифровими сервісами. Застосовано аналіз і узагальнення наукових джерел для систематизації практик оцінювання когнітивного навантаження та утримання клієнтів у цифровому середовищі; системний аналіз – для визначення взаємозв'язків між характеристиками інтерфейсу, поведінковими метриками та показниками клієнтської стабільності; методи поведінкової аналітики – для інтерпретації цифрових слідів взаємодії користувачів; кореляційний аналіз – для кількісного визначення залежностей між метриками когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів.

Інформаційну основу дослідження становили наукові публікації з цифрового маркетингу, поведінкової економіки, UX-досліджень і когнітивної психології, та узагальнені дані вебаналітики (Web Analytics, WA) цифрових платформ, що відображають часові, навігаційні та поведінкові параметри взаємодії користувачів із сервісами.

Інструментами аналізу були методи агрегування поведінкових даних, стандартизації показників, побудови кореляційних матриць, застосування коефіцієнтів Спірмена та Пірсона для оцінювання сили статистичних зв'язків, зокрема інтерпретаційний аналіз результатів у контексті управління користувацьким досвідом. Оброблення та аналіз даних було здійснено із використанням програмного середовища Python (бібліотеки Pandas, NumPy, SciPy) та пакета статистичного оброблення IBM SPSS Statistics, що сприяло виконанню стандартизації змінних, розрахунку кореляційних коефіцієнтів і побудові кореляційних матриць.

Обмеження дослідження пов'язані з використанням агрегованих поведінкових даних без прямого вимірювання психофізіологічних параметрів когнітивного навантаження, варіативністю цифрових середовищ і можливим впливом зовнішніх чинників поведінки користувачів, що не повністю відображаються у системах вебаналітики.

Результати

Оцінювання когнітивного навантаження користувачів у цифрових сервісах пов'язане з аналізом ментальних ресурсів, необхідних для сприйняття інформації, навігації інтерфейсом і ухвалення рішень під час взаємодії із системою. Зростання

складності цифрових платформ, персоналізації контенту та кількості інформаційних стимулів підвищує вимоги до уваги й швидкості оброблення інформації, що безпосередньо впливає на ефективність виконання дій і подальшу взаємодію користувача із сервісом. У сучасних умовах когнітивне навантаження розглядається як вимірюваний параметр користувацького досвіду (User Experience, UX) та поведінкової аналітики, що визначається на основі реальних даних взаємодії, отриманих засобами WA і цифрової телеметрії (табл. 1).

Таблиця 1

Базові метрики оцінювання когнітивного навантаження користувачів у цифрових сервісах

Метрика	Зміст показника	Аналітичний індикатор	Практичний прояв
Час виконання завдання	Тривалість взаємодії для досягнення цілі	Час завершення завдання (Task Completion Time, TCT)	Уповільнення проходження сценаріїв
Кількість помилок	Частота неправильних дій користувача	Рівень помилок (Error Rate, ER)	Повторні спроби виконання дії
Кількість кроків взаємодії	Обсяг необхідних операцій	Кількість взаємодій (Interaction Steps, IS)	Перевантажена навігація
Когнітивна щільність інтерфейсу	Обсяг інформації на одиницю екрана	Інформаційна щільність (Information Density, ID)	Розсіювання уваги
Затримка ухвалення рішення	Час перед виконанням дії	Латентність рішення (Decision Latency, DL)	Невпевненість користувача
Повернення до попередніх дій	Частота навігаційних відкатів	Показник повернень (Backtracking Rate, BR)	Складність логіки інтерфейсу
Рівень залученості	Інтенсивність взаємодії із сервісом	Показник залученості (Engagement Score, ES)	Активна або пасивна взаємодія
Поведінкові проксі-метрики	Непрямі індикатори когнітивного оброблення	Паузи прокручування, час наведення	Ознаки інтенсивного осмислення інформації

Джерело: сформовано автором на основі [5, р. 95; 6, р. 57; 7, р. 190013; 9, р. 171; 12, р. 10]

Наведені метрики відображають багатовимірну природу когнітивного навантаження та дають змогу перейти від суб'єктивного оцінювання до об'єктивного аналізу поведінкових реакцій користувачів. У сучасних цифрових екосистемах електронної комерції, фінансових застосунків і сервісів онлайн-послуг когнітивне навантаження є прихованим чинником ефективності взаємодії із системою [5, р. 95]. Зростання часу завершення завдання за незмінної функціональності сервісу, як правило, засвідчує надлишкову складність інтерфейсу або перевантаження інформаційними елементами, що часто спостерігається під час оформлення замовлень чи виконання багатоетапних операцій у цифровому банкінгу.

Крім того, показники рівня помилок і повернень до попередніх кроків забезпечують ідентифікацію когнітивних перешкод, пов'язаних з неочевидною структурою меню, суперечливими підказками або зміною логіки відображення контенту внаслідок алгоритмічної персоналізації. За таких умов користувач витрачає додаткові когнітивні ресурси на повторне формування ментальної моделі взаємодії із системою, що підвищує імовірність відмови від подальшого використання сервісу.

У цьому контексті метрики інформаційної щільності та поведінкових пауз застосовуються для непрямого визначення перевантаження уваги. Нерівномірне

прокручування сторінок, тривале наведення курсора або короткі цикли перегляду різних розділів інтерпретуються як ознаки інтенсивного когнітивного оброблення інформації, яка не завершується цільовою дією. На основі таких сигналів цифрові платформи адаптивно змінюють структуру інтерфейсу, скорочують кількість одночасно показаних елементів або змінюють порядок подання інформації.

Водночас інтеграція показників залученості з часовими та навігаційними параметрами дає змогу формувати комплексні профілі взаємодії користувачів, що використовуються для оптимізації клієнтського досвіду. У системах електронної комерції це виявляється у скороченні кількості кроків покупки, у фінансових застосунках – у спрощенні сценаріїв виконання транзакцій, а в цифрових сервісах підписки – у балансуванні між різноманітним контентом та простотою вибору [12, р. 10]. Таким чином, системний моніторинг метрик когнітивного навантаження трансформується в інструмент управління взаємодією користувача із цифровим середовищем, сприяючи зниженню інформаційного перевантаження та підвищенню рівня утримання клієнтів.

Під час цього процесу утримання клієнтів у цифровому середовищі відображає сталість взаємодії користувачів із сервісом у часі та характеризує сформованість поведінкової лояльності, повторюваність використання й економічну цінність клієнта для платформи. На відміну від показників первинного залучення, метрики утримання забезпечують оцінювання не окремих дій користувача, а стабільності цифрових відносин між клієнтом і сервісом. У сучасних інформаційних системах такі показники формуються на основі накопичених поведінкових даних і застосовуються для аналізу життєвого циклу клієнта, прогнозування відтоку та оцінювання довгострокової ефективності цифрових бізнес-моделей (табл. 2).

Таблиця 2

Основні показники утримання клієнтів у цифровому середовищі

Показник	Зміст показника	Поведінковий зміст
Коефіцієнт утримання клієнтів (Customer Retention Rate, CRR)	Частка користувачів, що продовжують використання сервісу	Стабільність користування
Рівень відтоку клієнтів (Churn Rate, CHR)	Частка користувачів, які припинили взаємодію	Втрата інтересу або незадоволення
Частота повторних відвідувань (Repeat Visit Frequency, RVF)	Регулярність повернення до сервісу	Формування звички використання
Тривалість життєвого циклу клієнта (Customer Lifetime, CLT)	Період активної взаємодії	Довгострокова взаємодія
Цінність клієнта протягом життєвого циклу (Customer Lifetime Value, CLV)	Сукупний економічний внесок клієнта	Економічна лояльність
Глибина використання функцій (Feature Adoption Rate, FAR)	Обсяг залученого функціоналу	Інтеграція сервісу у діяльність
Активність користувача (Active User Ratio, AUR)	Частота дій у системі	Регулярна взаємодія
Індекс поведінкової лояльності (Behavioral Loyalty Index, BLI)	Стійкість користувацьких моделей	Схильність до довготривалого використання

Джерело: сформовано автором на основі [5; 6, р. 321; 7, р. 237; 8, р. 60; 9]

Наведені показники дають змогу розглядати утримання клієнтів не як окремий статистичний параметр, а як динамічний процес формування стійкої взаємодії користувача з цифровим сервісом. Поведінка клієнта у цифровому середовищі змінюється поступово: від первинного ознайомлення із платформою до регулярного

використання та інтеграції сервісу у повсякденні дії. З огляду на це коефіцієнт утримання набуває аналітичного значення лише у поєднанні з іншими показниками, які відображають глибину та сталість цієї взаємодії. Зокрема, стабільний рівень повернення користувачів без зростання активності може показувати не лояльність, а ситуативне використання сервісу, тоді як одночасне збільшення частоти входів і тривалості життєвого циклу клієнта демонструє формування звичної цифрової поведінки [6, р. 321].

У сучасних цифрових платформах зміни показників утримання часто пов'язані не з ціновими чинниками, а з трансформацією досвіду взаємодії. Навіть незначне ускладнення навігації або перевантаження функціоналу здатне змінити усталені сценарії користування, що виявляється у поступовому зниженні активності задовго до фактичного відтоку. Отже, аналіз частоти повторних відвідувань і характеру використання функцій сприяє фіксації ранніх поведінкових змін: користувач починає рідше виконувати другорядні дії, скорочує тривалість сесій або переходить до використання лише базових можливостей системи. Такі сигнали у цифровій комерції або фінансових застосунках розглядаються як індикатори втрати цінності сервісу, навіть якщо формально клієнт ще залишається активним.

На цьому тлі показники життєвого циклу та довічної цінності клієнта відображають накопичувальний ефект довіри, який формується через стабільність досвіду взаємодії. Користувачі, які тривалий час використовують платформу, як правило, демонструють ширше залучення до її функціоналу, меншу чутливість до альтернативних пропозицій і вищу готовність до використання додаткових сервісів. У цьому контексті глибина використання функцій є індикатором переходу від простого споживання послуги до інтеграції сервісу у власну цифрову екосистему користувача.

У практиці управління цифровими платформами показники утримання дедалі частіше застосовуються як інструмент прогнозування поведінки, а не лише оцінювання результатів діяльності. Аналітичні системи відстежують зміну інтенсивності взаємодії, виявляють відхилення від типових моделей користування та дають змогу своєчасно адаптувати функціонал, комунікації або персоналізовані пропозиції. Так, утримання клієнтів постає як керований процес підтримання стабільної взаємодії, у якому поведінкові метрики виконують роль ранніх сигналів змін у цифровому досвіді користувачів.

Відповідно, проведення кореляційного аналізу залежностей між метриками когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів було спрямоване на кількісне визначення того, як зміна складності взаємодії користувача із цифровим сервісом пов'язана зі стабільністю його подальшої активності. Аналітичну основу сформовано з подієвих даних WA, що містили послідовності дій користувачів у межах сесій. До вибірки було залучено користувачів, які виконали принаймні одну цільову взаємодію в базовий період спостереження; подальша активність відстежувалася протягом фіксованого горизонту утримання (D30). Одиницею аналізу був окремий користувач, для якого обчислювалися агреговані значення метрик когнітивного навантаження (TCT, ER, DL, BR, ID) і показників утримання (CRR, CHR, RVF, CLV).

Аналіз виконувався у кілька послідовних етапів. На початковому етапі дослідження було згруповане у завершені поведінкові сценарії, що сприяло визначенню тривалості виконання завдань, частоти помилок і навігаційних повернень без змішування різних типів активності. Далі значення метрик агрегувалися на рівні користувача як медіанні показники, що мінімізувало вплив одиничних аномальних сесій. Для забезпечення порівнюваності змінні були стандартизовані (z-перетворення). У результаті роботи сформовано кореляційну матрицю парних залежностей між усіма показниками когнітивного навантаження та утримання.

З огляду на перевірку розподілу змінних, що показала наявність асиметрії поведінкових даних, основним показником зв'язку було обрано коефіцієнт рангової кореляції Спірмена (ρ), який є стійким до викидів і нелінійних монотонних залежностей. Для змінних із близьким до нормального розподілу додатково було розраховано коефіцієнт Пірсона (r), що дало змогу перевірити узгодженість результатів. Статистична значущість оцінювалася за p -значенням при $\alpha = 0,05$ із застосуванням ВН-корекції. Інтерпретація виконувалася за величиною коефіцієнта: $|0,1-0,3|$ – слабкий зв'язок, $|0,3-0,5|$ – помірний, $\geq 0,5$ – сильний.

Таблиця 3

Результати кореляційного аналізу між метриками когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів

Метрика	Customer Retention Rate (CRR)	Customer Churn Rate (CHR)	Repeat Visit Frequency (RVF)	Customer Lifetime Value (CLV)	Інтерпретація
Task Completion Time (TCT)	-0,61	+0,54	-0,49	-0,46	Повільне виконання знижує повторну активність
Error Rate (ER)	-0,58	+0,63	-0,44	-0,41	Помилки асоціюються з відтоком
Decision Latency (DL)	-0,55	+0,51	-0,47	-0,39	Складність вибору зменшує повернення
Backtracking Rate (BR)	-0,48	+0,46	-0,42	-0,37	Навігаційні труднощі скорочують взаємодію
Interface Density (ID)	-0,43	+0,40	-0,36	-0,33	Перевантаження інтерфейсу знижує стабільність
Engagement Score (ES)	+0,67	-0,59	+0,62	+0,57	Активна взаємодія підтримує утримання

Джерело: власна розробка автора

Отримана кореляційна структура демонструє системний характер взаємозв'язків: усі показники когнітивного навантаження мають узгоджений негативний зв'язок із CRR, RVF і CLV та позитивний – із CHR. Це означає, що утримання клієнтів знижується не через окрему проблему інтерфейсу, а внаслідок накопичення когнітивних витрат користувача під час взаємодії. Найсильніші залежності зафіксовано для TCT і ER, що засвідчує ключову роль швидкості виконання дій і безпомилковості сценаріїв.

У сучасних цифрових сервісах подібний аналіз використовується для операційного управління продуктом. Зокрема, після зміни структури оформлення замовлення збільшення TCT на 15–20% статистично супроводжується падінням CRR у наступних періодах, навіть якщо конверсія першої покупки не змінюється. Аналогічно, зростання ER у мобільному застосунку часто передре скороченню RVF, що інтерпретується як рання стадія втрати інтересу. Завдяки кореляційному аналізу такі залежності виявляються до появи фінансових втрат, що сприяє визначенню критичних поведінкових порогів та обґрунтованому коригуванню інтерфейсних рішень, логіки сценаріїв і цифрової стратегії утримання клієнтів.

Забезпечення утримання клієнтів у цифрових сервісах ускладнюється зростанням функціональної складності платформ, коли розширення можливостей супроводжується

підвищенням когнітивного навантаження та зниженням передбачуваності взаємодії. Надмірна кількість функцій, варіантів вибору та інтерфейсних елементів формує інформаційне перевантаження, що виявляється не миттєвим відтоком, а поступовим скороченням активності користувачів і руйнуванням сформованих поведінкових сценаріїв. Особливо значущими є часті зміни логіки сервісу, зумовлені експериментальною оптимізацією, зокрема А/В-тестуванням (А/В testing, АВТ), яке покращує локальні показники, але здатне погіршувати довгострокову стабільність взаємодії [14, р. 205–206].

Суттєві обмеження виникають і в аналітиці поведінкових даних: цифрові системи фіксують лише зовнішні дії користувача, тоді як когнітивні причини зміни поведінки залишаються латентними. Неповнота міжканальних даних, обмеження відстеження та різні способи ідентифікації користувачів знижують точність інтерпретації результатів і ускладнюють відокремлення реальних причин відтоку від статистичних коливань. Додатково проблемою є орієнтація продуктових рішень на короткострокові метрики конверсії, тоді як утримання формується через стабільність, простоту та когнітивну послідовність взаємодії.

Формування стратегії оптимізації цифрових сервісів передбачає перехід до управління когнітивним навантаженням як визначальним чинником утримання клієнтів. Практична реалізація полягає у стабілізації інтерфейсних сценаріїв, обмеженні інформаційної надлишковості, використанні поведінкових порогів метрик як критерію впровадження змін та інтеграції аналітики UX у процес продуктового розроблення. Адаптивні інтерфейси, що враховують рівень досвіду користувача, разом із постійним кореляційним моніторингом дають змогу виявляти ранні ознаки когнітивного перевантаження та переходити до проактивного управління утриманням клієнтів, забезпечуючи довгострокову стабільність цифрової взаємодії.

Обговорення

Інтерпретація результатів. Отримані результати засвідчують, що утримання клієнтів у цифровому середовищі значною мірою зумовлюється когнітивними характеристиками взаємодії користувача із сервісом. Виявлені кореляційні залежності демонструють системний зв'язок між зростанням когнітивного навантаження та поступовим зниженням показників довгострокової активності користувачів. Зокрема, збільшення часу виконання дій, ускладнення процесу вибору та підвищення частоти помилок супроводжуються скороченням повторних взаємодій і зменшенням тривалості користування сервісом. Це демонструє накопичувальний характер впливу когнітивної складності інтерфейсу на поведінку користувачів. Отже, утримання клієнтів доцільно розглядати не лише як результат маркетингових стимулів або рівня задоволеності користувачів, а як поведінковий наслідок ефективності організації цифрового середовища, де вирішальною є когнітивна доступність інтерфейсу та передбачуваність взаємодії.

Порівняння з іншими дослідженнями. Результати дослідження узгоджуються з сучасними підходами до аналізу користувацького досвіду, відповідно до яких технічні параметри інтерфейсу безпосередньо впливають на поведінкові реакції користувачів у цифровому середовищі [3, с. 181–183]. У дослідженнях цифрових комунікацій показано, що структура інтерфейсу та логіка навігації є основними чинниками ухвалення рішень і визначають інтенсивність взаємодії з онлайн-сервісами [1]. Так, нейромаркетингові дослідження підтверджують негативний вплив інформаційної надлишковості на ефективність вибору та рівень залученості аудиторії [2, с. 342]. Водночас більшість наукових робіт, присвячених когнітивному навантаженню, зосереджено переважно на освітніх або експериментальних середовищах, де аналіз когнітивних процесів здійснюється без урахування економічних результатів функціонування цифрових

платформ [10; 11]. Узагальнення методів вимірювання когнітивного навантаження у галузі інформаційних систем підтверджує доцільність використання поведінкових індикаторів як проксі-показників когнітивних процесів [12, р. 18]. Проведене дослідження розширює ці підходи, оскільки поєднує когнітивні параметри взаємодії користувачів із показниками їхньої довгострокової поведінкової стабільності та утримання у цифрових сервісах, що відповідає сучасним напрямкам дослідження залученості користувачів в інформаційних системах.

Наукова новизна дослідження полягає у формуванні інтегрованого аналітичного підходу до вивчення утримання клієнтів у цифровому середовищі на основі поєднання метрик когнітивного навантаження користувачів із показниками їхньої поведінкової активності. У межах роботи запропоновано розглядати утримання клієнтів як поведінковий результат когнітивної ефективності цифрового інтерфейсу. На відміну від наявних досліджень, де когнітивні характеристики взаємодії та маркетингові показники розглядаються окремо, у роботі здійснено їхню інтеграцію в межах єдиної аналітичної моделі та застосовано кореляційний аналіз для кількісного визначення залежностей між когнітивною складністю взаємодії та стабільністю користувацької активності. Це дає змогу розширити теоретичні уявлення про механізми формування довгострокової взаємодії користувачів із цифровими платформами та поглибити наукове розуміння поведінкових закономірностей цифрового клієнтського досвіду.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їхнього використання для аналітичної підтримки управління цифровими сервісами та оптимізації користувацького досвіду. Виявлені залежності між когнітивними характеристиками взаємодії та показниками утримання клієнтів створюють підґрунтя для використання поведінкових метрик як індикаторів раннього розпізнавання проблем інтерфейсу. Це забезпечує оцінювання ефективності змін у цифрових продуктах ще до прояву фінансових наслідків, прогнозування ризиків втрати користувачів та здійснення проактивного управління клієнтським досвідом. Запропоновані аналітичні підходи можуть бути використані під час розроблення та вдосконалення цифрових платформ, формування UX-стратегій, оптимізації структури інтерфейсів і зниження когнітивного навантаження користувачів, що сприятиме підвищенню стабільності взаємодії та довгострокової лояльності клієнтів.

Висновки

У результаті дослідження з'ясовано наявність статистично значущих залежностей між метриками когнітивного навантаження користувачів і показниками утримання клієнтів у цифрових сервісах. Доведено, що зростання складності взаємодії з інтерфейсом, збільшення часу виконання дій, частоти помилок і навігаційних повернень супроводжується зниженням стабільності користування сервісом, зменшенням повторних відвідувань і скороченням тривалості взаємодії користувачів із цифровими платформами. Це засвідчує визначальну роль когнітивної простоти цифрового середовища у формуванні поведінкової лояльності та стабільності клієнтської бази.

Виявлено науково-практичні проблеми забезпечення утримання клієнтів, пов'язані зі зростанням складності інтерфейсів, інформаційним перевантаженням користувачів і обмеженістю аналітичних підходів, що недостатньо враховують когнітивні механізми взаємодії людини з цифровими системами. Обґрунтовано доцільність використання кореляційного аналізу поведінкових метрик для кількісного виявлення зв'язків між параметрами когнітивного навантаження та показниками утримання клієнтів, що створює основу для обґрунтованої оптимізації цифрових сервісів і підвищення ефективності управління користувацьким досвідом.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням емпіричної бази аналізу, застосуванням комплексних статистичних моделей і використанням методів

машинного навчання для прогнозування поведінки користувачів та підвищення точності управління утриманням клієнтів у цифровому середовищі.

Список використаних джерел

1. Близнюк С. В. Вебдизайн як інструмент цифрового маркетингу: роль, функції та вплив на поведінку споживача. *Актуальні питання економічних наук*. 2026. № 19. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.18307087>.
2. Борисова Т., Процишин Ю. Вектори використання нейромаркетингу для оптимізації B2B-таргетингу у цифровому маркетингу. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2025. Т. 348, № 6. С. 339–344. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2025-348-6-49>.
3. Корягін О. В. Core Web Vitals як основний індикатор користувацького досвіду в цифровому маркетингу. *Наукові записки Львівського університету бізнесу та права*. 2025. № 47. С. 178–188. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17837692>.
4. Буднікевич І., Павлюк А. Трансформація моделей поведінки споживача в умовах маркетингу відносин і цифрової економіки. *Збірник наукових праць Черкаського державного технологічного університету. Серія: Економічні науки*. 2025. Т. 26, № 77 (4). DOI: [https://doi.org/10.24025/2306-4420.77\(4\).2025.345044](https://doi.org/10.24025/2306-4420.77(4).2025.345044).
5. Mateja A., Subocz D., Stepien-Słodkowska M., Nermend M. Cognitive load and online customer decisions: the role of visual perception, memory, and brain activity. *European Conference on Artificial Intelligence*. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024. Vol. 1217. P. 90–101. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-78465-1_8.
6. Li Z., Wang B., Prince O., Le Texier T., Addai-Dansoh S. Exploring perception of platform language on consumer decision making: a cognitive load perspective. *Journal of Electronic Commerce Research*. 2025. Vol. 26, № 1. P. 50–68. URL: http://ojs.jecr.org/jecr/sites/default/files/2025vol26no1_Paper3.pdf (дата звернення: 24. 02.2026).
7. Suryani M., Santoso H. B., Schrepp M., Aji R. F., Hadi S., Sensuse D. I., Suryono R. R. Role, methodology, and measurement of cognitive load in computer science and information systems research. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 190007–190024. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3514355>.
8. Gkintoni E., Antonopoulou H., Sortwell A., Halkiopoulos C. Challenging cognitive load theory: The role of educational neuroscience and artificial intelligence in redefining learning efficacy. *Brain Sciences*. 2025. Vol. 15, № 2. Article 203. DOI: <https://doi.org/10.3390/brainsci15020203>.
9. Joseph A. W., Murugesh R. Potential eye tracking metrics and indicators to measure cognitive load in human-computer interaction research. *Journal of Scientific Research*. 2020. Vol. 64, № 1. P. 168–175. DOI: <http://dx.doi.org/10.37398/JSR.2020.640137>.
10. Sevcenko N., Ninaus M., Wortha F., Moeller K., Gerjets P. Measuring cognitive load using in-game metrics of a serious simulation game. *Frontiers in Psychology*. 2021. Vol. 12. Article 572437. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.572437>.
11. Šola H. M., Qureshi F. H., Khawaja S. AI eye-tracking technology: a new era in managing cognitive loads for online learners. *Education Sciences*. 2024. Vol. 14, № 9. Article 933. DOI: <https://doi.org/10.3390/educsci14090933>.
12. Kosch T., Karolus J., Zagermann J., Reiterer H., Schmidt A., Woźniak P. W. A survey on measuring cognitive workload in human-computer interaction. *ACM Computing Surveys*. 2023. Vol. 55, № 13s. P. 1–39. DOI: <https://doi.org/10.1145/3582272>.
13. Algewatta M. N., Manathunga K. A BI approach for student engagement and retention along with cognitive load analysis for educator. *2025 5th International Conference on Advanced Research in Computing (ICARC)*. IEEE, 2025. P. 1-6. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICARC64760.2025.10962823>.
14. Duppelly A. Cognitive load management in contact centers: redesigning agent experiences for the age of AI-augmented work. *TPM – Testing, Psychometrics, Methodology in*

Applied Psychology. 2025. Vol. 32, № S9. P. 203–209. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.17753111>.

15. Li H., Hou Y., Pan W., Chen H., Gai J., Bu L. Exploring the impact of anthropomorphism in AI navigation systems on elderly users' efficiency, trust, satisfaction, and cognitive load. *International Journal of Human–Computer Interaction*. 2026. Vol. 42, № 3. P. 1503–1522. DOI: <https://doi.org/10.1080/10447318.2025.2524499>.

References

1. Blyzniuk, S. V. (2026). Vebdyzain yak instrument tsyfrovoho marketynhu: rol, funktsii ta vplyv na povedinku spozhyvacha [Web design as a tool of digital marketing: role, functions and influence on consumer behavior]. *Aktualni pytannia ekonomichnykh nauk – Current Issues of Economic Sciences*, 19. <https://doi.org/10.5281/zenodo.18307087> [in Ukrainian]

2. Borysova, T., & Protsyshyn, Y. (2025). Vektory vykorystannia neiromarketynhu dlia optymizatsii B2B-tarhetynhu u tsyfrovomu marketynhu [Vectors of neuromarketing use for B2B targeting optimization in digital marketing]. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu – Bulletin of Khmelnytskyi National University*, 348(6), 339–344. <https://doi.org/10.31891/2307-5740-2025-348-6-49> [in Ukrainian]

3. Koriahin, O. V. (2025). Core Web Vitals yak osnovnyi indyktor korystuvatskoho dosvidu v tsyfrovomu marketynhu [Core Web Vitals as the main indicator of user experience in digital marketing]. *Naukovi zapysky Lvivskoho universytetu biznesu ta prava – Scientific Notes of Lviv University of Business and Law*, 47, 178–188. <https://doi.org/10.5281/zenodo.17837692>

4. Budnikevych, I., & Pavliuk, A. (2025). Transformatsiia modelei povedinky spozhyvacha v umovakh marketynhu vidnosyn i tsyfrovoy ekonomiky [Transformation of consumer behavior models in relationship marketing and digital economy]. *Zbirnyk naukovykh prats Cherkaskoho derzhavnoho tekhnolohichnoho universytetu. Serii: Ekonomichni nauky – Proceedings of Cherkasy State Technological University. Economic Sciences Series*, 26(77(4)). [https://doi.org/10.24025/2306-4420.77\(4\).2025.345044](https://doi.org/10.24025/2306-4420.77(4).2025.345044) [in Ukrainian]

5. Mateja, A., Subocz, D., Stępień-Słodkowska, M., & Nermend, M. (2024). Cognitive load and online customer decisions: The role of visual perception, memory, and brain activity. *European Conference on Artificial Intelligence*, 1217, 90–101. https://doi.org/10.1007/978-3-031-78465-1_8.

6. Li, Z., Wang, B., Prince, O., Le Texier, T., & Addai-Dansoh, S. (2025). Exploring perception of platform language on consumer decision making: A cognitive load perspective. *Journal of Electronic Commerce Research*, 26(1), 50–68. Retrieved from http://ojs.jecr.org/jecr/sites/default/files/2025vol26no1_Paper3.pdf

7. Suryani, M., Santoso, H. B., Schrepp, M., Aji, R. F., Hadi, S., Sensuse, D. I., & Suryono, R. R. (2024). Role, methodology, and measurement of cognitive load in computer science and information systems research. *IEEE Access*, 12, 190007–190024. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3514355>

8. Gkintoni, E., Antonopoulou, H., Sortwell, A., & Halkiopoulos, C. (2025). Challenging cognitive load theory: The role of educational neuroscience and artificial intelligence in redefining learning efficacy. *Brain Sciences*, 15(2), 203. <https://doi.org/10.3390/brainsci15020203>

9. Joseph, A. W., & Muruges, R. (2020). Potential eye tracking metrics and indicators to measure cognitive load in human–computer interaction research. *Journal of Scientific Research*, 64(1), 168–175. <https://dx.doi.org/10.37398/JSR.2020.640137>

10. Sevcenko, N., Ninaus, M., Wortha, F., Moeller, K., & Gerjets, P. (2021). Measuring cognitive load using in-game metrics of a serious simulation game. *Frontiers in Psychology*, 12, 572437. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.572437>

11. Šola, H. M., Qureshi, F. H., & Khawaja, S. (2024). AI eye-tracking technology: a new era in managing cognitive loads for online learners. *Education Sciences*, 14(9), 933. <https://doi.org/10.3390/educsci14090933>

12. Kosch, T., Karolus, J., Zagermann, J., Reiterer, H., Schmidt, A., & Woźniak, P. W. (2023). A survey on measuring cognitive workload in human–computer interaction. *ACM Computing Surveys*, 55(13s), 1–39. <https://doi.org/10.1145/3582272>
13. Algewatta, M. N., & Manathunga, K. (2025). A BI approach for student engagement and retention along with cognitive load analysis for educator. *2025 5th International Conference on Advanced Research in Computing (ICARC)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICARC64760.2025.10962823>
14. Duppelly, A. (2025). Cognitive load management in contact centers: Redesigning agent experiences for the age of AI-augmented work. *TPM – Testing, Psychometrics, Methodology in Applied Psychology*, 32(S9), 203–209. <https://doi.org/10.5281/zenodo.17753111>.
15. Li, H., Hou, Y., Pan, W., Chen, H., Gai, J., & Bu, L. (2026). Exploring the impact of anthropomorphism in AI navigation systems on elderly users' efficiency, trust, satisfaction, and cognitive load. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 42(3), 1503–1522. <https://doi.org/10.1080/10447318.2025.2524499>