УДК 004.51 **doi: 10.26906/SUNZ.2025.1.96-106**

Є. О. Ігнатюк, А. В. Попов

Національний аерокосмічний університет «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна

# МЕТОДИКО-ІНСТРУМЕНТАЛЬНІ ЗАСОБИ АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ UX-ДОСЛІДЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ СИСТЕМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

**Анотація**. Стаття присвячена автоматизованому аналізу результатів досліджень взаємодії (UX-досліджень) з використанням систем штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж та експертних систем. Метою дослідження є розробка системи методико-інструментальних засобів для автоматизації аналізу даних UX-досліджень шляхом інтеграції технологій штучного інтелекту та експертних систем. Проведено аналіз актуальності проблеми автоматизації обробки великих обсягів різнорідних даних, що отримані в результаті досліджень взаємодії користувачів з цифровими продуктами. Запропоновано класифікацію методів досліджень взаємодії користувача та цифрових продуктів за типами даних та підхід до вибору відповідних архітектур нейромереж для їх аналізу. Розглянуто можливості застосування рекурентних та згорткових нейронних мереж як приклад для обробки текстових, аудіо- та відеоданих. Також запропоновано використання експертної системи для автоматизованого вибору нейромереж, оптимальних для аналізу різнотипних даних. Розроблено та протестовано пробну версію системи з використанням API штучного інтелекту, що підтверджує можливість автоматизованої обробки різних типів даних UX-досліджень за допомогою нейромереж. Окреслено перспективи подальшого розвитку системи аналізу даних результатів UX-досліджень, включаючи розробку програмного забезпечення, розширення функціональності та адаптацію для суміжних галузей. Результати дослідження мають практичне значення для підвищення ефективності аналізу даних та можуть бути використані для вдосконалення процесу проєктування інтерфейсів.

**Ключові слова:** UX-дослідження, автоматизація, аналіз даних, нейронні мережі, експертні системи.

## Постановка проблеми

В сучасному світі якість досвіду взаємодії є критично важливим фактором успіху цифрових продуктів та послуг. Поняття «досвід взаємодії» (User Experience, UX) містить загальне представлення того, як кінцеві користувачі будуть взаємодіяти з інтерфейсами. Це поняття передбачає розуміння як поведінки користувачів, так і бізнес-процесів, для яких цей інтерфейс створюється.

Процес проєктування інтерфейсів передбачає проведення досліджень, які дозволяють приймати обґрунтовані дизайн-рішення. Однак, традиційні методи проведення досліджень взаємодії мають недоліки, такі як значні витрати людських ресурсів та часу на збір й оброблення даних. Використання технологій штучного інтелекту відкриває можливості для автоматизації та оптимізації аналізу даних досліджень взаємодії користувача з інтерфейсами. Інтелектуальні системи здатні швидко обробляти великі обсяги даних, виявляти приховані закономірності — це дозволяє суттєво прискорити дослідження та отримати глибше розуміння користувачів, їх проблем, пов’язані з задоволенням потреб (комунікаційних, навчальних, управлінських, розважальних, бізнес тощо), а також труднощів (доступності, ефективності, персоналізації послуг тощо).

Необхідним є формування та розробка плану впровадження ефективної системи та інформаційної технології досліджень взаємодії з використанням систем штучного інтелекту, що дозволить зменшити ручну обробку даних та прискорити процес проєктування інтерфейсів. Для досягнення поставленої мети були сформульовані наступні завдання дослідження:

1. Аналіз сучасного стану UX-досліджень та чинних методів їх проведення;
2. Дослідження технологій штучного інтелекту, які можуть бути використані для автоматизації;
3. Проєктування експертної системи для вибору необхідної нейронної мережі на основі типів даних;
4. Формулювання рекомендацій щодо використання методів UX-досліджень та інформаційної технології для прийняття рішень в процесі проєктування інтерфейсів.

Впровадження запропонованих методів та технологій матиме позитивний ефект на всі сфери, де проєктуються інтерфейси цифрових продуктів. Автоматизація результатів досліджень взаємодії дозволить підвищити загальний рівень зручності цифрових продуктів, зробити їх більш зрозумілими, зручними та привабливими для користувачів. Під цифровим розуміється будь-який продукт, який надається користувачеві в цифровому форматі. Наприклад, програмне забезпечення, мобільні застосунки, вебсайти, онлайн-сервіси, медіа тощо.

Таким чином, тема аналізу даних результатів UX-досліджень з використання систем штучного інтелекту має безпосередній зв'язок з важливими науковими та практичними завданнями сьогодення — підвищенням якості та ефективності процесу проєктування інтерфейсів цифрових продуктів, які максимально відповідають потребам та очікуванням користувачів. Розв'язання поставлених задач матиме значний вплив на розвиток сфери досвіду користування цифровими продуктами та цифрової економіки загалом.

## Аналіз останніх досліджень і публікацій

Значна кількість публікацій, що охоплюють різні аспекти теми дослідження, включаючи процес проєктування та створення інтерфейсів, UX-дослідження, аналіз великих даних та штучний інтелект,

 © Ігнатюк Є. О., Попов А. В., 2025

доводять актуальність проблеми автоматизованого аналізу UX-даних. Саме на перетині цих технологій виникає потреба в автоматизації результатів цих досліджень. Для вивчення проблеми було проаналізовано спектр різноманітних джерел.

Розпочати аналіз стану сучасних наукових робіт та матеріалів було вирішено зі світових лідерів у сфері дослідження користувацького досвіду — Nielsen Norman Group. Вони відомі своїми численними публікаціями, конференціями та навчальними програмами з теми дизайну взаємодії та проєктування інтерфейсів. Під їх керівництвом було видано понад 2500 наукових статей, а також започатковано та апробовано систему сертифікації Nielsen Norman Group UX Certification System. Починаючи з автентичної праці «Usability 101: Introduction to Usability» [1] було введено поняття зручності в контексті дизайну інтерфейсів. Автори зазначають, що в сучасному світі для привернення та утримання уваги користувачів до продуктів та сервісів, вони повинні бути не лише функціональними, але й зручними та легкими у використанні. В цій статті наводяться визначення та компоненти досвіду взаємодії та важливість постійного вдосконалення цього досвіду. Зазначається, що створювані сервіси та системи мають бути орієнтовані першою чергою на кінцевого споживача. Людиноцентричний характер процесів спонукає до збільшення інвестицій робочих зусиль в процеси, пов'язані з проєктуванням інтерфейсів та взаємодії з користувачем. В тому числі збільшують проведення досліджень користувацької поведінки, тестування прототипів, впровадження зручних інтерфейсних рішень та постійне вдосконалення продукту на основі зворотного зв'язку від користувачів на кожному етапі розробки програмного забезпечення.

Додатково був розглянутий інший стандарт в контексті розробки цифрових інтерфейсів — серії ISO, а конкретніше, його частина про зручність використання людино-машинних інтерфейсів «Ergonomics of human-system interaction - Part 11: Usability: Definitions and concepts» [2]. Цей стандарт розглядає поняття зручності (usability) у контексті взаємодії людини з системами. Робота висвітлює значення та складові зручності, такі як ефективність та задоволення від взаємодії з цифровим інтерфейсом. Загальна мета стандартну полягає у сприянні розвитку констант та методик оцінки зручності використання цифрових продуктів, що допоможе забезпечити створення ефективних та користувацько-орієнтованих бізнес-систем. Саме тому стандарт ISO пропонує чіткі власні визначення таких термінів, як «Зручності використання цифрових продуктів», «Дослідження взаємодії», «Методи UX-дослідження», а також «Людино-орієнтовного дизайну», де застосування людських факторів, а також знань і методів ергономіки та зручності використання є однією з обов’язкових складових дизайн-процесу. Загалом, стандарт надає концептуальний каркас для подальшого дослідження та впровадження в практику.

Досліджуючи безпосередньо напрям людиноцентричних моделей проєктування та реалізації програмного забезпечення, були проаналізовані відповідні наукові роботи та публікації. В праці «Impact of Human-Centered Design Process (HCDP) on software development process» [3] описана важливість людського фактора в процесі розробки інтерфейсу, де передбачається залучення людської перспективи на кожному етапі розробки. В цій роботі досліджується вплив застосування процесу людсько-направленого дизайну HCDP (Human-Centered Design Process) на підвищенню зручності використання та ефективності користувацького досвіду. Також в праці пропонується модель людсько-направленого дизайну HCD (Human-Centered Design) та аналіз PSC (People using Software in a Context) для досягнення високого рівня інтеграції з процесом розробки програмного забезпечення для високого рівня зручності використання створюваних цифрових продуктів.

Досліджуючи наукові праці у сфері UX-методів, було знайдено сукупність робіт, що порушують питання автоматизації оцінки зручності інтерфейсів цифрових продуктів та проведення методів UX-досліджень. Ці праці підтверджують актуальність проблеми автоматизації у сфері користувальницького досвіду. Варто зауважити контекстуальну різницю — усі зазначені в цьому розділі роботи не розглядають автоматизацію обробки результатів досліджень взаємодії користувача з цифровим інтерфейсом. Саме цей процес автоматизації є основною метою майбутніх досліджень та робіт. Наразі публікації містять автоматизацію у сферах прийняття рішень, порівнянь числових об’ємів даних або загальну оцінку стану UX та зручності поточного продукту. В публікації «Detect and interpre: towards operationalization of automated user experience evaluation» [4] зазначається важливість автоматизованої оцінки досвіду взаємодії кінцевого користувача з графічними інтерфейсами. Однак зазначається, що чинні методи оцінки часто потребують високого рівня людської участі у зборі та аналізі даних. Авторки дослідження наголошують на важливості залучення експертів для проведення UX-аналізу та аналізу результатів проведених досліджень. Зазначається, що часто ціна залучення експерта для проведення та аналізу даних UX-дослідження є високою, в порівнянні з вартістю роботи інших спеціалістів в процесі розробки інтерфейсів цифрових продуктів. В роботі також зазначаються виклики автоматизованої UX-оцінки зручності використання інтерфейсами. З огляду на зростальну кількість продуктів та користувацьку базу й пов'язані з ними дані, постійний моніторинг зручності цифрових продуктів, з якими взаємодіє користувач, стає потрібним, але водночас — складним. Це вимагає розробки систем, які здатні автоматично відстежувати UX та надавати відомості про необхідні покращення інтерфейсів. Також були розглянуті недоліки наявних підходів, в яких увага, як правило, фокусуються на визначенні метрик, що відображають стан інтерфейсів, але не завжди дозволяють виявити потенційні причини проблем. В праці сформоване визначення даних поведінки користувача (User behavioral date), на основі яких відбувається аналіз метрик та UX-оцінка. З автоматичних програм та бібліотек, що колекціонують статистику, були зазначені в тому числі Google Analytics

та Hotjar. Проте ці програми згадані виключно в контексті автоматизованого збору даних користувачів і є лише однією з проміжних ланок в процесі аналізу даних UX-досліджень. Ці методи відносяться до кількісних статистичних методів досліджень користувальницького досвіду, автоматизація яких є важливою частиною оцінки зручності цифрових продуктів. На противагу — в досліджуваній роботі не вистачає частини, в якій би розглядалась автоматизація результатів якісних досліджень на основі User behavioral date. Такі методи автоматизуються найважче, ціна залучення експерта для їх аналізу є найбільш коштовною, а їх опрацювання займає більше часу.

Щоб отримати чітке розуміння чинних методів дослідження, було проаналізовано наукові роботи, що стосуються цих методів й способів їх проведення. В роботі «The past, present, and future of UX empirical research» [5] прослідковуються тези необхідність переосмислення UX, аналізуючи понад 400 академічних емпіричних досліджень. Автори ставлять собі завдання визначити, як змінились аналіз та методи UX-дослідження. Було виявило значний ріст кількісних та змішаних методологій дослідження користувальницького досвіду. Були найбільш поширені методи дослідження зручності використання цифрових продуктів, такі як опитування, огляд відеосесії користувачів та глибинні інтерв'ю.

Питання підхожих способів автоматизації даних були також досліджені в роботах сфери штучного інтелекту й нейромереж, а також вже протестованих способів аналізу даних за допомогою залучення нейронних мереж. Стаття «An integrated text analytic framework for product defect discovery» [6] пропонує інтегровану текстову аналітичну бібліотеку для виявлення дефектів у UX-продукту. Основна ідея статті полягає в розробці методології для автоматичного виявлення дефектів продукту за допомогою аналізу текстової інформації нейронною мережею. Бібліотека ефективно використовує різноманітний контент соціальних медіа та кілька автоматично сформованих сигнальних ознак, які можуть бути використані як вхідні дані для виявлення дефектів продукту. Сам підхід використовувався більше для тестування та QA-конкретних програмних систем, аніж для оцінки та покращення досвіду взаємодії. Через те, що бібліотека аналізувала метрики, які збирались автоматично та були лише текстовими, їх сфера застосування була обмежена. Автори визначають потребу у подальших дослідженнях, спрямованих на аналіз реалізації їхньої бібліотеки в інших галузях, де сфера автоматичного аналізу даних може бути масштабована з текстової до графічної та відео.

Публікація «UX Calculator: An online tool to support user testing» [7] підтверджує важливість досліджень взаємодії користувача з цифровими інтерфейсами для конкурентоспроможності бізнесу. Вони спрямовані на зручність користування та корисність, а отже стають ключовими для комерційного успіху. У статті презентується UX Calculator — вебінструмент, який дозволяє проводити статистичні тести, призначені для основних аналізів, пов'язаних з оцінкою зручності. Він дозволяє дизайнерам проводити порівняння між двома групами та отримувати надійні висновки про продуктивність. Область застосування є обмеженою, бо він дозволяє лише порівнювати певну вибірку однорідних й лише текстових даних й не включає інтелектуальний аналіз різноманітної інформації. Цей інструмент підхожий для порівняльного аналізу результатів взаємодії з двома версіями інтерфейсу, проте також може бути використаний в подальших розробках більш самостійних та широких систем автоматизації досліджень.

В раніше розглянутих наукових роботах були визначені формати даних, процес аналізу яких може бути автоматизованим. Виходячи з типів UX-досліджень, інформація їх результатів може бути найрізноманітніша: текстова, аудіальна, візуальна, в тому числі включаючи відео. До прикладу, в результаті записів користувальницьких сесій Hotjar робочі групи отримують аудіозаписи, та відеозаписи з динамічними зображеннями теплових мап, а також та відеосесії користувальницької поведінки з сайтів. Аналіз такої інформації може забезпечити якісне проведення досліджень, що необхідно для покращення досвіду взаємодії та сфери інтерфейсного дизайну в цілому. Відповідно необхідно розглянути різноманітні технології нейромереж, які можуть бути використані для автоматизації таких даних. В роботі «Online retrainable neural networks: improving the performance of neural networks in image analysis problems» [8] автор пропонує новаторський підхід до покращення нейронних класифікаторів у завданнях розпізнавання зображень, сегментації або кодування на основі процедури повторного навчання на рівні користувача. Алгоритм навчання бере до уваги як попередні, так і поточні знання мережі з метою досягнення хорошого узагальнення. В роботі також представлені результати, які ілюструють теоретичні розвитки, а також продуктивність запропонованого підходу в реальних експериментах, які можуть бути застосовані для автоматизації досліджень. В доробку «AI in Video Analysis, Production and Streaming Delivery» [9] проаналізовані тенденцію розвитку відеотехнологій, розуміння яких необхідне для якісного аналізу інформації. А «Video content analysis using convolutional neural networks» [10] пояснює процес аналіз відеоконтенту в системах відеоспостереження, розглядається також автоматизована система аналізу відеоконтенту. Пропонується система, яка генерує текстовий файл з описом відеоконтенту, що дозволяє швидко знаходити необхідну інформацію. В роботі використовується модель згорткових нейронних мереж для виявлення та класифікації об'єктів, що з'являються на відео.

Здійснений аналіз джерел підтверджує актуальність теми UX-досліджень та їх автоматизації. Це чинна проблема, оскільки тестування і підтримка високоякісної UX-складової інтерфейсів цифрових продуктів є критичними на кожному етапі розробки інтерфейсів. У майбутньому, план автоматизації досліджень за допомогою штучного інтелекту може включати розробку спеціалізованих систем, що дозволяють здійснювати швидкий та точний аналіз великих обсягів даних.

## Формулювання мети статті

**Метою статті** є автоматизація аналізу результатів UX-досліджень з використанням технологій штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж та експертних систем, шляхом формування системи методико-інструментальних засобів. Дослідження взаємодії є невіддільною складовою процесу проєктування інтерфейсів мобільних та настільних застосунків, вебсайт, ігор, програм змішаної та доповненої реальності тощо. Традиційно, ці дослідження проводяться вручну фахівцями з дизайну, розробки, архітектури та тестування, які використовують спеціальні програми для запису сесій користування або імітації типової поведінки користувачів. Однак, великі обсяги даних, що генеруються в результаті таких досліджень, та необхідність їх ручної обробки значно уповільнюють процес проєктування інтерфейсів та вимагають залучення значних людських ресурсів. Зосередившись на дослідженнях, що аналізують вже створені інтерфейси, можна виявити можливості для їх автоматизації. Різні типи досліджень можуть бути доповнені технологіями штучного інтелекту, зокрема нейронними мережами та експертними системами, для аналізу даних та їх підготовки до прийняття рішень. Це дозволить фахівцям швидше та ефективніше опрацьовувати вже підготовлені результати досліджень та зосередитись на розробці концептуального. Отже, тема роботи, в якій розглядаються та вирішуються наукові питання, пов'язані з автоматизацією аналізу результатів досліджень є актуальною та потрібною. Для досягнення поставленої мети пропонується вирішення наступних завдань:

1. Дослідження чинних підходів до автоматизації проведення UX-досліджень;
2. Опис та систематизація методів проведення досліджень, придатних для автоматизації;
3. Аналіз технологій штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж та експертних систем, які можуть бути застосовані для обробки результатів;
4. Формування схеми обробки результатів з використанням відповідних нейронних мереж та експертних систем;
5. Аналіз невирішених завдань та перспектив розвитку запропонованих методів.

Запропонована система методично-інструментальних засобів автоматизації аналізу результатів досліджень ґрунтується на поєднанні технологій штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж та експертних систем, з наявними методами проведення досліджень.

## Виклад основного матеріалу дослідження

Дослідження взаємодії кінцевого користувача з інтерфейсом цифрового продукту — це структура різноманітних наукових підходів, кожен з яких використовує свої методики та стратегії. Запропонований підхід до класифікації та стандартизації [10] є лише одним з багатьох можливих варіантів, і в ході подальших досліджень він може бути скоригований або доповнений з урахуванням нових знань та практичного досвіду в цій галузі. Оскільки ми будемо підбирати нейромережі на основі даних досліджень, потрібно обрати класифікацію за поділом за типами даних (рис. 1), які отримуються в результаті проведених досліджень. Це можуть бути текстові дані, числові або кількісні дані, фізичні артефакти, графічні дані, аудіодані, навігаційні та поведінкові дані, а також мультимедійні дані. Результати досліджень, як правило, представлені у вигляді великих обсягів різнорідних даних. Це можуть бути текстові транскрипти інтерв'ю (письмова інтерпретація усної розмови) чи коментарів користувачів, аудіо- та відеозаписи сесій тестування, теплові карти натиснення, дані відстежування очей, метрики продуктивності та інші типи інформації. Запропонований метод опрацювання результатів досліджень дозволяє автоматизувати та прискорити процес аналізу великих обсягів даних, що, своєю чергою, сприятиме більш ефективному прийняттю рішень щодо вдосконалення користувацького досвіду цифрових продуктів та інтерфейсів.З іншого боку, для реалізації автоматизованого аналізу результатів UX-досліджень пропонується застосування нейронних мереж. Для опрацювання різнорідних даних необхідно буде залучити кілька видів нейронних мереж, оскільки жодна окрема модель не зможе ефективно впоратися з усіма форматами вхідної інформації. Розглянемо приклад однієї з таких нейронних мереж, яка може бути використана в рамках даного дослідження.

**Рис. 1.** Класифікація методів UX-досліджень

Повторювана або ж рекурентна нейронна мережа (RNN) [11] – це тип штучної нейронної мережі, яка використовує послідовні дані або дані часових рядів. Ці алгоритми зазвичай використовуються для перекладу, обробки природної мови, розпізнавання мовлення тощо. Ці нейромережі інтегровані в такі популярні програми, як Siri та Google Translate. Вони відрізняються своєю «пам'яттю», оскільки вони беруть інформацію з попередніх вхідних даних, щоб впливати на поточні вхідні та вихідні дані (рис. 2).

**Рис. 2.** Схема роботи рекурентних нейромереж

RNN можуть бути навчені переводити аудіозаписи в текст, тобто розпізнавати мовлення. А також можуть бути навчені визначати емоційний тон мовлення в аудіозаписах. Це дозволяє розуміти емоційний стан особи, що може бути корисним для подальшого аналізу. Наприклад, аналіз відгуків користувачів, де повторювана нейромережа може автоматично класифікувати відгуки за настроєм, темою або іншими параметрами. Говорячи конкретніше, LSTM-мережа (Long Short-Term Memory) здатна ефективно обробляти довгі послідовності даних, може класифікувати відгуки за тональністю, виділяти ключові фрази та теми, що згадуються користувачами, або узагальнювати основні ідеї та проблеми, висловлені в тексті [12]. RNN може бути також корисним та виявляти патерни поведінки користувачів та ідентифікувати етапи, де можливі проблеми з UX. Такі мережі є цінним також, тому що можуть виявляти емоційні реакції користувачів на основі аудіо- або відеозаписів користувальницьких сесій.

Окрім рекурентних нейронних мереж, існують й інші типи нейромереж, що можуть бути використані для аналізу даних досліджень. До прикладу, згорткові нейронні мережі (CNN) [13]. Такі мережі особливо ефективні для обробки візуальних даних, таких як зображення та відео; можуть автоматично виділяти просторові ознаки з відеокадрів. Ці мережі використовують операцію згортки (рис. 3) для автоматичного виділення просторових ознак та шаблонів з вхідних даних.

**Рис. 3.** Схема роботи згорткових нейромереж

Наприклад, при аналізі відеозаписів користувальницьких сесій можуть виявляти елементи інтерфейсу: кнопки, меню, форми тощо, положення курсора та області взаємодії користувача [14]. Можуть бути навчені виконувати задачі класифікації та сегментації на основі виділених просторових ознак (класифікація дій користувача: визначення типу взаємодії, виконання семантичної сегментації інтерфейсу, розпізнавання та виділення різних елементів інтерфейсу) [15]. Розглянуті приклади застосування рекурентних нейронних мереж та згорткових нейронних мереж для аналізу даних UX-досліджень демонструють широкі можливості автоматизації обробки різнорідної інформації — від текстових транскриптів інтерв'ю до відеозаписів користувальницьких сесій. Зазначені типи нейромереж є лише прикладами серед безлічі можливих архітектур та їх комбінацій. Для комплексної автоматизації аналізу даних можуть знадобитися гібридні підходи, які поєднують різні типи нейромереж. Завдяки поєднанню різних видів нейронних мереж з'явиться можливість створити систему (рис. 4) для автоматизованого аналізу різнотипних даних, що отримані в результаті проведення досліджень користувальницького досвіду.

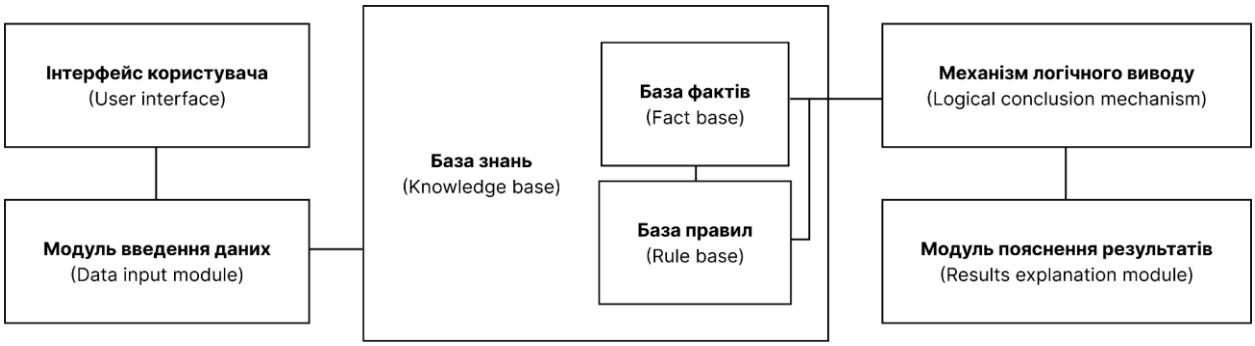


**Рис. 4.** Структура експертної системи

Крім того, ефективність роботи нейронної мережі залежить не лише від вибору її правильної архітектури, але й від низки інших факторів, зокрема гіперпараметрів. Моделі глибокого навчання характеризуються їх значною кількістю, таких як кількість шарів, кількість нейронів, швидкість навчання, функції активації та оптимізатори. Наявність великої кількості можливих комбінацій цих параметрів суттєво ускладнює процес навчання нейронних мереж, а отже, і вибір оптимальної архітектури та її налаштування для кон-

кретної задачі. З огляду на це, впровадження експертної системи є необхідним кроком для автоматизації процесу вибору та конфігурації нейромережі, що дозволить спростити та прискорити розробку ефективних моделей для аналізу даних UX-досліджень. Саме тому, в рамках запропонованої системи аналізу, передбачається використання експертної системи, яка, на основі характеристик вхідних даних та цілей аналізу, зможе рекомендувати найбільш придатні архітектури нейромереж та їх гіперпараметри. Інтеграція різних типів нейромереж в рамках гнучкої та адаптивної експертної системи є перспективним напрямком для подальших досліджень та практичних реалізацій у сфері аналітики користувальницького досвіду. Раніше зазначалось, що наразі у сфері оцінки зручності більша частина рішень приймається експертом і навіть часткова автоматизація неможлива без створення систем, які будуть заміняти його. Пропонується розробити таку експертну систему для прийняття рішень, щодо відповідної нейромережі для обробки даних досліджень. Такі системи є одним із напрямків штучного інтелекту, що базуються на знаннях. Система містить базу знань, що акумулює досвід експертів, та механізм логічного виведення, який використовує ці знання.

База знань цієї системи складається з двох компонентів: бази фактів та бази правил. Механізм виведення обробляє факти та правила для генерації рекомендацій або рішень. Така експертна система містить модуль введення даних для забезпечення характеристик вхідних даних та цілей аналізу і механізм логічного виведення для здійснення вибору нейромереж на основі бази знань та вхідних даних. При необхідності інтерпретації результатів можуть бути обрані нейромережі з вбудованими механізмами пояснення. У контексті аналізу результатів UX-досліджень експертна система використовується для вибору найбільш придатних нейронних мереж залежно від типу вхідних даних та цілей аналізу. Така експертна система має містити базу знань, що акумулює експертний досвід у сфері машинного навчання та аналітики. База фактів може включати характеристики вхідних даних досліджень (формат, обсяг, структура) та цілі аналізу (класифікація, кластеризація, прогнозування тощо). База правил має містити евристичні правила, що пов'язують типи даних, цілі аналізу та архітектури нейронних мереж. Механізм логічного виведення, використовуючи базу знань, обиратиме найбільш придатні нейромережі для обробки конкретного набору даних досліджень та досягнення поставлених аналітичних цілей.

Для формування вимог до побудови та сучасний стан експертних систем був проведений аналіз наявних експертних систем та інструментів, До прикладу, існує інструмент Neural Network Console [16]. Це — графічний інструмент для проєктування, навчання та розгортання нейронних мереж. Він надає зручний drag-and-drop інтерфейс для візуальної побудови архітектури нейромереж, включаючи шари та зв'язки між ними. Neural Network Console містить вбудовану базу знань з типових архітектур нейромереж для різних задач (класифікація зображень, обробка природної мови тощо) та дозволяє автоматично генерувати код моделі на основі візуальної схеми. Він може бути залучений в проєктуванні експертної системи для вибору інших нейронних мереж для автоматизації обробки результатів Також існує Neural Architect [17] — вебплатформа для візуального проєктування, навчання та розгортання нейронних мереж. Вона надає інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для побудови архітектури нейромереж з використанням готових блоків. Містить вбудовану базу знань з типових архітектур для різних задач та дозволяє автоматично генерувати код моделі. Окрім готових інструментів, можливе створення спеціалізованих експертних систем на основі правил для вибору нейромережевих архітектур в контексті UX-досліджень. Такі системи містять базу знань з евристичними правилами, які пов'язують характеристики даних та цілі аналізу з відповідними типами нейромереж. Ці системи можуть бути реалізовані з використанням мов програмування загального призначення (Python, Java, Kotlin) або спеціалізованих мов для створення експертних систем (CLIPS, Prolog, Lisp, Jess, Drools, RETE, PyKnow).

Аналіз інструментів показує, що вже доступні рішення для візуального проєктування експертних систем вибору нейромережевих архітектур, які спрощують процес розробки та адаптації моделей. Однак, попри наявність цих інструментів, не існує готового рішення, що повністю відповідає специфіці автоматизації аналізу нейромереж та даних UX-досліджень. Ці системи можуть бути використані як база, але потребують адаптації та доповнення. Незалежно від обраного підходу, використання експертних систем для автоматизованого вибору нейромережевих архітектур дозволяє зменшити вплив людського фактора, прискорити процес розробки та підвищити ефективність аналізу.

Аналіз інструментів показує, що існують готові рішення для візуального проєктування експертних систем. Однак перед використанням будь-якого з них, для підтвердження життєздатності запропонованої концепції необхідно провести експериментальне дослідження. Це було вирішено провести шляхом створення тестової версії системи. Ця версія, хоча й не матиме повної функціональності експертної системи, що планується реалізувати в подальших наукових працях, проте дозволить перевірити базові заплановані принципи роботи, а саме: можливість завантаження файлів UX-досліджень різних типів та їх обробку за допомогою моделей штучного інтелекту. Для реалізації тестової версії системи необхідно вирішити наступні завдання:

1. Визначити оптимальну модель штучного інтелекту для тестування, що забезпечить обробки різнотипних даних UX-досліджень;
2. Обрати архітектуру та метод створення тестової системи;
3. Підібрати відповідні технології, мову програмування та інструментальні засоби для реалізації користувацького інтерфейсу.

В рамках першого завдання було проведено порівняльний аналіз способів інтеграції моделей штучного інтелекту у систему, що розробляється. Розглянуто наступні підходи до впровадження ШІ-систем:

API-інтеграція, локальне розгортання open-source моделей, використання ML-фреймворків та використання хмарних сервісів.

API-інтеграція через сервіси, такі як OpenAI API чи Claude API забезпечує доступ до моделей через HTTP-запити. Перевагами є миттєвий доступ до технологій, відсутність витрат на обладнання та постійні оновлення. Обмеженнями виступають необхідність абонентської плати та залежність від інтернет-з'єднання. Локальне розгортання open-source моделей надає повний контроль над системою, проте вимагає значних інвестицій в обладнання, глибоких технічних компетенцій та постійного обслуговування інфраструктури. Використання ML-фреймворків для створення власних моделей доцільне лише для вузькоспеціалізованих задач, оскільки потребує значних ресурсів на розробку, тестування та навчання моделей. Для реалізації тестової версії системи обрано API-інтеграції як оптимальний з погляду співвідношення витрат, швидкості впровадження та гнучкості розробки. Він дозволяє зосередитись на розробці функціоналу системи та її тестуванні замість обслуговування інфраструктури штучного інтелекту. Проаналізувавши доступні API-інтеграції моделей штучного інтелекту, було зосереджено увагу на двох провідних рішеннях: OpenAI API та Claude API. У табл. 1 та 2 наведено їх порівняльний аналіз з погляду технічних можливостей та комерційних умов.

*Таблиця 1*– **Технічні можливості API-моделей ШІ**

| Параметр | Claude API | OpenAI API |
|---|---|---|
| Максимальний розмір контексту | 200K токенів | 128K токенів |
| Підтримувані формати файлів | PDF, DOCX, XLSX, CSV, JSON, TXT | PDF, DOCX, JSON |
| Швидкість обробки запитів | До 3500 токенів/с | До 2000 токенів/с |
| Точність обробки природної мови | Висока | Висока |
| Багатомовна підтримка | 100+ мов | 95+ мов |
| Вбудовані аналі-тичні інструменти | Розширені | Базові |
| Обробка структурованих даних | Вбудована | Потребує додаткової розробки |

*Таблиця 2* – **Умови використання API-моделей ШІ**

| Параметр | Claude API | OpenAI API |
|---|---|---|
| Пробний період | $5 кредитів | Відсутній |
| Базовий тариф | Pay-as-you-go | Підписка |
| Вартість токена | Від $0.00008 | Від $0.0002 |
| Ліміти запитів | Гнучкі | Фіксовані |

Як видно з наведених даних, Claude API демонструє кращі показники за технічними параметрами та має більш гнучкі комерційні умови використання. Особливо важливим фактором є наявність пробного періоду з кредитами на суму $5. Доступних ресурсів пробного періоду достатньо для створення, тестування та налагодження вебінтерфейсу, а також проведення початкового аналізу даних UX-досліджень, що дозволить підтвердити життєздатність запропонованої концепції.

Наступним етапом після вибору API-інтеграції стало проєктування архітектури системи для ефективної взаємодії з API штучного інтелекту та можливість обробки різних типів даних UX-досліджень. В процесі аналізу було розглянуто основні архітектурні підходи.

Монолітна архітектура, хоча й забезпечує простоту розробки, має обмеження щодо масштабування та ускладнює процес інтеграції з API. Гібридне рішення з серверним рендерингом потребує додаткових ресурсів. Мікросервісна архітектура виявилася надмірною для тестової версії системи через складність реалізації та обслуговування. Тож для реалізації тестової версії системи обрано класичний вебінтерфейс з розділенням на частини frontend та backend. Такий вибір обґрунтований кількома факторами: backend-частина ефективно керує взаємодією з Claude API та обробкою даних UX-досліджень. frontend — забезпечує інтерфейс для завантаження та перегляду результатів аналізу.

Додатковою перевагою є можливість незалежного масштабування компонентів системи при збільшенні навантаження.

При подальшому виборі технологічного стека проаналізовано сучасні фреймворки та мови програмування. На основі вимог до швидкості розробки та простоти інтеграції з API обрано мінімалістичний стек: HTML/CSS з JavaScript та AJAX на frontend та Python (FastAPI) на backend. Вибір технологічного стека зумовлений потребою у швидкій розробці та розгортанні системи, а також простотою інтеграції з Claude API. На основі проведеного комплексного дослідження методів UX-досліджень, аналізу технологій штучного інтелекту та вивчення підходів до автоматизації було розроблено тестову систему автоматизованого аналізу даних UX-досліджень (рис. 5).

**Рис. 5.** Стартовий вигляд інтерфейсу тестової системи при завантаженні файлу

Система інтегрує результати теоретичного аналізу, поєднуючи можливості нейронних мереж для обробки різних типів даних та вебтехнології для забезпечення взаємодії з користувачем.

В рамках практичної реалізації створено версію системи у вигляді вебінтерфейсу з інтеграцією Claude API.

Розроблена система втілює основні теоретичні концепції дослідження та включає такі функціональні можливості:

1. Завантаження файлів до інтерфейсу у форматах DOCX, XLSX та PDF;
2. Налаштування параметрів аналізу через уточнювальне поле запитів;
3. Візуалізація процесу обробки з індикатором прогресу;
4. Валідація та відображення вмісту завантажених файлів;
5. Структуроване представлення результатів аналізу даних UX-дослідження та попередніх висновків відповідно до запитів.

Інтерфейс системи відображає проміжні результати на кожному етапі обробки даних. При завантаженні файлу користувач бачить його вміст у структурованому вигляді:

для текстових документів — з часовими мітками та розбивкою на сегменти,

для таблиць — з коректним форматуванням рядків та стовпців.

Система автоматично виявляє проблеми зі структурою даних, такі як пошкоджені таблиці чи некоректне форматування, та формує технічні рекомендації щодо їх виправлення. Такий підхід дозволяє на тестовому етапі враховувати лише перевірені набори даних.

Для тестування системи було додатково проаналізовано можливі підходи до формування наборів даних. Розглянуто відкриті набори даних UX-досліджень (UX Researches Datasets), зокрема колекції даних на платформі Kaggle та GitHub, що містять результати масштабних користувацьких досліджень. Однак, враховуючи особливості роботи API, де обробка даних тарифікується за обсягом токенів, і необхідність валідації результатів обробки, було прийнято рішення використовувати власні набори даних меншого обсягу з реальних UX-досліджень. На цьому етапі розробки система працює з конкретними запитами (prompts) для обробки даних, що дозволяє точно налаштувати параметри аналізу для кожного типу документів. Надалі планується розробка багатокрокового процесу автоматичного формування та уточнення запитів на основі характеристик вхідних даних.

Для валідації роботи системи було підготовлено набір тестових документів, що представляють різні типи даних UX-досліджень:

1. Таблиці результатів масових опитувань перевірки ставлення до пропонованих системою навчальних форматів на сторінці кабінету користувача;
2. Транскрипти глибинних інтерв'ю про користувацький досвід використання функції проведення онлайн-практикумів;
3. Текстові документи з аналізом змісту навчального матеріалу для подальшої обробки.

Розглянемо процес обробки та отримані результати. Перший сценарій передбачав аналіз навчального відео з метою виділення ключових тез та створення підсумку.

На першій частині рис. 6 представлено інтерфейс системи при роботі з текстовим документом, що містить транскрипт з часовими мітками. Як видно, система успішно опрацювала структурований текст, зберігаючи зв'язок з часовими мітками, та сформувала змістовний аналіз у вигляді основних тез доповіді.

Другий сценарій стосувався аналізу кількісних даних опитування студентів щодо навчальних форматів.

На другій частині рис. 6 показано роботу системи з табличними даними. При роботі з табличними даними система продемонструвала здатність виявляти проблеми з форматуванням та надавати рекомендації щодо покращення якості вхідних даних. Попри часткові обмеження вхідних даних, система змогла виділити ключові тенденції та сформувати структуровані висновки щодо преференцій користувачів.

0:05:09.600,0:05:13.840
вакансії тут навіть знову ж таки
говорячи про те що ви там свічер
0:06:13.840,0:06:19.240
наприклад да тобто переходите а одніеї
професії в іншу І в вас звісно немає ще
0:06:19.240,0:06:24.240
комерційного досвіду не варто
засмучуватись тобто тут у вас вже є
0:06:24.240,0:06:30.240
пройдений курс у вас вже є а якісь
напрацьовані навички практич
0:06:30.240,0:06:36.800

**Результат обробки:**

Короткий зміст:
Урок присвячений темі мотиваційного листа від досвідченої рекрутерки Ірини, яка має понад 5 років досвіду в рекрутменті. Вона пояснює суть, призначення та важливість мотиваційного листа при пошуку роботи.
3 найцікавіших думки:
1. Мотиваційний лист – це короткий документ обсягом 200–250 слів, який доповнює резюме та є способом самопрезентації.
2. На відміну від резюме, яке містить структуровану інформацію про освіту та досвід роботи, мотиваційний лист дозволяє розповісти про особисту мотивацію та зацікавленість у конкретній вакансії.
3. Не всі компанії вимагають мотиваційний лист, але в деяких він може бути обов'язковим або суттєво підвищити шанси кандидата на працевлаштування.

| | | |
|---|---|---|
| 2024-06-07 13:57:08.228000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 13:58:10.136000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 13:58:35.547000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 14:00:26.383000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 14:06:42.761000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 14:06:46.214000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 14:09:14.847000 | Так, звісно! | 5 |
| 2024-06-07 14:21:57.472000 | Так, звісно! | 5 |

**Результат обробки:**

[TextBlock(text='На жаль, наданий вміст виглядає як частково пошкоджена або некоректно сформована таблиця, що ускладнює її повноцінний аналіз. Однак, базуючись на заголовках та частково видимих даних, можна зробити наступні попередні висновки:
Ключові спостереження:
1. Опитування стосується студентів онлайн-школи дизайну та креативних професій
2. Дослідження охоплює кілька важливих аспектів:
 Інтерес до різних форматів навчальних подій
 Зручний час для відвідування заходів
 Оцінка професійних напрямків
 Цікавість до інструментальних майстер-класів
3. Методологія опитування передбачає:
 Шкалу оцінювання від 1 до 5
 Шкалу оцінювання від 1 до 10
 Можливість множинного вибору
Для більш детального та точного аналізу потрібна повна, коректно сформована таблиця даних.
Рекомендація: Перевірте цілісність та коректність вихідного файлу перед подальшим аналізом.', type='text')]

**Рис. 6.** Знімки з екрана зі змістом та результатом обробки даних UX-досліджень

Результати тестування підтвердили працездатність обраних технічних рішень та дозволили виявити особливості роботи системи з різними типами даних. Зокрема, при обробці текстових документів система ефективно працює з форматованим текстом, зберігаючи структуру документа та метадані, такі як часові мітки. При роботі з табличними даними реалізовано механізми валідації, що дозволяють виявляти потенційні проблеми з форматуванням та структурою даних ще до початку аналізу. Водночас тестування виявило напрямки для подальшого вдосконалення системи:

1. Автоматизація формування запитів на основі типу та структури вхідних даних;
2. Розширення підтримки форматів файлів для різних типів UX-досліджень;
3. Впровадження додаткових механізмів валідації та попередньої обробки даних.
4. Оптимізація обробки великих даних;

Особливістю розробленої системи є її гнучкість щодо типів аналізу даних UX-досліджень. Система може бути застосована для різних завдань: від простого узагальнення текстових даних до складного аналізу результатів користувацьких опитувань. Хоча поточна версія використовує базову модель штучного інтелекту, що може потребувати додаткових ітерацій для оптимізації результатів, вона демонструє принципову можливість автоматизованої обробки даних UX-досліджень. На основі проведеного дослідження та результатів тестування системи була сформована загальна концепція роботи системи методико-інструментальних засобів автоматизованого аналізу даних

UX-досліджень. Схема роботи системи, представлена на рис. 7 й описує концепцію, що полягає у застосуванні чинних методів UX-досліджень, типів даних та наявних на сьогодні нейронних мереж, а також їх інтеграції в єдину систему. Ключовою ідеєю є використання необхідних нейромереж залежно від типів даних для забезпечення ефективного аналізу та обробки цих даних. Схема демонструє, що нейромережі можуть бути залучені для аналізу певних типів даних, зібраних під час конкретних методів досліджень. Таким чином, запропонований загальний шлях автоматизованого аналізу із застосуванням відповідних нейромереж. Існує ряд невідомих елементів, які потребують уточнення та додаткових досліджень. З одного боку, це стосується методів UX-досліджень, які на цей час не узгоджені, не класифіковані та не мають стандартизованого формату представлення результатів.

В статті пропонується лише один із можливих способів класифікації методів UX-досліджень та визначення типів даних, що генеруються в результаті їх проведення.

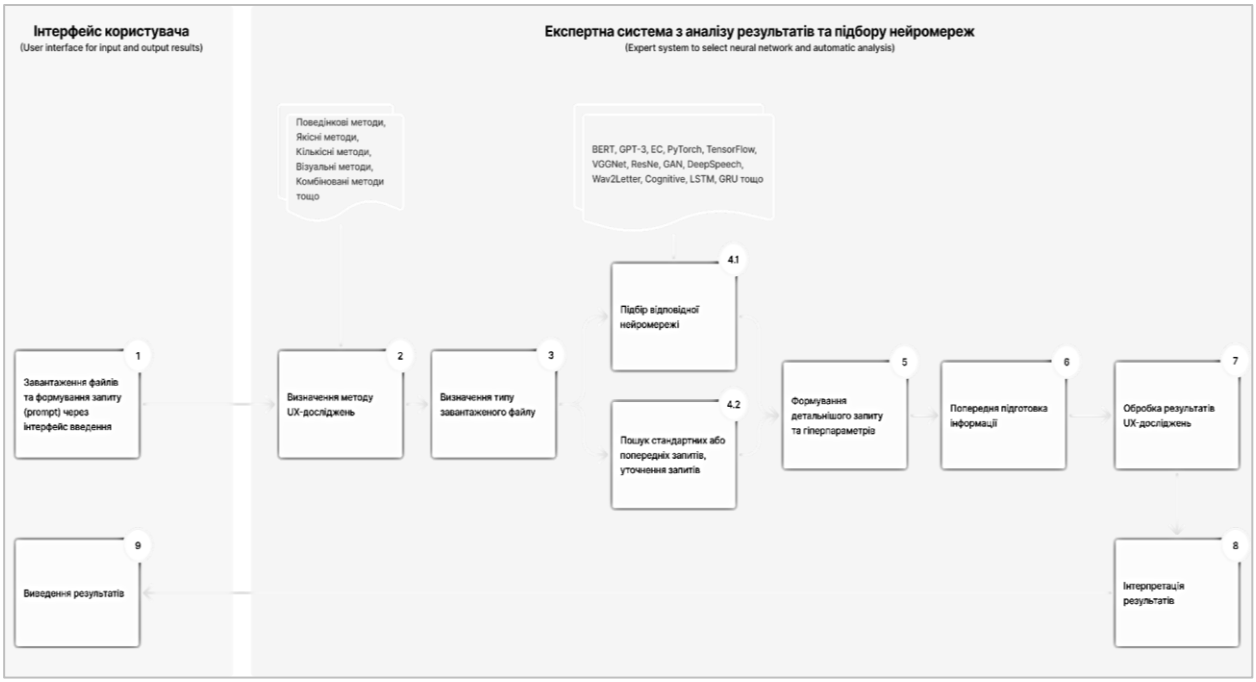


**Рис. 7.** Схема роботи системи методико-інструментальних засобів автоматизованого аналізу UX-досліджень

Така систематизація є необхідною для подальшої інтеграції цих методів з відповідними нейромережами в єдину автоматизовану систему.

Подальші дослідження будуть спрямовані на аналіз чинних та розробку нових версій експертної системи. Наступними кроками є деталізація загального плану побудови автоматизованої системи аналізу UX-даних та опис практичної реалізації такої системи з використанням обраних нейромережевих технологій. Для цього планується проведення дослідження нейромереж та формулювання та базу знань з описом їх архітектур та гіперпараметрів. Окрім нейронних мереж, до системи можуть бути додані експертні компоненти для поглибленого аналізу та інтерпретації результатів. Лише за умови ретельної розробки всіх складових елементів можна досягти поставленої мети — створення ефективної методології автоматизованого аналізу даних на основі інтелектуальних систем.

## Висновки

Проведений аналіз літературних джерел виявив певні недоліки традиційних методів UX-досліджень, пов'язані з високими витратами часу та ресурсів на збір і обробку даних, що зумовлює необхідність автоматизації цього процесу з використанням технологій штучного інтелекту;

Запропоновано концептуальну схему системи методико-інструментальних засобів автоматизованого аналізу результатів з використанням нейронних мереж та експертної системи, яка передбачає класифікацію типів досліджень за форматами даних та вибір відповідних архітектур нейромереж для їх обробки.

Запропоновано використання експертної системи для автоматизованого вибору оптимальних нейромережевих моделей залежно від типу та характеристик вхідних даних досліджень;

Наведено можливості інтеграції системи, що розробляється, з сучасними платформами штучного інтелекту, що дозволяє розширити функціональність системи автоматизованого аналізу;

Отримані результати свідчать про значний потенціал розробленої системи для практичного застосування та підвищення ефективності процесу проєктування інтерфейсів. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на практичну реалізацію системи, розробку відповідного ПЗ та експериментальну оцінку ефективності автоматизованого аналізу різних типів даних.

Проведене дослідження відкриває широкі перспективи для подальшого розвитку та вдосконалення методів автоматизованого аналізу результатів UX-досліджень з використанням технологій штучного інтелекту. Реалізація завдань дослідження дозволяє суттєво удосконалити процес проєктування користувацьких інтерфейсів, забезпечивши його більшу швидкість, ефективність та орієнтованість на реальні потреби та очікування користувачів. Це, своєю чергою, сприятиме підвищенню якості та конкурентоспроможності цифрових продуктів та послуг в умовах стрімкого розвитку інформаційних технологій

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ


1. Nielsen J. Usability 101: Introduction to Usability [Електронний ресурс] / J. Nielsen. – 2012. – Режим доступу: https://www.nngroup.com/articles/usability-101-introduction-to-usability/ – Дата звернення: 01.02.2023.
2. ISO 9241-11:2018(en), Ergonomics of human-system interaction - Part 11: Usability: Definitions and concepts [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:9241:-11:ed-2:vl:en
3. Farooqui T. Impact of Human-Centered Design Process (HCDP) on software development process / T. Farooqui, T. Rana, F. Jafari // Proceedings of the 2nd International Conference on Communication, Computing and Digital systems (C-CODE 2019). – Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019. – P. 110-114. – Режим доступу: https://doi.org/10.1109/C-CODE.2019.8680978
4. Tsui A.S.M., Kuzminykh A. Detect and interper: towards operatinalization of automated user experience evaluation. Design User Experience and Usability. 2020. P. 82-96. URL: https://dl.acm.org/doi/10.1007/978-3-031-35702-2_6
5. Robinson J. The past, present, and future of UX empirical research / J. Robinson, C. Lanius, R. Weber // Commun. Des. Q. Rev. – 2018. – Vol. 5. – P. 10-23. – Режим доступу: https://doi.org/10.1145/3188173.3188175
6. Abrahams A. S. An integrated text analytic framework for product defect discovery / A. S. Abrahams, W. Fan, G. A. Wang, Z. J. Zhang, J. Jiao // Prod. Oper. Manag. – 2015. – Vol. 24. – P. 975-990. – Режим доступу: https://doi.org/10.1111/poms.12303
7. Wang R. UX Calculator: An online tool to support user testing / R. Wang, S.-L. Chen, C. Labbé, M. Fredette, A. Abdessemed, F. Courtemanche, C. K. Coursaris, S. Senécal, P.-M. Léger // [Б. м. : б. в.].
8. Doulamis A. D. On-line retrainable neural networks: improving the performance of neural networks in image analysis problems / A. D. Doulamis, N. D. Doulamis, S. D. Kollias. URL: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/822517
9. Jayanthiladevi A. AI in Video Analysis, Production and Streaming Delivery [Електронний ресурс] / A. Jayanthiladevi, A. G. Raj, R. Narmadha, S. Chandran, S. Shaju, K. K. Prasad. – Режим доступу: https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1712/1/012014/meta
10. Fleury, S., & Chaniaud, N. (2023). Multi-user centered design: acceptance, user experience, user research and user testing. Behaviour & Information Technology, 42(3), 209-224. URL: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/1463922X.2023.2166623
11. Salem, F. M. (2023). Recurrent Neural Networks: From Simple to Gated Architectures. Springer International Publishing.
12. Okut, H. (2021). Deep Learning: Long-Short Term Memory. University of Kansas Medical Center. https://www.researchgate.net/publication/352383391_Deep_Learning_Long-Short_Term_Memory
13. Khodambashi, S., Øvrelid, E. A., Pedersen, S. A., & Jørstad, I. (2020). User involvement and experimentation for technology adoption in hospitals: A conceptual study and research agenda. SN Applied Sciences, 2(1), 76. — Режим доступу: https://doi.org/10.1007/s13748-019-00203-0
14. Aljarrah I. Video content analysis using convolutional neural networks [Електронний ресурс] / I. Aljarrah, D. Mohammad. – Режим доступу: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8355453
15. Kumar A. Image Sentiment Analysis Using Convolutional Neural Network [Електронний ресурс] / A. Kumar, A. Jaiswal. – Режим доступу: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-76348-4_45
16. Sony Corporation. (2023). Neural Network Console [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://dl.sony.com/
17. Microsoft Research. (2023). Archai: Platform for Neural Architecture Search [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://www.microsoft.com/en-us/research/project/archai-platform-for-neural-architecture-search/


Received (Надійшла) 24.12.2024
Accepted for publication (Прийнята до друку) 26.02.2025

**System of methodological and instrumental tools for automated analysis of UX research data using artificial intelligence systems**

Y. Ihnatiuk, A. Popov

**Abstract**. The article is dedicated to the automated analysis of user experience (UX) research results using artificial intelligence systems, particularly neural networks and expert systems. The aim of the research is to develop a system of methodological and instrumental tools for automating UX research data analysis through the integration of artificial intelligence technologies and expert systems. The relevance of automating the processing of large volumes of heterogeneous data obtained from user interaction research with digital products has been analyzed. A classification of user interaction research methods and digital products by data types and an approach to selecting appropriate neural network architectures for their analysis are proposed. The possibilities of using recurrent and convolutional neural networks as examples for processing text, audio, and video data are examined. The use of an expert system for automated selection of neural networks optimal for analyzing various types of data is also proposed. A trial version of the system using artificial intelligence API has been developed and tested, confirming the possibility of automated processing of various types of UX research data using neural networks. Prospects for further development of the UX research data analysis system are outlined, including software development, functionality expansion, and adaptation for related fields. The research results have practical significance for improving the efficiency of data analysis and can be used to enhance the interface design process.

**Keywords**: UX research, automation, data analysis, neural networks, expert systems, web-interface.