

УДК 004.8: 004.738.5

DOI <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2024.3.31>**Ю. Л. НОВІКОВ**

кандидат технічних наук,  
в. о. заступника завідувача відділом автоматизованих систем  
програмно-цільового управління № 19  
Інститут програмних систем Національної академії наук України  
ORCID: 0009-0006-9800-8765

**І. М. ГАМОР**

аспірант  
Інститут програмних систем Національної академії наук України  
ORCID: 0009-0003-6952-3918

**С. В. ПОПЕРЕШНЯК**

кандидат фізико-математичних наук, доцент,  
доцент кафедри інформатики та програмної інженерії  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»  
ORCID: 0000-0002-0531-9809

## ОГЛЯД МОДЕЛЕЙ ТА АЛГОРИТМІВ ОПТИМІЗАЦІЇ ІНТЕРФЕЙСІВ ДОДАТКІВ НА ОСНОВІ ПОВЕДІНКОВИХ ДАНИХ КОРИСТУВАЧІВ

У статті розглядаються математичні моделі та алгоритми для оптимізації інтерфейсів додатків, які базуються на аналізі поведінки користувачів. Основна мета дослідження – підвищення якості взаємодії користувачів із додатками шляхом вдосконалення дизайну та функціональності інтерфейсів. Особлива увага приділена вивченню поведінкових даних користувачів. Було проведено збір та аналіз поведінкових даних користувачів (кліки, час взаємодії, сесії, помилки, частота повернення до додатку) для виявлення патернів, які впливають на зручність та ефективність використання інтерфейсів. В роботі було проведено детальний огляд сучасних моделей для оцінки і покращення інтерфейсів додатків, які використовуються для аналізу поведінкових даних користувачів і враховують їхні реальні потреби. Було визначено критерії якості інтерфейсів та шляхи їх досягнення. В роботі встановлено цілі та методи оптимізації дизайну і взаємодії, які будуть ефективними та зручними для користувачів. У статті наведено перспективи впровадження моделей оптимізації. Було визначено основні виклики, пов'язані з впровадженням моделей та алгоритмів для автоматизації покращення інтерфейсів, а також запропоновано напрямки для подальших досліджень у цій сфері. Запропоновані моделі враховують ключові поведінкові дані, такі як кількість кліків, час взаємодії, кількість сесій та помилок, що дозволяє виявляти патерни поведінки і на їх основі приймати рішення щодо покращення користувацького досвіду. Для тестування ефективності змін використовуються алгоритми А/В-тестування та регресійного аналізу. Стаття також пропонує рекомендації для розробників і дизайнерів щодо підвищення зручності, продуктивності та залученості користувачів через персоналізацію та покращення доступності інтерфейсів. Впроваджені моделі та алгоритми дозволяють ефективно адаптувати інтерфейси під реальні потреби користувачів, що сприяє підвищенню загальної продуктивності додатків і поліпшенню користувацького досвіду.

**Ключові слова:** інтерфейси додатків, оптимізація, поведінка користувачів, моделі, якість інтерфейсу, юзабіліті, рекомендації.

**YU. L. NOVIKOV**

Candidate of Technical Sciences,  
Acting Deputy head of the Department of Automated Systems  
of Program and Target Management № 19  
Institute of Software Systems of National Academy of Sciences of Ukraine  
ORCID: 0009-0006-9800-8765

**I. M. HAMOR**

Postgraduate Student  
Institute of Software Systems of National Academy of Sciences of Ukraine  
ORCID: 0009-0003-6952-3918

S. V. POPERESHNYAK

Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor,  
Associate Professor at the Department of Informatics  
and Software Engineering  
National Technical University of Ukraine  
“Ihor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”  
ORCID: 0000-0002-0531-9809

## OVERVIEW OF MODELS AND ALGORITHMS FOR OPTIMIZING APPLICATION INTERFACES BASED ON USER BEHAVIORAL DATA

*The article examines mathematical models and algorithms for optimizing application interfaces based on user behavior analysis. The main goal of the research is to improve the quality of user interaction with applications by enhancing interface design and functionality. Special attention is given to studying user behavioral data. User behavior data (clicks, interaction time, sessions, errors, frequency of returning to the app) were collected and analyzed to identify patterns that affect the usability and efficiency of interfaces.*

*The paper provides a detailed review of modern models used for evaluating and improving application interfaces, which analyze user behavior data and take into account their actual needs. Criteria for interface quality and ways to achieve them were identified. The study establishes goals and methods for optimizing design and interaction to ensure they are effective and convenient for users. The article also outlines the prospects for implementing optimization models, highlighting key challenges associated with deploying models and algorithms for automating interface improvements, as well as suggesting directions for further research in this area.*

*The proposed models consider key behavioral data such as click count, interaction time, session numbers, and errors, allowing the identification of behavior patterns that inform decisions to enhance user experience. A/B testing and regression analysis algorithms are used to test the effectiveness of the changes. The article also provides recommendations for developers and designers on improving usability, performance, and user engagement through personalization and enhanced interface accessibility.*

*The implemented models and algorithms enable efficient adaptation of interfaces to real user needs, contributing to improved overall application performance and a better user experience.*

**Key words:** application interfaces, optimization, user behavior, models, interface quality, usability, recommendations.

### Постановка проблеми

Сучасні мобільні та веб-додатки відіграють ключову роль у цифровому середовищі, де користувацький досвід є критичним фактором успіху. Інтерфейси додатків, їх зручність та ефективність стали важливими аспектами, що визначають рівень залученості користувачів та їхню задоволеність продуктом. У цьому контексті оптимізація інтерфейсів на основі поведінкових даних користувачів є одним із найперспективніших напрямів досліджень, оскільки дозволяє створювати інтерфейси, що адаптуються до потреб користувачів у реальному часі.

Останніми роками стрімко розвиваються алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту, які дозволяють аналізувати великі обсяги поведінкових даних користувачів (час сесії, кількість кліків, помилки, частота повернень) і автоматично підлаштовувати інтерфейси під їхні індивідуальні потреби. Це робить процес взаємодії з додатками більш інтуїтивним та ефективним. Різні підходи до аналізу цих даних, зокрема використання нейронних мереж та кластеризаційних алгоритмів, дають можливість не лише оптимізувати існуючі інтерфейси, але й прогнозувати майбутні потреби користувачів, тим самим підвищуючи рівень персоналізації та задоволення від використання додатків.

У цій статті розглядаються основні моделі та алгоритми, які застосовуються для оптимізації інтерфейсів додатків на основі поведінкових даних користувачів. Особлива увага приділяється сучасним підходам до автоматичної адаптації інтерфейсів, а також викликам, які постають при їх впровадженні в реальні цифрові продукти.

### Формулювання мети дослідження

Метою дослідження є здійснення огляду існуючих моделей і алгоритмів для оптимізації інтерфейсів додатків на основі поведінкових даних користувачів. Це дозволить визначити сучасні підходи до аналізу користувацького досвіду, оцінки ефективності інтерфейсів та створення адаптивних систем, що покращують взаємодію користувача з додатками.

Для досягнення мети сформуємо наступні задачі дослідження:

1. Вивчення поведінкових даних користувачів. Провести збір та аналіз поведінкових даних користувачів (кліки, час взаємодії, сесії, помилки, частота повернення до додатку) для виявлення патернів, які впливають на зручність та ефективність використання інтерфейсів.

2. Аналіз існуючих моделей оптимізації інтерфейсів. Провести детальний огляд сучасних моделей для оцінки і покращення інтерфейсів додатків, які використовуються для аналізу поведінкових даних користувачів і враховують їхні реальні потреби.

3. Визначити критерії якості інтерфейсів та шляхи їх досягнення. Встановити чіткі цілі та методи оптимізації дизайну і взаємодії, які будуть ефективними та зручними для користувачів.

4. Визначення перспектив і викликів у впровадженні моделей оптимізації. Оцінити основні виклики, пов’язані з впровадженням моделей та алгоритмів для автоматизації покращення інтерфейсів, а також запропонувати напрямки для подальших досліджень у цій сфері.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій**

За останні роки дослідження у сфері моделей та алгоритмів для оптимізації інтерфейсів додатків, що базуються на аналізі поведінки користувачів, зосередилися на використанні машинного навчання, штучного інтелекту та адаптивних моделей для покращення користувацького досвіду.

Дослідження в напрямі адаптивних інтерфейсів передбачають створення інтелектуальних адаптивних інтерфейсів, які автоматично підлаштовуються під поведінку користувачів [1-3]. Наприклад, моделі на основі мультиагентного навчання з підкріпленням можуть автоматично змінювати компоненти інтерфейсу на основі частоти використання елементів користувачем, що покращує загальну продуктивність та зручність використання. Це дозволяє створювати інтерфейси, що адаптуються до різних сценаріїв використання, залежно від контексту взаємодії та потреб користувача (наприклад, адаптація інтерфейсу мобільного додатка в реальному часі).

Глибокі нейронні мережі, зокрема convolutional neural networks (CNN), широко використовуються для автоматичного аналізу поведінкових даних користувачів та оцінки інтерфейсів. Такі моделі можуть передбачати ефективність нових інтерфейсів на основі зібраних даних, що дозволяє розробникам оцінювати дизайн на етапі проєктування. Це особливо корисно для визначення оптимальних кольорів, розташування елементів та шрифтів, що покращує естетику і зручність користування додатком [4-5].

Алгоритми машинного навчання, зокрема автоенкодера та методи кластеризації, використовуються для групування користувачів на основі їхньої поведінки. Це дозволяє створювати персоналізовані інтерфейси, які краще відповідають індивідуальним потребам різних сегментів користувачів, підвищуючи залученість та зручність використання. Дослідження в цій сфері також охоплюють аналіз багатовимірних поведінкових послідовностей для прогнозування дій користувачів і подальшої оптимізації інтерфейсу [6].

Ці підходи дозволяють розробникам створювати інтерфейси, які динамічно адаптуються до потреб користувачів, покращуючи їхній досвід та ефективність роботи додатків.

**Викладення основного матеріалу дослідження**

**Вивчення поведінкових даних користувачів для покращення інтерфейсів**

Збір та аналіз поведінкових даних користувачів є ключовими етапами для розуміння того, як користувачі взаємодіють з додатком. Ці дані дозволяють виявити патерни, які впливають на зручність та ефективність використання інтерфейсів, допомагаючи розробникам приймати обґрунтовані рішення щодо оптимізації дизайну та функціональності.

В таблиці 1 наведено основні типи поведінкових даних.

Таблиця 1

**Основні типи поведінкових даних**

Тип даних	Опис	Що показує
Кліки (Clicks)	Кількість і тип кліків, які користувачі здійснюють в інтерфейсі (наприклад, на кнопки, посилання або меню).	Кліки вказують на те, які елементи інтерфейсу користувачі активно використовують, і чи є в інтерфейсі «сліпі зони», де елементи залишаються непоміченими. Вони також можуть показати, чи користувачі випадково роблять неправильні кліки, що може свідчити про неефективний дизайн.
Час взаємодії (Session Duration)	Середній час, який користувач проводить у додатку за одну сесію.	Час взаємодії може свідчити про рівень залученості користувача. Якщо час короткий, це може вказувати на те, що користувачі не можуть швидко знайти потрібну інформацію або функції, або ж вони не зацікавлені в додатку через складність його використання.
Кількість сесій (Number of Sessions)	Кількість разів, коли користувач повертається до додатку протягом певного періоду.	Висока кількість сесій свідчить про високу залученість користувачів і те, що інтерфейс задовольняє їхні потреби. Низька частота повернень може свідчити про проблеми з утриманням користувачів.
Помилки (Errors)	Кількість і типи помилок, які виникають під час взаємодії користувача з додатком (наприклад, невдалі спроби виконати дію, помилки навігації або технічні збої).	Помилки можуть вказувати на складні або заплутані аспекти інтерфейсу, де користувачі не можуть досягти бажаного результату або стикаються з проблемами через поганий дизайн чи технічні проблеми.
Частота повернення (Retention Rate)	Відсоток користувачів, які повертаються до додатку після першого використання протягом певного часу (день, тиждень, місяць).	Висока частота повернень свідчить про те, що додаток задовольняє користувачів і його інтерфейс є зручним та функціональним. Низький рівень повернень може свідчити про незадоволення користувачів або про те, що інтерфейс не виконав їхніх очікувань.

Для збору поведінкових даних використовуються різноманітні аналітичні інструменти, такі як Google Analytics, Yandex Metrika, Hotjar, Mixpanel, Firebase та інші. Ці сервіси дозволяють відстежувати дії користувачів на всіх етапах взаємодії з додатком, зберігаючи інформацію про кліки, час на сторінках, сесії, помилки та частоту повернень.

Аналіз поведінкових даних можна здійснювати кількома способами:

- Кількісний аналіз: Статистичне вивчення показників (наприклад, середній час сесії або середня кількість кліків), яке допоможе виявити середні значення та тренди в поведінці користувачів.
- Теплові карти (Heatmaps): Використання інструментів типу Hotjar для побудови теплових карт, які показують найчастіше використовувані елементи інтерфейсу і зони, які залишаються без уваги.
- Воронки конверсій (Conversion Funnels): Виявлення ключових точок взаємодії, на яких користувачі найчастіше покидають додаток. Це дозволяє знайти «вузькі місця» в інтерфейсі.
- Сегментація користувачів: Розподіл користувачів на групи за певними критеріями (наприклад, за частотою використання додатку чи демографічними характеристиками) для більш точного аналізу потреб різних груп.

Виявлення патернів.

1. Зони з високою активністю та «сліпі зони». Патерни кліків можуть показати, які елементи інтерфейсу користувачі найчастіше використовують, і навпаки, які елементи залишаються непоміченими. Це допомагає визначити, чи потрібне перенесення важливих функцій на більш помітні місця.

2. Поведінка користувачів у залежності від сесій. Якщо користувачі часто відкривають додаток на короткий час, це може свідчити про те, що інтерфейс не допомагає швидко виконати завдання. Це може вимагати перегляду навігації або спрощення ключових функцій.

3. Аналіз помилок та відмов. Патерни помилок допоможуть визначити частини інтерфейсу, де користувачі стикаються з труднощами. Це можуть бути складні для розуміння інструкції або некоректні реакції системи. Виявлення таких проблемних місць дозволить удосконалити дизайн або функціональність.

4. Відстеження частоти повернень. Користувачі, які часто повертаються до додатку, вказують на те, що інтерфейс ефективний і відповідає їхнім потребам. Аналіз таких користувачів може допомогти виявити найуспішніші частини інтерфейсу, які можна масштабувати на інші аспекти.

Таким чином, аналіз поведінкових даних користувачів дозволяє розробникам отримати чітке уявлення про те, як їхній інтерфейс використовується в реальних умовах. Виявлення патернів поведінки допомагає знаходити проблеми, удосконалювати зручність і ефективність інтерфейсів, що зрештою покращує загальний користувацький досвід та підвищує залученість. Регулярний збір та аналіз цих даних є важливим кроком у процесі постійної оптимізації інтерфейсу.

### Математичні моделі та алгоритми для оптимізації інтерфейсів додатків на основі поведінкових даних користувачів

Для оптимізації інтерфейсів додатків на основі поведінкових даних користувачів можна розробити кілька математичних моделей та алгоритмів. Вони допоможуть визначити, як зміни в інтерфейсі впливають на досвід користувачів, і дозволять автоматизувати процес удосконалення дизайну.

#### 1. Модель оцінки зручності інтерфейсу

Мета: Визначити, як зміни в інтерфейсі впливають на зручність використання.

Основні змінні:

$T_{task}$  – середній час, витрачений на виконання завдання.

$C_{errors}$  – кількість помилок користувачів.

$S_{success}$  – відсоток користувачів, які успішно завершили завдання.

$P_{effort}$  – кількість кліків або кроків, необхідних для виконання завдання.

Модель:

Функція оцінки зручності може бути представлена як:

$$U(x) = w_1 T_{task} + w_2 C_{errors} + w_3 S_{success} + w_4 P_{effort},$$

де  $w_1, w_2, w_3, w_4$  – вагові коефіцієнти, що відповідають за важливість кожного з факторів.

Оптимізація: Мета – мінімізувати  $U(x)$ , де  $x$  – це параметри інтерфейсу (наприклад, розташування кнопок, розміри елементів).

#### 2. Алгоритм кластеризації користувачів на основі поведінки

Мета: Розділити користувачів на групи за схожими поведінковими патернами, щоб адаптувати інтерфейс для різних категорій.

Змінні:

- $p_1, p_2, \dots, p_n$  – поведінкові метрики користувачів (час взаємодії, кількість кліків, сесії).
- $K$  – кількість груп (кластерів) користувачів.

Алгоритм:

Використовуємо метод **k-середніх** (k-means) для кластеризації користувачів за поведінковими метриками:

1. Вибираємо випадкові центроїди  $C_1, C_2, \dots, C_k$ .
2. Визначаємо відстань між кожним користувачем та центроїдами за метриками поведінки:

$$d(u, C_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i^u - p_i^{C_k})^2}.$$

3. Користувачі групуються навколо найближчого центроїда.
4. Оновлюємо центроїди як середні значення в кожному кластері і повторюємо процес до збіжності.

Результат: Отримуємо групи користувачів із подібними поведінковими патернами, що дозволяє адаптувати інтерфейс під потреби кожної групи.

### 3. Модель прогнозування поведінки користувачів

Мета: Прогнозувати, як зміни в інтерфейсі вплинуть на поведінку користувачів.

Модель:

Для прогнозування поведінки можна використовувати регресійні моделі, зокрема лінійну регресію або нейронні мережі.

Лінійна регресія:

Залежність між змінами в інтерфейсі та поведінковими метриками можна описати рівнянням:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n + \epsilon,$$

де:

- $y$  – результативний показник (наприклад, час у додатку).
- $x_1, x_2, \dots, x_n$  – зміни в інтерфейсі (розмір кнопок, розташування елементів).
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  – коефіцієнти моделі.
- $\epsilon$  – похибка.

Нейронна мережа може мати кілька шарів, де вхідні параметри – зміни в інтерфейсі, а вихід – прогнозовані метрики поведінки користувачів.

Результат: Прогнозування, як зміни в інтерфейсі вплинуть на взаємодію користувачів (наприклад, час використання додатку або кількість конверсій).

### 4. Алгоритм А/В-тестування

Мета: Порівняти дві версії інтерфейсу (А та В) для визначення, яка з них краща для користувачів.

Алгоритм:

1. Розподіл: Користувачів випадково розподіляють на дві групи – одну, що використовує інтерфейс А, і іншу, що використовує інтерфейс В.
2. Збір даних: Збираються поведінкові метрики для обох версій (конверсії, час взаємодії, кількість помилок).
3. Статистичний аналіз: Використовується t-тест або Z-тест для порівняння результатів між двома групами:

$$t = \frac{\bar{X}_A - \bar{X}_B}{\sqrt{\frac{s_A^2}{n_A} + \frac{s_B^2}{n_B}}},$$

де:

- $\bar{X}_A, \bar{X}_B$  – середні значення метрик для груп А і В.
- $s_A^2, s_B^2$  – дисперсія результатів для обох груп.
- $n_A, n_B$  – кількість користувачів у групах.

Результат: Вибирається версія інтерфейсу, яка показала кращі результати за ключовими показниками.

### 5. Модель оптимізації за допомогою градієнтного спуску

Мета: Знайти оптимальні параметри інтерфейсу, які мінімізують функцію втрат, що враховує негативні поведінкові метрики (помилки, час на виконання завдання).

Функція втрат:

$$L(x) = \alpha T_{task}(x) + \beta C_{errors}(x) - \gamma S_{success}(x),$$

де:

$\alpha, \beta, \gamma$  – ваги, що відповідають важливості кожного з показників.

Алгоритм:

1. Ініціалізуємо випадкові значення параметрів інтерфейсу  $x_0$ .
2. Обчислюємо градієнт функції втрат:

$$\nabla L(x) = \frac{\partial L}{\partial x}$$

3. Оновлюємо параметри інтерфейсу за правилом градієнтного спуску:

$$x_{t+1} = x_t - \eta \nabla L(x_t)$$

де  $\eta$  – швидкість навчання.

4. Повторюємо процес до досягнення мінімуму функції втрат.

Результат: Оптимальні параметри інтерфейсу, які зменшують помилки та час на виконання завдань.

Запропоновані математичні моделі та алгоритми дозволяють аналізувати поведінкові дані користувачів і застосовувати їх для оптимізації інтерфейсів додатків. Від кластеризації користувачів до А/В-тестування та градієнтного спуску – ці підходи забезпечують систематичне вдосконалення інтерфейсів, підвищуючи задоволеність та залученість користувачів.

### Критерії якості інтерфейсів та шляхи їх досягнення

Для того, щоб обрана модель була максимально ефективною в тій чи іншій галузі важливо визначити критерії якості інтерфейсів та шляхи їх досягнення (табл. 2). Це допоможе встановити чіткі цілі та методи оптимізації дизайну і взаємодії, які будуть ефективними та зручними для користувачів.

Таблиця 2

### Шляхи досягнення якості інтерфейсів

Спосіб	Що робити	Як це покращує
Збір і аналіз поведінкових даних	Використовувати інструменти аналітики (Google Analytics, Hotjar, Яндекс Metrica) для збору даних про поведінку користувачів в додатку: кліки, час сесій, конверсії.	Допомагає зрозуміти, де користувачі стикаються з проблемами, і оптимізувати інтерфейс під їхні реальні дії.
Юзабіліті-тестування (Usability Testing)	Регулярно проводити тести з реальними користувачами, спостерігаючи за їх взаємодією з інтерфейсом.	Виявляє проблемні місця в дизайні та функціоналі, даючи змогу швидко реагувати на потреби користувачів.
А/В-тестування	Тестувати різні версії інтерфейсу (дизайн кнопок, розміщення елементів) і вимірювати вплив на показники ефективності.	Дозволяє точно визначити, які зміни краще впливають на досвід користувача.
Ітеративний підхід до дизайну	Постійно вдосконалювати дизайн і функціональність на основі зворотного зв'язку від користувачів.	Швидка адаптація до нових вимог і потреб користувачів.
Оптимізація продуктивності	Поліпшити технічні аспекти додатка (зменшення часу завантаження, покращення коду)	Збільшує швидкість додатку, роблячи користувацький досвід комфортнішим.
Врахування принципів доступності	Забезпечити відповідність інтерфейсу стандартам доступності (WCAG), додати альтернативні способи взаємодії для людей з обмеженими можливостями.	Додає інклюзивність і розширює коло користувачів [7-8].

Для досягнення високої якості інтерфейсів додатків важливо поєднувати кілька підходів, зокрема збір поведінкових даних, постійне тестування з реальними користувачами та технічну оптимізацію. Визначення чітких критеріїв якості допомагає краще оцінити успіх змін та створити комфортний і привабливий продукт для користувачів.

### Перспективи та виклики впровадження моделей оптимізації інтерфейсів

Дослідження в цьому напрямку показують, що дана тема має багато як обмежень так і перспективних напрямків розробки. Розглянемо основні виклики впровадження.

1. Обробка великих обсягів даних. Впровадження моделей оптимізації інтерфейсів, що базуються на поведінкових даних, вимагає обробки величезної кількості інформації про користувачів (кліки, час на сторінках, частота повернень). Одним із головних викликів є ефективна обробка та зберігання таких обсягів даних без зниження продуктивності додатка. Використання методів великих даних (Big Data) є необхідним, але вимагає значних технічних ресурсів, що можуть бути недоступні для всіх компаній.

2. Конфіденційність та безпека даних. Збір і аналіз поведінкових даних користувачів викликають серйозні питання щодо конфіденційності та захисту особистої інформації. Забезпечення відповідності до законів, таких як GDPR, є важливим аспектом, оскільки це визначає, як дані збираються, зберігаються та використовуються. Ризик порушення безпеки даних може підштовхувати компанії до впровадження додаткових заходів захисту, що збільшує вартість таких рішень.

3. Інтеграція з існуючими системами. Багато організацій вже мають встановлені системи аналітики та обробки даних, тому впровадження нових алгоритмів для оптимізації інтерфейсів може вимагати складної інтеграції. Проблеми сумісності, відсутність стандартизації та складність масштабування нових рішень є серйозними викликами при інтеграції нових алгоритмів у вже існуючі системи додатків.

4. Час навчання та оптимізації моделей. Для алгоритмів машинного навчання, зокрема нейронних мереж, потрібно багато часу та обчислювальних ресурсів для навчання. Якщо система має швидко реагувати на зміни в поведінці користувачів, тривалий період навчання моделей може стати суттєвим бар'єром. Підтримка ефективної роботи моделей у реальному часі залишається однією з технічних проблем.

5. Адаптація під індивідуальні потреби користувачів. Хоча алгоритми можуть створювати персоналізовані інтерфейси, не всі користувачі однаково взаємодіють з додатками. Надмірна персоналізація може призвести до складності інтерфейсу або навіть до втрати його універсальності. Знайти баланс між універсальністю та персоналізацією інтерфейсів є важливим викликом для розробників.

Незважаючи, на досить великий список обмежень і викликів з якими стикаються науковці дана тема має перспективи, які сформовані на основі сучасного стані розвитку та прогресу.

Перспективи подальших досліджень.

1. Розвиток гібридних моделей. Поєднання різних підходів, таких як глибокі нейронні мережі та традиційні алгоритми оптимізації, може дозволити отримати кращі результати в адаптації інтерфейсів. Гібридні моделі, що використовують одночасно кілька методів аналізу поведінкових даних, зможуть враховувати більшу кількість змінних і краще реагувати на зміни в поведінці користувачів.

2. Розробка мультимодальних адаптивних інтерфейсів. Дослідження можливостей створення адаптивних інтерфейсів, що реагують не тільки на поведінкові дані, але й на контекст використання (наприклад, місце, час, пристрій), можуть значно покращити якість взаємодії користувача з додатком. Використання датчиків і сенсорних систем для адаптації інтерфейсів відкриває нові перспективи для інтеграції різних типів даних.

3. Етичні питання та захист даних. З огляду на зростаюче використання поведінкових даних, важливо розробляти нові підходи до забезпечення конфіденційності та безпеки даних користувачів. Дослідження в цьому напрямі можуть допомогти впровадити більш ефективні механізми захисту даних без погіршення якості адаптації інтерфейсів.

4. Автоматизація процесів збору та аналізу даних. Подальший розвиток автоматизованих систем збору поведінкових даних дозволить знизити витрати на аналітику та покращити точність отриманих результатів. Системи, що автоматично збирають і аналізують дані, а потім адаптують інтерфейси у реальному часі, є перспективним напрямком для покращення користувацького досвіду.

Загалом, подальші дослідження мають бути спрямовані на покращення ефективності алгоритмів оптимізації, збільшення захисту даних та забезпечення гнучкості систем при адаптації інтерфейсів до змін у поведінці користувачів.

### Висновки

У статті розглянуто різноманітні моделі та алгоритми для оптимізації інтерфейсів додатків, що базуються на аналізі поведінки користувачів. На основі проведеного дослідження можна зробити кілька ключових висновків.

По-перше, інтеграція алгоритмів машинного навчання, таких як нейронні мережі та навчання з підкріпленням, дозволяє автоматизувати адаптацію інтерфейсів до потреб користувачів в реальному часі. Ці підходи покращують не лише ефективність використання інтерфейсу, але й його персоналізацію, що сприяє підвищенню задоволення користувачів і залученості до додатка.

По-друге, важливим аспектом є використання поведінкових даних для сегментації користувачів і створення адаптивних інтерфейсів, що відповідають потребам різних груп користувачів. Це підвищує точність адаптації та дозволяє створювати інтерфейси, які найкраще відповідають конкретним поведінковим патернам, що підтверджують дослідження кластеризації та поведінкової аналітики.

Нарешті, майбутні дослідження мають зосередитися на подальшому вдосконаленні алгоритмів, що дозволяють не тільки адаптувати інтерфейси під поведінку користувачів, але й передбачати їхні майбутні потреби, забезпечуючи максимально інтуїтивний і комфортний користувацький досвід.

Таким чином, моделі та алгоритми для оптимізації інтерфейсів на основі поведінкових даних є ключовим напрямом розвитку, що відкриває нові можливості для підвищення якості мобільних і веб-додатків.

### Список використаної літератури

1. Abrahão S., Insfran E., Sluÿters A. Model-based intelligent user interface adaptation: challenges and future directions. *Software and Systems Modeling*. № 20. 2021. P. 1335–1349.
2. Tao K., Edmunds P., Mobile APPs and Global Markets. *Theoretical Economics Letters*. № 8. 2018. P. 1510–1524.
3. Zhou J., Tang, Z., Zhao M., Ge X., Zhuang F., Zhou M., Xiong H. Intelligent exploration for user interface modules of mobile app with collective learning. *In Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. 2020. p. 3346–3355.
4. Keselj A, Milicevic M, Zubrinic K, Car Z. The application of deep learning for the evaluation of user interfaces. *Sensors*. No. 22(23). 2022. P. 9336.

5. Martín G., Fernández-Isabel A., Martín de Diego A. A survey for user behavior analysis based on machine learning techniques: current models and applications. *Applied Intelligence*. № 51(3). 2021. P. 6029–6055.
6. Liang L., Ke Y. User behavior data analysis and product design optimization algorithm based on deep learning. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*. 2023. Retrieved from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12008-023-01652-7#citeas>
7. Кулібаба С., Поперешняк С. Засіб комунікації з голосовим помічником і підвищеним рівнем безпеки. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*. № 4 (73). 2021. С. 87–100.
8. Kulibaba S., Popereshnyak S., Shcheblanin Y., Kurchenko O., Mazur N. (2022) Advanced Communication Model with the Voice Control and the Increased Security Level Cybersecurity. *Information and Telecommunication Systems*. № 3288 (1). 2022. P. 64–72.

#### References

1. Abrahão S., Insfran E., Sluÿters A. (2021) Model-based intelligent user interface adaptation: challenges and future directions. *Software and Systems Modeling*, no. 20, pp. 1335–1349.
2. Tao K., Edmunds P. (2018) Mobile APPs and Global Markets. *Theoretical Economics Letters*, no. 8, pp. 1510–1524.
3. Zhou J., Tang, Z., Zhao M., Ge X., Zhuang F., Zhou M., Xiong H. (2020) Intelligent exploration for user interface modules of mobile app with collective learning. *In Proceedings of the 26th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, p. 3346–3355.
4. Keselj A, Milicevic M, Zubrinic K, Car Z. (2022) The application of deep learning for the evaluation of user interfaces. *Sensors*, no. 22(23), pp. 9336.
5. Martín G., Fernández-Isabel A., Martín de Diego A. (2021) A survey for user behavior analysis based on machine learning techniques: current models and applications. *Applied Intelligence*, no. 51(3), pp. 6029–6055
6. Liang L., Ke Y. (2023) User behavior data analysis and product design optimization algorithm based on deep learning. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*. Retrieved from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12008-023-01652-7#citeas>
7. Kulibaba S., Popereshniak S. (2021) Zasiб komunikatsiyi z holosovym pomichnykom i pidvyshchenym rivnem bezpeky. [A means of communication with a voice assistant and an increased level of security]. *Telekomunikatsiyi ta informatsiyi tekhnolohiyi*, no 4 (73), pp. 87–100. [in Ukrainian].
8. Kulibaba S., Popereshnyak S., Shcheblanin Y., Kurchenko O., Mazur N. (2022) Advanced Communication Model with the Voice Control and the Increased Security Level Cybersecurity. *Information and Telecommunication Systems*, no. 3288 (1), pp. 64–72.