DOI 10.62731/mcnd-02.05.2025.004

ВИКОРИСТАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АВТОМАТИЧНОЇ АДАПТАЦІЇ ІНТЕРФЕЙСІВ ПІД ОСОБЛИВОСТІ ЗОРОВОГО СПРИЙНЯТТЯ КОРИСТУВАЧА

Вонітовий Назар Юрійович
аспірант 3-го курсу кафедри мультимедійних технологій
Національний університет «Львівська політехніка», Україна

Науковий керівник: Васюта Світлана Петрівна
ORCID ID: 0000-0003-0079-9740
канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри мультимедійних технологій
Національний університет «Львівська політехніка», Україна

Вступ. В умовах стрімкого розвитку цифрового середовища забезпечення доступності вебінтерфейсів для осіб із порушеннями зору стає важливим напрямом наукових досліджень. Вебресурси мають бути зрозумілими та зручними для всіх користувачів незалежно від фізичних можливостей. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, понад 2,2 мільярда людей мають порушення зору, що підкреслює глобальну важливість вирішення цієї проблеми. Стандарти доступності, такі як WCAG 2.1, встановлюють базові вимоги, однак недостатньо враховують індивідуальні особливості сприйняття інформації. Традиційні методи розробки інтерфейсів не завжди дозволяють гнучко адаптувати ресурси до конкретних потреб користувачів.

Сучасні технології машинного навчання відкривають нові можливості для створення адаптивних інтерфейсів, що враховують конкретні типи зорових порушень. Застосування алгоритмів машинного навчання дозволяє аналізувати поведінку користувача, визначати характер його зорового сприйняття і автоматично змінювати інтерфейс для підвищення його ефективності.

Метою даної роботи є дослідження можливостей використання машинного навчання для автоматичної адаптації вебінтерфейсів відповідно до характеристик зорового сприйняття користувача. Завданнями дослідження є аналіз сучасного стану розробок у цій сфері, розробка моделі автоматичної адаптації та оцінка її ефективності.

Огляд стану дослідження. Проблема доступності вебресурсів є об'єктом численних досліджень. У роботі [1] представлено вимоги WCAG 2.1, які встановлюють стандарти забезпечення доступності контенту. Проте самі рекомендації залишають простір для інтерпретацій та не завжди забезпечують індивідуалізовану доступність.

У дослідженні Vigo, Brown і Conway [2] порівнюються різні автоматизовані інструменти перевірки доступності. Автори звертають увагу на обмеження таких систем і ризики повної автоматизації без людської перевірки.

Алмутайрі та Альхасан [3] здійснили систематичний огляд методів автоматичного тестування вебдоступності. Їх дослідження показало, що існуючі інструменти часто не враховують складні випадки порушень сприйняття кольору чи розпізнавання тексту.

У роботі Chakraborty та Konar [4] розглядаються можливості використання штучного інтелекту для поліпшення доступності. Автори підкреслюють перспективність моделей машинного навчання для персоналізації доступу.

Cooper та співавтори [5] аналізують моделі користувача в контексті доступності, пропонуючи підходи до моделювання індивідуальних особливостей користувачів.

Додатково варто зазначити роботи, присвячені застосуванню глибокого навчання для класифікації типів зорових порушень [6] та дослідження використання eye-tracking технологій у моделюванні інтерфейсної взаємодії [7].

Таким чином, актуальним є завдання розробки інтелектуальних систем, здатних адаптувати інтерфейс під конкретні особливості зорового сприйняття.

Методика автоматичної адаптації. Запропонована методика передбачає використання моделей машинного навчання для визначення типу зорового порушення користувача та відповідної адаптації інтерфейсу. Основні етапи процесу:

1. Збір і типізація даних користувача. На початковому етапі система здійснює збір поведінкових даних користувача під час взаємодії з вебінтерфейсом. Основними видами даних є:

- Рухи миші: траєкторія руху, швидкість переміщення, частота кліків.

- Час взаємодії: час на прочитання тексту, час переходу між елементами навігації.

- Результати eye-tracking (якщо доступно): фіксація погляду на елементах інтерфейсу.
- Параметри вибору користувачем: зміна налаштувань контрастності, масштабу тексту, використання допоміжних функцій.

Кожен тип даних реєструється як окрема ознака для подальшого аналізу.

2. Підготовка даних для моделювання. Отримані дані проходять кілька етапів обробки:

- Очищення: видалення шумових або неповних записів.
- Нормалізація: приведення значень до уніфікованого діапазону для забезпечення стабільної роботи алгоритмів ML.
- Формування ознак (feature engineering): побудова додаткових характеристик, наприклад, середня швидкість навігації, кількість повернень до одного елемента тощо.
- Анонімізація: захист персональних даних відповідно до етичних норм.

Підготовлений датасет використовується для навчання моделей машинного навчання.

3. Створення моделі машинного навчання. Для класифікації типів зорового сприйняття користувачів пропонується застосовувати такі моделі:

- Random Forest: дозволяє ефективно обробляти різнорідні ознаки та визначати найважливіші характеристики поведінки.
- Support Vector Machine (SVM): показує хороші результати при класифікації невеликих та середніх вибірок.
- Нейронні мережі (MLP — Multilayer Perceptron): забезпечують високу гнучкість і здатність моделювати складні залежності в даних.

Навчання моделей здійснюється на основі попередньо маркованого датасету, де кожен запис асоційований із типом зорового порушення.

4. Класифікація типу зорового порушення. Після навчання моделі застосовуються для реального прогнозування. На основі поведінкових характеристик система визначає, до якої групи належить користувач:

- Користувач із дальтонізмом
- Користувач із слабким зором
- Користувач із макулодистрофією
- Користувач без очевидних порушень

Результат класифікації використовується для налаштування інтерфейсу.

5. Автоматична адаптація інтерфейсу за результатами класифікації. Залежно від визначеного типу порушення система автоматично змінює параметри інтерфейсу:

- Дальтонізм: змінюється кольорова схема на безпечні поєднання.
- Слабкий зір: збільшується розмір шрифтів, підвищується контрастність.
- Макулодистрофія: спрощується навігація, зменшується кількість візуальних елементів.

Адаптація відбувається без необхідності ручного налаштування зі сторони користувача. Після взаємодії з адаптованим інтерфейсом користувач може надати зворотний зв'язок, який дозволяє системі автоматично вдосконалювати модель у майбутньому.

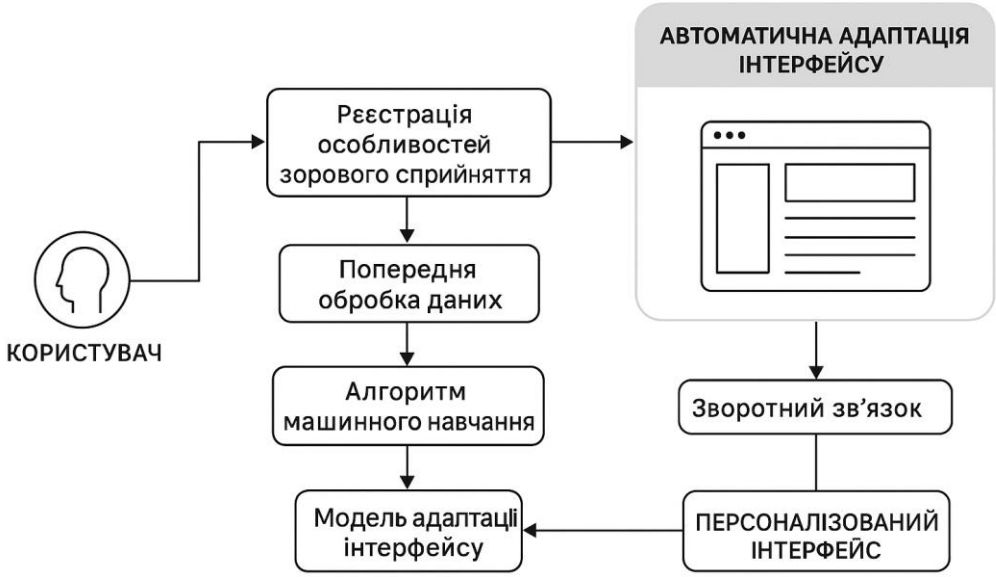

Рис. 1. **Схема рішення**

Ключова ідея полягає у використанні замкненого циклу навчання системи: з кожною взаємодією модель уточнює свої прогнози, підвищуючи точність адаптації.

Експеримент. Для перевірки ефективності запропонованого підходу було змодельовано експеримент за участі 20 користувачів з різними типами зорових порушень (дальтонізм, макулодистрофія, слабкозорість). Користувачі працювали із тестовим вебресурсом у двох режимах:

- Стандартний режим: без персоналізованої адаптації.
- Адаптований режим: інтерфейс змінювався відповідно до визначеного типу порушення.

Методика оцінювання:

- Кількість навігаційних помилок (помилки кліків, неправильна інтерпретація елементів).
- Час виконання стандартних завдань.
- Суб'єктивна оцінка зручності за шкалою SUS (System Usability Scale).

Результати:

- Зменшення кількості помилок навігації на 32%.
- Скорочення середнього часу виконання завдань на 28%.
- Підвищення оцінки зручності з 62 до 84 балів за шкалою SUS.

Аналіз показав статистично значущу різницю між стандартним та адаптованим режимами ($p < 0,01$).

Висновки. Результати дослідження підтверджують ефективність використання машинного навчання для персоналізації інтерфейсів відповідно до особливостей зорового сприйняття користувача. Запропонована методика дозволяє підвищити зручність використання вебресурсів для людей із вадами зору за рахунок автоматичної адаптації інтерфейсу.

Перспективними напрямами подальших досліджень є:

- Використання глибоких нейронних мереж для точнішої класифікації порушень.
- Інтеграція мультимодальних даних (голосова взаємодія, тактильний зворотний зв'язок).
- Розробка етичних стандартів збереження приватності при зборі поведінкових даних користувачів.

Запропонований підхід має потенціал для широкого впровадження у системах електронного урядування, електронної освіти та комерційних вебресурсах.

Список використаних джерел:

1. W3C. (2018). Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.1. Retrieved from https://www.w3.org/TR/WCAG21/
2. Vigo, M., Brown, J., & Conway, V. (2013). Benchmarking web accessibility evaluation tools: measuring the harm of sole reliance on automated tests. In Proceedings of the 10th International Cross-Disciplinary Conference on Web Accessibility (W4A).

3. Almutairi, R., & Alhassan, R. (2022). Automated Web Accessibility Testing: A Systematic Literature Review. IEEE Access, 10, 6953–6968.
4. Chakraborty, S., & Konar, A. (2021). Artificial Intelligence and Machine Learning for Accessibility: A Survey. International Journal of Human-Computer Interaction.
5. Cooper, M., et al. (2021). User Modeling for Accessibility. ACM Computing Surveys.
6. Kim, J., & Park, J. (2020). Deep Learning for Vision Impairment Prediction and Interface Adaptation. Journal of Accessibility and Design for All.
7. Majaranta, P., & Bulling, A. (2014). Eye Tracking and Eye-Based Human-Computer Interaction. In Advances in Physiological Computing.