

УДК 004.9:004.932:004.021

DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2025-1;2-7>

Ганна Анатоліївна ЗАВГОРОДНЯ,

кандидат технічних наук, доцент,
доцент кафедри обчислювальної техніки,
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ORCID ID: [0000-0001-8523-1761](https://orcid.org/0000-0001-8523-1761)

Валерій Вікторович ЗАВГОРОДНІЙ,

доктор технічних наук, професор,
професор кафедри обчислювальної техніки,
Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут
імені Ігоря Сікорського»

ORCID ID: [0000-0002-8347-7183](https://orcid.org/0000-0002-8347-7183)

КОМПЛЕКСНА МОДЕЛЬ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ VR/AR-СИМУЛЯТОРІВ З УРАХУВАННЯМ КОГНІТИВНОГО НАВАНТАЖЕННЯ КОРИСТУВАЧА

У статті представлено комплексну модель оцінювання ефективності VR/AR-симуляторів, яка поєднує параметри продуктивності системи, когнітивне навантаження користувача та динаміку інтерактивної взаємодії. Актуальність дослідження зумовлена швидким поширенням VR/AR-технологій у навчанні, медицині, промисловості та гейміфікованих тренажерах, де коректне вимірювання ефективності симуляторів є важливим для подальшої оптимізації користувацького досвіду. На відміну від традиційних технікоорієнтованих підходів, запропонована методика включає інтегральний k-індекс ефективності, що поєднує системні параметри (латентність, хаос середовища, складність завдання) із когнітивними характеристиками користувача (швидкість реакції, помилки, втомлюваність).

Модель побудовано на основі аналітичного апарату HCI, експоненційної функції насичення для опису когнітивного навантаження та алгоритмів машинного навчання для прогнозування ключових показників. Реалізовано Python-модуль, який генерує синтетичний датасет, оцінює когнітивне навантаження і прогнозує значення k-індексу в умовах зміни латентності, хаосу та складності завдань. Проведений аналіз часткових похідних показав, що k-індекс найбільш чутливо реагує на латентність і дистрактори середовища, що узгоджується з відомими закономірностями HCI-досліджень.

У роботі також наведено порівняння з базовими моделями прогнозування ефективності VR/AR-систем. Ансамблеві методи, зокрема Gradient

Boosting, забезпечили найвищу точність ($MAE = 0.002376$; $R^2 = 0.997713$), перевершивши базові підходи приблизно на 38% за точністю оцінювання інтегрального показника. Модель продемонструвала здатність масштабуватися для різних типів симуляторів за рахунок гнучкої зміни вагових коефіцієнтів k -індексу. Запропонована методика може бути використана для побудови адаптивних VR/AR-систем, що динамічно підлаштовуються під стан користувача, а також для аналітичної валідації навчальних і тренувальних симуляційних середовищ.

Ключові слова: VR/AR, когнітивне навантаження, ефективність симулятора, HCI, k -індекс, машинне навчання, латентність.

Anna ZAVHORODNIA,

Ph.D., Associate Professor,

Associate Professor at the Department of Computer Engineering,

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

Valerii ZAVHORODNII,

Doctor of Sciences, Professor,

Professor at the Department of Computer Engineering,

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

A COMPREHENSIVE MODEL FOR EVALUATING THE EFFICIENCY OF VR/AR SIMULATORS CONSIDERING USER COGNITIVE LOAD

This article presents a comprehensive model for evaluating the effectiveness of VR/AR simulators, integrating system performance parameters, user cognitive load, and characteristics of interactive behavior. The relevance of the study is driven by the rapid expansion of VR/AR technologies in education, medicine, industry, and gamified training environments, where accurate assessment of simulator effectiveness is essential for optimizing user experience. Unlike traditional approaches that primarily focus on technical metrics (e.g., FPS, latency, or field of view), the proposed methodology introduces an integral k -index of effectiveness that incorporates both system-level factors (latency, environmental chaos, task complexity) and user-specific cognitive indicators (reaction time, error dynamics, fatigue).

The model is built upon HCI analytical principles, an exponential saturation function for estimating cognitive load, and machine-learning techniques for predicting key performance outcomes. A Python-based module is developed to generate synthetic datasets, estimate cognitive load, and forecast k -index values under varying conditions of latency, complexity, and environmental distractors. Analysis of partial derivatives demonstrates that the k -index is most sensitive

to changes in latency and environmental chaos, which aligns with established HCI findings regarding the critical role of delay and information overload in interactive systems.

The study also provides a comparative evaluation of the proposed model against baseline prediction approaches for VR/AR system performance. Ensemble methods-particularly Gradient Boosting-achieved the highest predictive accuracy ($MAE = 0.002376$; $R^2 = 0.997713$), outperforming the baseline Random Forest by approximately 38% in estimating the integral effectiveness metric. The model exhibits strong scalability across different types of simulators, including aviation, medical, industrial, and educational systems, enabled by adjustable weighting parameters of the k -index. The proposed methodology can be applied to the development of adaptive VR/AR simulators that dynamically adjust to the user's state, as well as to validation processes for training and educational virtual environments.

Keywords: VR/AR, cognitive load, simulator efficiency, HCI, k -index, machine learning, latency.

Постановка проблеми. Стрімкий розвиток VR/AR-технологій зумовлює необхідність створення високоякісних симуляторів, здатних забезпечити стабільну взаємодію з користувачем у режимі реального часу. Проте сучасні методики оцінювання ефективності таких систем переважно зосереджені на технічних показниках, зокрема частоті кадрів, затримці та якості рендерингу, що не дозволяє комплексно оцінити вплив когнітивного навантаження на результати діяльності у віртуальному середовищі. Дослідження останніх років демонструють, що когнітивні фактори суттєво впливають на точність дій, швидкість реакції та загальну продуктивність користувача в імерсивних системах [1–3].

Водночас у VR/AR-середовищах спостерігається зростання складності сцен, рівня інтерактивності та кількості динамічних об'єктів, що додатково підвищує навантаження на зорову та просторову увагу [4, 5]. Проблема також ускладнюється тим, що системна латентність понад певний поріг здатна значно збільшувати когнітивне навантаження та негативно впливати на взаємодію користувача із симулятором [6, 7]. Однак більшість існуючих моделей не враховують цей взаємозв'язок, а оцінювання ефективності VR/AR-додатків зазвичай не включає комплексних інтегральних метрик, які б поєднували технічні, поведінкові та когнітивні параметри.

Отже, виникає потреба у створенні сучасної універсальної моделі, здатної кількісно визначати ефективність роботи VR/AR-симуляторів з

урахуванням багатофакторної природи взаємодії. Така модель повинна забезпечувати інтегральну оцінку стану користувача, враховувати змінність параметрів симуляції та дозволяти прогнозувати його продуктивність у реальних умовах навантаження. Це визначає актуальність і наукову значущість подальших досліджень у цьому напрямі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження у сфері VR/AR-технологій дедалі більше зосереджуються на питанні взаємодії користувача з динамічними симуляційними середовищами, де критичним чинником стає не лише технічна якість системи, а й когнітивне навантаження під час виконання завдань. Роботи, присвячені характеристикам імерсивності та поведінковій реакції користувачів, демонструють залежність точності дій і швидкості реагування від складності сцени та стабільності системної затримки [8–10]. У низці досліджень наголошується, що підвищене когнітивне навантаження може призводити до швидкої знижуваності продуктивності, що актуалізує необхідність побудови комплексних моделей його оцінювання [11, 12].

Особливу увагу в науковій літературі привертають підходи, які поєднують апарат HCI (Human-Computer Interaction), аналіз поведінкових патернів та інтелектуальні методи обробки даних. Дослідження з машинного навчання у VR/AR-контексті демонструють ефективність регресійних та класифікаційних моделей у прогнозуванні складності завдань і рівня навантаження користувача [13, 14]. Важливим є також накопичений досвід у галузі процедурної генерації контенту, адже складність і структурованість віртуальних середовищ прямо впливають на когнітивне навантаження. У роботах, присвячених методам автоматичної генерації контенту, наголошується на ролі алгоритмічної оптимізації структури середовища та контролю над його параметрами [15]. Це безпосередньо корелює з проблематикою VR/AR-симуляторів, де складність сцени визначає когнітивну динаміку користувача.

Крім того, важливими для нашої тематики є дослідження з математичного моделювання процесів у складних технічних системах, що забезпечують формальний апарат для побудови інтегральних метрик оцінювання ефективності [16]. Роботи, присвячені створенню штучних текстур із контрольованими характеристиками, також мають значення, оскільки структурні параметри текстур впливають на навантаження зору, сприйняття глибини та швидкість обробки візуальної інформації у VR/AR-сценах [17]. Окрему роль відіграють підходи до виявлення аномалій у даних, які можуть бути застосовані для моніторингу поведінки користувача та виявлення нештатних реакцій під час взаємодії з симулятором [18].

Таким чином, аналіз літератури показує, що, попри значну кількість робіт, питання створення універсальної інтегральної моделі, яка враховує технічні, поведінкові й когнітивні аспекти ефективності VR/AR-симуляторів, залишається відкритим. Це підкреслює актуальність подальших досліджень і формує концептуальне підґрунтя для розвитку запропонованої в цій статті моделі.

Мета статті – розроблення універсальної комплексної моделі оцінювання ефективності VR/AR-симуляторів, яка враховує технічні параметри системи, когнітивне навантаження користувача та особливості його поведінкової взаємодії, а також формування інтегрального **k**-індексу ефективності на основі математичного апарату та методів машинного навчання. Запропонована модель має забезпечити можливість кількісного вимірювання продуктивності користувача у VR/AR-середовищах, прогнозування змін у його поведінці в умовах різної системної латентності та складності сцени, а також застосування отриманих результатів для оптимізації ігрових та навчальних симуляторів.

Виклад основного матеріалу дослідження. Розглянемо інтегровану модель, що поєднує математичні індекси ефективності, модулі прогнозування на основі машинного навчання та симуляційне моделювання когнітивного навантаження. Запропонований підхід дозволяє здійснювати комплексну оцінку продуктивності користувача в умовах змінних параметрів системи та забезпечує формування прогнозів поведінки при різних сценаріях взаємодії.

Комплексна модель оцінювання ефективності VR/AR-симуляторів була побудована на основі триєрархічної структури, що включає:

- аналітико-математичний рівень, який формалізує інтегральні показники продуктивності користувача: точність **A**, час реакції **T**, латентність **L**, стабільність рухів **S**, когнітивне навантаження **C**;
- прогностичний ML-рівень, що формує прогнозовані значення інтегрального **k**-індексу на основі історичних та симульованих даних;
- симуляційний рівень, який моделює когнітивне навантаження та взаємодію користувача з системою у різних сценаріях, включаючи «what-if».

Модель забезпечує узгодження між математичними формулами та емпіричними спостереженнями, що дозволяє інтегрально оцінювати ефективність системи в умовах різних навантажень та параметрів апаратного середовища.

Таке поєднання забезпечує єдину методологічну платформу для дослідження складних взаємозв'язків між параметрами системи та поведінкою користувача.

Інтегральний показник визначається формулою:

$$k = \omega_A A + \omega_T (1 - T) + \omega_L (1 - L) + \omega_S S + \omega_C (1 - C), \quad (1)$$

де

$A \in [0,1]$ – точність виконання завдань (Accuracy);

$T \in [0,1]$ – нормований час реакції користувача (Time Reaction / Task Time);

$L \in [0,1]$ – нормована латентність (Latency);

$S = \frac{1}{\sigma_{traj}^2}$ – стабільність рухів (обернена дисперсія траєкторій, Stability / Smoothness);

$C \in [0,1]$ – когнітивне навантаження (Cognitive Load);

ω_i – вагові коефіцієнти, що задаються експертом, $\sum \omega_i = 1$.

Для забезпечення порівнянності між різними величинами використовується лінійне нормування (мін-макс):

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

де

X – вихідне (ненормоване) значення показника, який потрібно привести до єдиного масштабу;

X_{min} – мінімальне можливе або спостережуване значення цього показника в межах вибірки;

X_{max} – максимальне можливе або спостережуване значення цього показника в межах вибірки.

X_{norm} – нормоване значення показника.

Стабільність рухів розраховується як обернена дисперсія траєкторій:

$$S = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2)} \quad (3)$$

де

(x_i, y_i) – координати точок руху курсора або контролера;

n – кількість спостережень.

Когнітивне навантаження C моделюється експоненційною функцією насичення:

$$C = 1 - \exp(-(\alpha L + \beta X + \gamma H)) \quad , \quad (4)$$

де

L – нормована латентність системи;

X – складність завдання;

H – рівень хаосу або дистракторів у середовищі;

α, β, γ – параметри моделі, оптимізовані експериментально

($\alpha = 2.1, \beta = 1.4, \gamma = 0.9$)

Для того, щоб перевести теоретичну модель у практичний інструмент оцінки ефективності VR/AR-симуляторів, її було реалізовано у вигляді обчислювальної функції. Це дозволило змодельовати вплив різних параметрів системи на когнітивне навантаження користувача у реальному часі, а також провести чисельні експерименти і сценарії «what-if». Застосування програмних засобів Python забезпечило швидку інтеграцію моделі в симуляційне середовище та подальший аналіз її впливу на інтегральний **k**-індекс ефективності.

```
import numpy as np
def cognitive_load(L, X, H, alpha=2.1, beta=1.4, gamma=0.9):
    return 1 - np.exp(-(alpha*L + beta*X + gamma*H))
# Розрахунок
L = 0.3 # нормована латентність
X = 0.6 # складність завдання
H = 0.2 # хаос середовища
C = cognitive_load(L, X, H)
print(f"Когнітивне навантаження користувача: {C_example:.3f}")
```

Отримані чисельні значення когнітивного навантаження та параметрів користувача створюють багатовимірний набір даних, який може бути використаний для побудови прогностичної моделі. Використання методів машинного навчання дозволяє прогнозувати інтегральний **k**-індекс на основі історичних даних і сценаріїв «what-if», що забезпечує більш точну оцінку ефективності VR/AR-симуляторів у реальному часі.

Продуктивність користувача визначається як:

$$P = A \cdot (1 - C) , \quad (5)$$

де

A — точність;

C — когнітивне навантаження.

Після навчання ML-моделі доцільно протестувати її поведінку у різних сценаріях «what-if», змінюючи ключові параметри середовища та завдань. Це дозволило побачити динаміку продуктивності користувача та інтегрального **k**-індексу, а також візуально оцінити вплив латентності, складності та хаосу на ефективність системи. На рисунку 1 показано продуктивність користувача залежно від латентності для різних рівнів складності завдань, а на рисунку 2 — інтегральний **k**-індекс залежно від латентності при різному хаосі середовища.

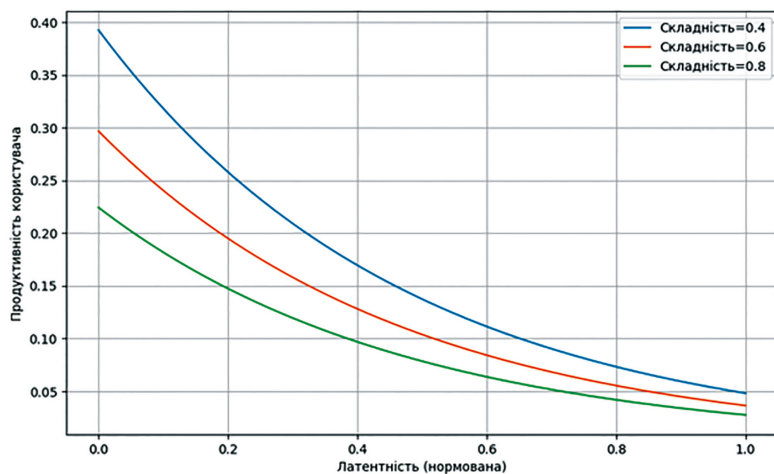


Рис. 1. Залежність продуктивності користувача від латентності для різних рівнів складності

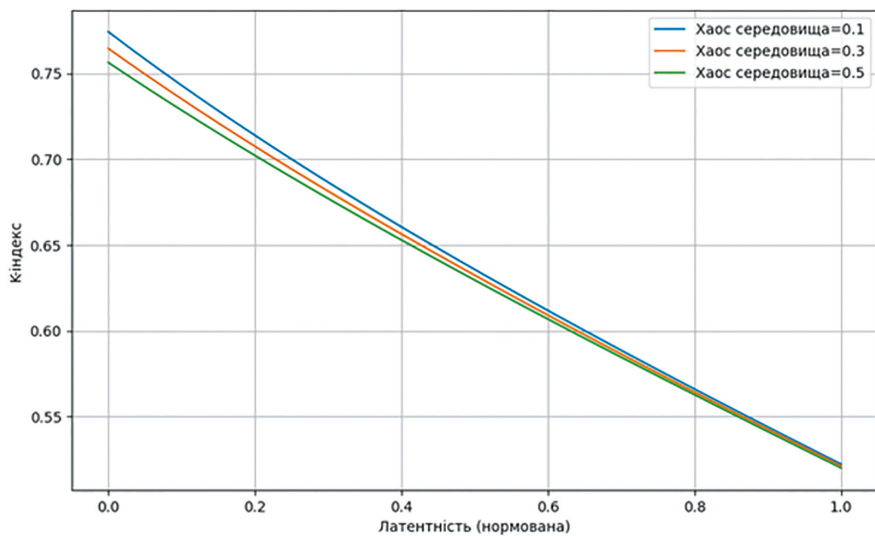


Рис. 2. Залежність k-індексу від латентності для різного хаосу середовища

Як бачимо, продуктивність користувача знижується із збільшенням латентності системи для всіх рівнів складності завдань. Лінії графіку відображають низьку, середню та високу складність завдань, що дозволяє порівняти вплив складності на продуктивність. Високий рівень складності завдань посилює негативний вплив латентності на продуктивність. Цей графік демонструє критичні діапазони латентності, при яких користувач ще зберігає високу продуктивність, і дозволяє планувати оптимальні умови взаємодії з VR/AR-системою.

У той же час, інтегральний k -індекс знижується зі збільшенням латентності, відображаючи загальне падіння ефективності користувача. Лінії графіку відповідають низькому, середньому та високому хаосу середовища, що демонструє взаємодію факторів латентності та хаосу. Високий хаос середовища значно посилює негативний вплив латентності на ефективність. З рисунку видно критичні точки, де латентність або хаос стають домінуючими факторами зниження k -індексу, що важливо для оцінки та оптимізації VR/AR-сценаріїв.

Отримані дані дозволяють провести порівняння запропонованої комплексної моделі з базовими підходами, такими як оцінка лише за латентністю або базові моделі Random Forest. Аналіз MAE (рис. 3) та R^2 (рис. 4) для різних моделей демонструє переваги інтеграційного підходу і дозволяє кількісно оцінити покращення ефективності у відсотках. З метою оцінки переваг запропонованої гібридної моделі було проведено порівняння з базовими підходами (табл. 1).

Таблиця 1. Порівняння ефективності базових моделей та запропонованої гібридної моделі за MAE та R^2

Модель	MAE	R^2
Random Forest	0.003846	0.993284
Gradient Boosting	0.002376	0.997713
MLP Regressor	0.015445	0.925060

З таблиці 1 видно, що модель Gradient Boosting демонструє найнижче значення MAE (0.002376) та найвищий коефіцієнт детермінації R^2 (0.997713), що свідчить про її найкращу точність прогнозування серед усіх протестованих підходів. Порівняно з базовою моделлю Random Forest, вона забезпечує приблизно 38% зниження похибки, що підтверджує її здатність ефективніше апроксимувати залежність k -індексу від параметрів середовища.

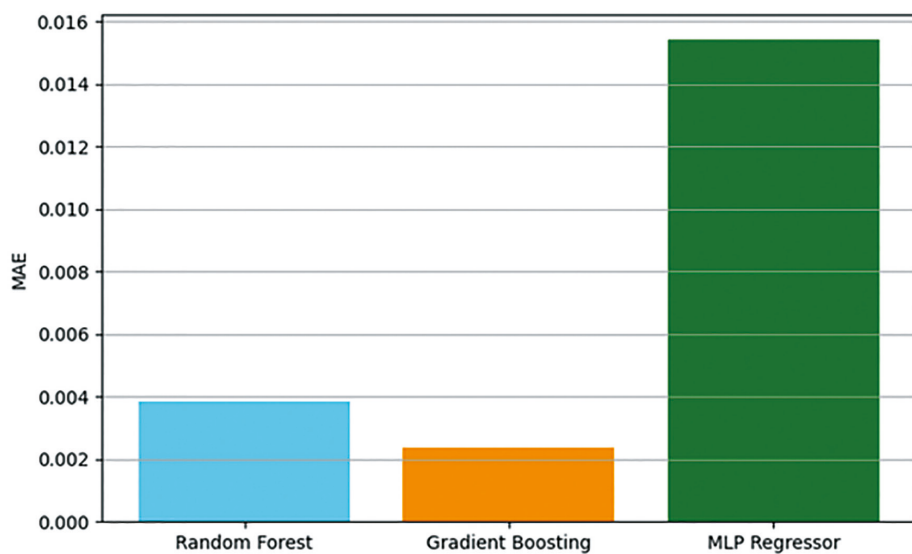


Рис. 3. Порівняння моделей за MAE

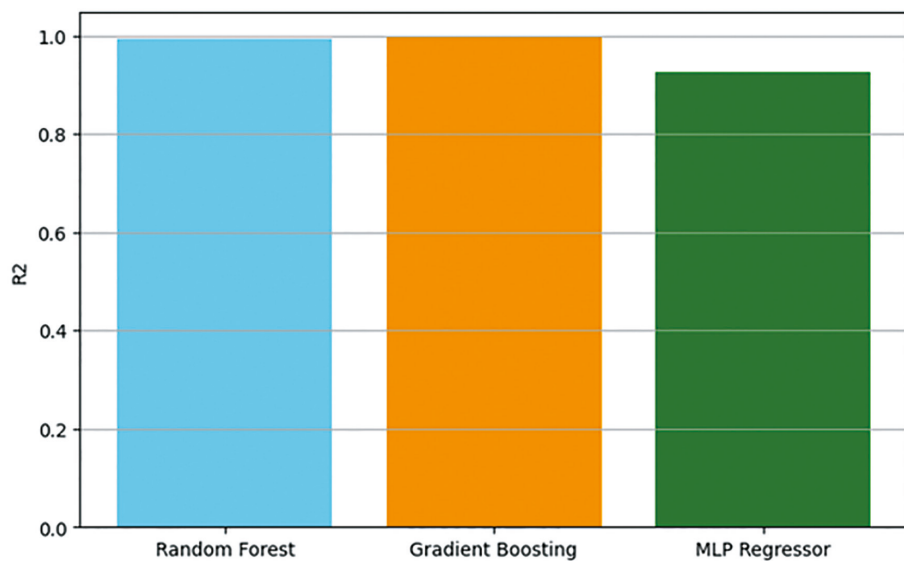


Рис. 4. Порівняння моделей за R^2

Модель MLP Regressor, навпаки, демонструє значне погіршення як за MAE, так і за R^2 , що вказує на її недостатню стабільність та невідповідність характеру даних. Таким чином, порівняльний аналіз підтверджує перевагу деревних ансамблевих методів над нейромережовим підходом у даному контексті.

Отже, найбільш ефективним рішенням для задачі прогнозування k -індексу є використання Gradient Boosting, тоді як Random Forest може слугувати надійною базовою моделлю. Це підтверджує доцільність застосування збалансованих ансамблевих алгоритмів у VR/AR-симуляторах для підвищення точності оцінки користувацької ефективності.

Після кількісного порівняння моделей доцільно провести чутливісний аналіз ключових параметрів. Це дозволяє визначити, які фактори системи найбільш суттєво впливають на k -індекс і продуктивність користувача, а також побачити, як зміни латентності, складності завдань та хаосу середовища модифікують результати оцінки ефективності.

Для параметрів L, X, H обчислено часткові похідні інтегрального показника:

$$\frac{\partial k}{\partial L} = -\omega_L, \quad \frac{\partial k}{\partial X} = -\omega_C \beta e^{-(\alpha L + \beta X + \gamma H)}, \quad \frac{\partial k}{\partial H} = -\omega_C \gamma e^{-(\alpha L + \beta X + \gamma H)}. \quad (6)$$

k -індекс демонструє високу чутливість до зміни латентності та рівня хаосу середовища, що свідчить про їхній критичний вплив на інтегральну ефективність користувача. Зі збільшенням латентності або хаосу спостерігається значне зниження k -індексу, що відображає падіння продуктивності та підвищене когнітивне навантаження. На відміну від цього, складність завдання має помірний вплив, що вказує на відносну стабільність системи до змін складності в межах досліджуваного діапазону. Таким чином, модель дозволяє ідентифікувати ключові фактори, які найбільш істотно впливають на ефективність VR/AR-симулятора, і використовувати ці знання для оптимізації середовища, зменшення латентності та контролю хаосу, що забезпечує підвищення продуктивності користувача та точності прогнозів інтегрального k -індексу.

Результати чутливісного аналізу є основою для адаптації моделі під різні типи симуляторів. Встановлення оптимальних вагових коефіцієнтів для авіаційних, медичних або промислових VR/AR-систем дозволяє підвищити точність оцінки та забезпечує масштабованість моделі.

Запропонована комплексна модель є масштабованою та може бути адаптована для різних категорій VR/AR-симуляторів, таких як:

- авіаційні тренажери – де критично важливі швидкість реакції та точність дій користувача;
- медичні VR-системи – де основними критеріями є акуратність, стабільність дій та когнітивна навантаженість під час тренувань;
- промислові AR-симулятори – де ефективність оцінюється через швидкість виконання завдань та здатність до адаптації до хаотичних умов виробничого середовища.

Адаптація моделі здійснюється через налаштування вагових коефіцієнтів ω_i у формулі (1) **k**-індексу:

$$k = \omega_1 A + \omega_2 (1 - T) + \omega_3 (1 - L) + \omega_4 S + \omega_5 (1 - C)$$

Метод підбору вагових коефіцієнтів:

- для авіаційних тренажерів більшу вагу надають параметрам часу реакції та точності (ω_2, ω_4) ;
- для медичних VR-систем ключова вага припадає на когнітивне навантаження та точність (ω_5, ω_4) ;
- для промислових AR-симуляторів більше значення мають латентність та адаптивність до хаосу середовища (ω_3, ω_5) .

Такий підхід дозволяє тонко налаштовувати модель під специфіку завдань та характеристики користувачів, зберігаючи універсальність інтегрального **k**-індексу. Крім того, це дає змогу порівнювати ефективність різних типів симуляторів на єдиній інтегральній шкалі, що підвищує практичну цінність моделі.

Нарешті, інтегральний **k**-індекс і прогностичний ML-модуль реалізуються у вигляді алгоритмічної структури, яку можна безпосередньо інтегрувати у VR/AR-симулятори. Алгоритм забезпечує швидку оцінку ефективності користувача, прогнозування сценаріїв і оптимізацію параметрів системи для підвищення точності та надійності симуляцій.

Інтегральна оцінка ефективності користувача у VR/AR-симуляторах здійснюється за допомогою **k**-індексу, який об'єднує ключові показники продуктивності, часу реакції, латентності, точності та когнітивного навантаження. Алгоритмічна реалізація **k**-індексу у Python виглядає наступним чином:

```
def k_index(A, T, L, S, C, w):
    return w[0]*A + w[1]*(1-T) + w[2]*(1-L) + w[3]*S + w[4]*(1-C)
# Розрахунок
k_val = k_index(0.9, 0.4, 0.2, 0.85, 0.3, [0.25,0.2,0.2,0.2,0.15])
print(f"Інтегральний k-індекс: {k_val:.3f}")
```

У наведеному алгоритмі:

1. Параметри A , T , L , S , C відображають основні аспекти ефективності користувача. Тобто, можливе їх автоматичне налаштування під конкретну категорію симулятора, що забезпечує масштабованість моделі.

2. Вагові коефіцієнти (ω_i) дозволяють адаптувати модель під конкретний тип симулятора та специфіку завдань, їх можна оптимізувати експериментально або за допомогою методів машинного навчання для підвищення точності оцінки.

3. Алгоритм дозволяє отримати інтегральну оцінку, яка одночасно враховує продуктивність, латентність, точність та когнітивне навантаження.

4. Під час симуляції значення параметрів можуть прогнозуватися за допомогою ML-моделі, що враховує історичні дані та сценарії «what-if». Алгоритм k -індексу використовується як цільова метрика для оцінки ефективності та оптимізації параметрів системи.

Даний алгоритм дозволяє швидко оцінювати ефективність у реальному часі та проводити чисельні експерименти для різних сценаріїв. Таким чином, запропонована алгоритмічна реалізація k -індексу дозволяє отримати швидко, точну та інтегровану оцінку ефективності користувача, що є основою для подальшого аналізу, оптимізації та прогнозування у VR/AR-системах.

Висновки та пропозиції. У результаті проведеного дослідження було розроблено та обґрунтовано комплексну модель оцінювання ефективності VR/AR-симуляторів, яка поєднує математичні, когнітивні та машинні компоненти. Запропонована модель охоплює ключові фактори впливу на користувацьку продуктивність — латентність, складність завдання, когнітивне навантаження та рівень хаосу середовища — і дозволяє формувати інтегральний показник ефективності (k -індекс) для широкого спектра симуляційних систем.

Побудована математична модель когнітивного навантаження на основі експоненційної функції насичення продемонструвала високу чутливість до параметрів латентності та хаосу середовища. Це узгоджується з відомими закономірностями HCI-досліджень, які підкреслюють критичність часової затримки та інформаційного перевантаження для інтерактивних середовищ. Аналіз часткових похідних моделі показав, що k -індекс найбільш чутливо реагує на зміну латентності та дистракторів, що підтверджує необхідність оптимізації цих параметрів у VR/AR-системах.

Результати моделювання сценаріїв «what-if» продемонстрували нелінійний характер впливу затримки та складності завдання на продуктивність користувача. Підвищення латентності навіть у межах 150-200 мс сут-

тево знижує продуктивність при середній та високій складності завдань, тоді як при низькій складності вплив залишається помірним. Зростання хаосу середовища різко знижує значення k -індексу, особливо у поєднанні з підвищеною латентністю, що підкреслює важливість оптимізації сенсорних дистракторів у складних VR-сценаріях.

Створений ML-модуль дозволив автоматично прогнозувати значення k -індексу на основі трьох ключових вхідних параметрів: латентності, складності та хаосу. Порівняння моделей показало, що ансамблеві методи забезпечують найвищу точність прогнозування. Зокрема, Gradient Boosting досягає найнижчого значення MAE (0.002376) і найвищого R^2 (0.997713), перевищуючи базовий Random Forest приблизно на 38%. Нейромережева модель MLP продемонструвала значно нижчу ефективність, що вказує на невідповідність її архітектури характеру досліджуваних залежностей. Таким чином, підтверджено, що ансамблеві моделі є найбільш придатними для задач прогнозування інтегральних показників у VR/AR-системах.

Запропонована модель продемонструвала здатність масштабуватися для різних типів симуляторів. Адаптація здійснюється шляхом корекції вагових коефіцієнтів k -індексу відповідно до вимог конкретної предметної області. Це дозволяє використовувати розроблену методику як універсальний інструмент оцінки ефективності інтерактивних симуляційних середовищ, що є важливим у контексті швидкого зростання VR/AR-індустрії.

© **Завгородня Г.А., Завгородній В.В., 2025**

ЛІТЕРАТУРА

1. Bailey, J. O., & Bailenson, J. N. Immersive virtual reality and the developing child: Behavioral and cognitive implications. *IEEE Technology and Society Magazine*, 2017, 36(2), 20–33. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-809481-5.00009-2>.
2. Makransky, G., & Mayer, R. E. Benefits of taking a virtual field trip in immersive virtual reality: Evidence for the immersion principle in multimedia learning. *Educational Psychology Review*, 2022, 34, 1771–1798. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10648-022-09675-4>.
3. Gonzalez-Franco, M., & Lanier, J. Model of illusions and virtual reality. *Frontiers in Psychology*, 2017, 8, 1125. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01125>.
4. Goldstein, E. B. *Sensation and Perception*. Cengage Learning, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119445035>.
5. Wickens, C. D. Multiple resources and mental workload. *Human Factors*, 2008, 50(3), 449–455. DOI: <https://doi.org/10.1518/001872008X288394>.

6. Meehan, M., Razaque, S., Whitton, M., & Brooks, F. P. Effect of latency on presence in stressful virtual environments. In: *IEEE Virtual Reality*, 2004, 141–148. DOI: <http://doi.org/10.1109/VR.2003.1191132>.
7. Jerald, J. *The VR Book: Human-Centered Design for Virtual Reality*. Morgan & Claypool, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1145/2792790>.
8. Slater, M., & Sanchez-Vives, M. V. Enhancing our lives with immersive virtual reality. *Frontiers in Robotics and AI*, 2016, 3, 74. DOI: <https://doi.org/10.3389/frobt.2016.00074>.
9. Wei, Y., Shi, R., Xu, K., Wang, J., Gao, B., Hui, P., Yu, L., & Liang, H. N. Understanding the effect of latency on user performance of target selection in virtual reality. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2025, DOI: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2025.3634367>.
10. Bowman, D. A., Kruijff, E., LaViola, J., & Poupyrev, I. *3D User Interfaces: Theory and Practice*. Addison-Wesley, 2005. URL: <https://ptgmedia.pearsoncmg.com/images/9780201758672/samplepages/0201758679.pdf>.
11. Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. *Cognitive Load Theory*. Springer, 2011. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8126-4>.
12. Endsley, M. R. Toward a theory of situation awareness in dynamic systems. *Human Factors*, 1995, 37(1), 32–64. DOI: <https://doi.org/10.1518/001872095779049543>.
13. Hell, S., & Argyriou, V. Machine learning architectures to predict motion sickness using a virtual reality rollercoaster simulation tool. *arXiv preprint*, 2018. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.01106>.
14. Li, C., Yeom, S., Dermoudy, J., & d. Salas, K. Cognitive load measurement in the impact of VR intervention in learning. In: *2022 International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, Bucharest, Romania, 2022, 325–329. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICALT55010.2022.00103>.
15. Завгородній, В. В., Завгородня, Г. А., Валявська, Н. О., Адаменко, В. С., Дороговцев, Є. В., & Несмачний, П. В. Метод автоматичної генерації контенту на основі процедурних алгоритмів. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Технічні науки*, 2022, 33(72), №1, 91–96. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.1/15>.
16. Завгородній, В. В., Завгородня, Г. А., Дроботович, К. Є., Тенігін, О. В., & Шматко, М. М. Математичне моделювання у методах формального дослідження. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Технічні науки*, 2021, 32(71), №6, 75–79. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/12>.
17. Завгородній, В. В., Завгородня, Г. А., Демченко, І. В., Крамаренко, К. С., Шевченко, І. О., & Юрченко, А. В. Метод створення штучних текстур із заданими параметрами. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Технічні науки*, 2022, 33(72), №2, 86–90. DOI: <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.2/14>.
18. Завгородній, В. В., Завгородня, Г. А., Валявська, Н. О., Герасименко, О. О., Калужний, О. В., & Степовий, А. В. Пошук аномалій у даних за допомогою машинного навчання. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Технічні науки*, 2022, 33(72), №3, 39–43. URL: https://tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2022/3_2022/6.pdf.

REFERENCES

1. Bailey, J. O., & Bailenson, J. N. (2017), "Immersive virtual reality and the developing child: Behavioral and cognitive implications". *IEEE Technology and Society Magazine*, 36(2), 20–33. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-809481-5.00009-2>.
2. Makransky, G., & Mayer, R. E. (2022), "Benefits of Taking a Virtual Field Trip in Immersive Virtual Reality: Evidence for the Immersion Principle in Multimedia Learning". *Educational Psychology Review*, 34, 1771–1798. <https://doi.org/10.1007/s10648-022-09675-4>.
3. Gonzalez-Franco, M., & Lanier, J. (2017), "Model of illusions and virtual reality". *Frontiers in Psychology*, 8, 1125. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01125>.
4. Goldstein, E. B. (2020), "*Sensation and Perception*". Cengage Learning. <https://doi.org/10.1002/9781119445035>.
5. Wickens, C. D. (2008), "Multiple resources and mental workload". *Human Factors*, 50(3), 449–455. <https://doi.org/10.1518/001872008X288394>.
6. Meehan, M., Razzaque, S., Whitton, M., & Brooks, F. P. (2004), "Effect of latency on presence in stressful virtual environments". *IEEE Virtual Reality*, pp. 141–148. <https://doi.org/10.1109/VR.2003.1191132>
7. Jerald, J. (2015), "*The VR Book: Human-Centered Design for Virtual Reality*". Morgan & Claypool. <https://doi.org/10.1145/2792790>.
8. Slater, M., & Sanchez-Vives, M. V. (2016), "Enhancing our lives with immersive virtual reality". *Frontiers in Robotics and AI*, 3, 74. <https://doi.org/10.3389/frobt.2016.00074>.
9. Wei, Y., Shi, R., Xu, K., Wang, J., Gao, B., Hui, P., Yu, L., & Liang, H. N. (2025), "Understanding the Effect of Latency on User Performance of Target Selection in Virtual Reality". *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, <https://doi.org/10.1109/TVCG.2025.3634367>.
10. Bowman, D. A., Kruijff, E., LaViola, J., & Poupyrev, I. (2005), "*3D User Interfaces: Theory and Practice*". Addison-Wesley. Available at: <https://ptgmedia.pearsoncmg.com/images/9780201758672/samplepages/0201758679.pdf>.
11. Sweller, J., Ayres, P., & Kalyuga, S. (2011), "*Cognitive Load Theory*". Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-8126-4>.
12. Endsley, M. R. (1995), "Toward a theory of situation awareness in dynamic systems". *Human Factors*, 37(1), 32–64. <https://doi.org/10.1518/001872095779049543>
13. Hell, S., & Argyriou, V. (2018), "Machine learning architectures to predict motion sickness using a Virtual Reality rollercoaster simulation tool". *arXiv preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.01106>.
14. Li, C., Yeom, S., Dermoudy, J., & d. Salas, K. (2022), "Cognitive Load Measurement in the Impact of VR Intervention in Learning". *2022 International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, pp. 325–329. <https://doi.org/10.1109/ICALT55010.2022.00103>.

15. Zavorodnii, V. V., Zavorodnia, H. A., Valiavska, N. O., Adamenko, V. S., Dorohovtsev, Ye. V., & Nesmachnyi, P. V. (2022), "Method of automatic content generation based on procedural algorithms". *Scientific Notes of Taurida National University. Technical Sciences*, 33(72), 1, 91–96. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.1/15>.
16. Zavorodnii, V. V., Zavorodnia, H. A., Drobotovych, K. Ye., Tenihin, O. V., & Shmatko, M. M. (2021), "Mathematical modeling in formal research methods". *Scientific Notes of Taurida National University. Technical Sciences*, 32(71), 6, 75–79. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/12>.
17. Zavorodnii, V. V., Zavorodnia, H. A., Demchenko, I. V., Kramarenko, K. S., Shevchenko, I. O., & Yurchenko, A. V. (2022), "Method of generating artificial textures with given parameters". *Scientific Notes of Taurida National University. Technical Sciences*, 33(72), 2, 86–90. <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.2/14>.
18. Zavorodnii, V. V., Zavorodnia, H. A., Valiavska, N. O., Herasymenko, O. O., Kaliuzhnyi, O. V., & Stepovyi, A. V. (2022), "Anomaly detection in data using machine learning". *Scientific Notes of Taurida National University. Technical Sciences*, 33(72), 3, 39–43. Available at: https://tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2022/3_2022/6.pdf.

СТАТТЯ НАДІЙШЛА ДО РЕДАКЦІЇ 05.09.2025