

УДК 004.056:37.018.43:37.091

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.49\(2\).219-229](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.49(2).219-229)**І. М. Лях¹, Т. В. Дитко²**

¹ ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
професор кафедри інформатики та фізико-математичних дисциплін,
доктор технічних наук, професор
igor.lyah@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5417-9403>

² ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,
аспірант кафедри програмного забезпечення систем
taras.dytko@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-8860-8183>

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ КОГНІТИВНОГО СТАНУ ЗДОБУВАЧІВ ОСВІТИ У ВІРТУАЛЬНОМУ НАВЧАЛЬНОМУ СЕРЕДОВИЩІ НА ОСНОВІ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ДАНИХ

У дослідженні запропоновано модель мультимодального збору та обробки даних для оцінювання когнітивного навантаження здобувачів освіти у віртуальному навчальному середовищі, що є актуальним на тлі розвитку дистанційної та змішаної форм навчання. На основі інтегрального показника навантаження побудовано орієнтований граф прийняття рішень з трьома зонами: прийнятною, підвищеного ризику та критичною, а також математичну модель динаміки засвоєння знань, яка враховує нелінійну залежність ефективності від навантаження та фазу деградації при його перевищенні. Імітаційне моделювання у MATLAB Simulink підтвердило фазовий перехід від ефективного навчання до зниження продуктивності, що демонструє можливість використання моделі для адаптивного управління навчальним процесом, прогнозування когнітивного навантаження та персоналізації освітньої траєкторії.

Ключові слова: когнітивний стан, когнітивне навантаження, мультимодальні дані, віртуальне навчальне середовище, прогнозування, імітаційне моделювання, адаптивне навчання, MATLAB Simulink.

1. Вступ. Стрімкий розвиток цифрових технологій і кризи, з якими стикнулися Україна та світ, суттєво трансформували освітній простір. Поширення мультимедійних платформ і хмарних сервісів сприяло впровадженню дистанційного та змішаного навчання, зокрема асинхронних форматів на основі відеолекцій, інтерактивних модулів і віртуальних середовищ [1]. Це забезпечує гнучкість, розширює доступ до матеріалів і підтримує персоналізацію навчання.

Водночас такі середовища створюють нові виклики: відсутність безпосереднього педагогічного супроводу, потреба в самостійному плануванні та великий обсяг інформації підвищують когнітивне навантаження [2]. Його надлишок погіршує засвоєння матеріалу, мотивацію й результати, тоді як недостатність знижує залученість і концентрацію [3].

Отже, контроль і своєчасне оцінювання когнітивного стану є ключовими для ефективності навчання у віртуальному середовищі. Традиційні методи, як-от анкетування чи постфактум аналіз, є суб'єктивними та не забезпечують оперативного реагування [4].

2. Постановка завдання. З огляду на сучасні виклики розвитку освіти актуальним є впровадження інформаційних технологій, що відстежують поведінкові, часові, фізіологічні та інші характеристики взаємодії здобувача освіти

з навчальним контентом, а проблема моделювання та прогнозування когнітивного стану на основі мультимодальних даних має важливе науково-практичне значення для створення інтелектуальних технологій адаптивного управління процесом дистанційного та інформального навчання у закладах вищої освіти.

Метою дослідження є розроблення математичної моделі прогнозування когнітивного стану здобувача освіти у віртуальному навчальному середовищі на основі мультимодальних даних.

3. Аналіз останніх досліджень та публікацій. Сучасні дослідження моніторингу когнітивного стану у VLE переходять від анкетування до об'єктивних, безперервних і мультимодальних вимірювань, здатних фіксувати короточасні зміни навантаження та уваги [6, 7]. Особливу увагу приділяють відстеженню погляду як ненав'язливому індикатору: аналіз фіксацій і візуальної концентрації допомагає виявляти перевантажені фрагменти навчального матеріалу [7]. Поєднання окуломоторних і нейрофізіологічних сигналів підвищує точність оцінювання завдяки взаємному доповненню каналів [14].

Машинне навчання застосовується для класифікації рівнів когнітивного навантаження за даними ЕЕГ і eye-tracking, демонструючи перспективність, але залишаючи відкритими питання переносимості моделей і їх інтерпретації [14]. У 3D/XR-середовищах підкреслюється змінність навантаження в часі та необхідність time-sensitive моніторингу, а також проблема відсутності уніфікованих методик [9].

Педагогічні підходи, зокрема scaffolding, можуть впливати на когнітивне навантаження й мотивацію [11], а адаптивні системи з мультимодальними даними підвищують ефективність навчання [12]. Українські дослідження підтверджують актуальність моніторингу, але переважно зосереджені на організаційних аспектах, без формальних моделей когнітивного стану [13]; водночас існують приклади використання eye-tracking для автоматизованого контролю поведінки [10].

Запропонований підхід поєднує мультимодальне вимірювання, часово-сегментоване моделювання з виявленням піків і провалів та імітаційну валідацію в Simulink [9, 11]. Це дозволяє не лише класифікувати, а й прогнозувати когнітивний стан у часі, оцінювати вплив змін навчального контенту та інтегрувати результати з VLE-логами для практичного використання.

4. Основний результат. На початковому етапі дослідження було створено концептуальну структурну-функціональну модель мультимодального збору та обробки даних для моделювання й прогнозування когнітивного стану здобувачів освіти у віртуальному навчальному середовищі (рис. 1). На цьому етапі було визначено основні джерела інформації, канали отримання даних та логіку їх інтеграції в єдину інформаційну систему оцінювання когнітивного навантаження [15].

Модель передбачає мультимодальний збір даних, що охоплює взаємодію здобувача освіти з віртуальним навчальним середовищем, результати самооцінки когнітивного навантаження, поведінкові показники роботи в системі та відеопотік із веб-камери для аналізу міміки й концентрації уваги; окремим блоком реалізовано визначення об'єкта концентрації та поділ домену зацікавленості, що дозволяє розраховувати індекс зосередженості під час виконання навчальних завдань [15, 16].

Додатково реалізується аналіз поведінки користувача у системі з подальшим видаленням артефактів і фільтрацією даних. Для сигналів, що потребують спектрального аналізу, реалізовано виділення частотних компонент (α , β , μ , λ) та розрахунок ознак у частотній області. Що забезпечило формування інформативних характеристик, які відображають динаміку когнітивних процесів у часовому та спектральному просторах.

Після чого було реалізовано мультимодальне групування отриманих даних із різних каналів у єдиний вектор ознак [15]. В межах блоку опрацювання даних виконується їх нормалізація та зменшення розмірності для формування структурованого набору даних із поділом на навчальну та перевірочну вибірки. Такі маніпуляції з даними дозволили застосувати моделі машинного навчання та штучних нейронних мереж для визначення та прогнозування рівня когнітивного навантаження здобувача освіти.

Таким чином, створена модель становить системну основу для математичного формалізму, реалізації алгоритмів у середовищі імітаційного моделювання та експериментальної перевірки ефективності інформаційної технології моніторингу когнітивного стану у віртуальному навчальному середовищі.

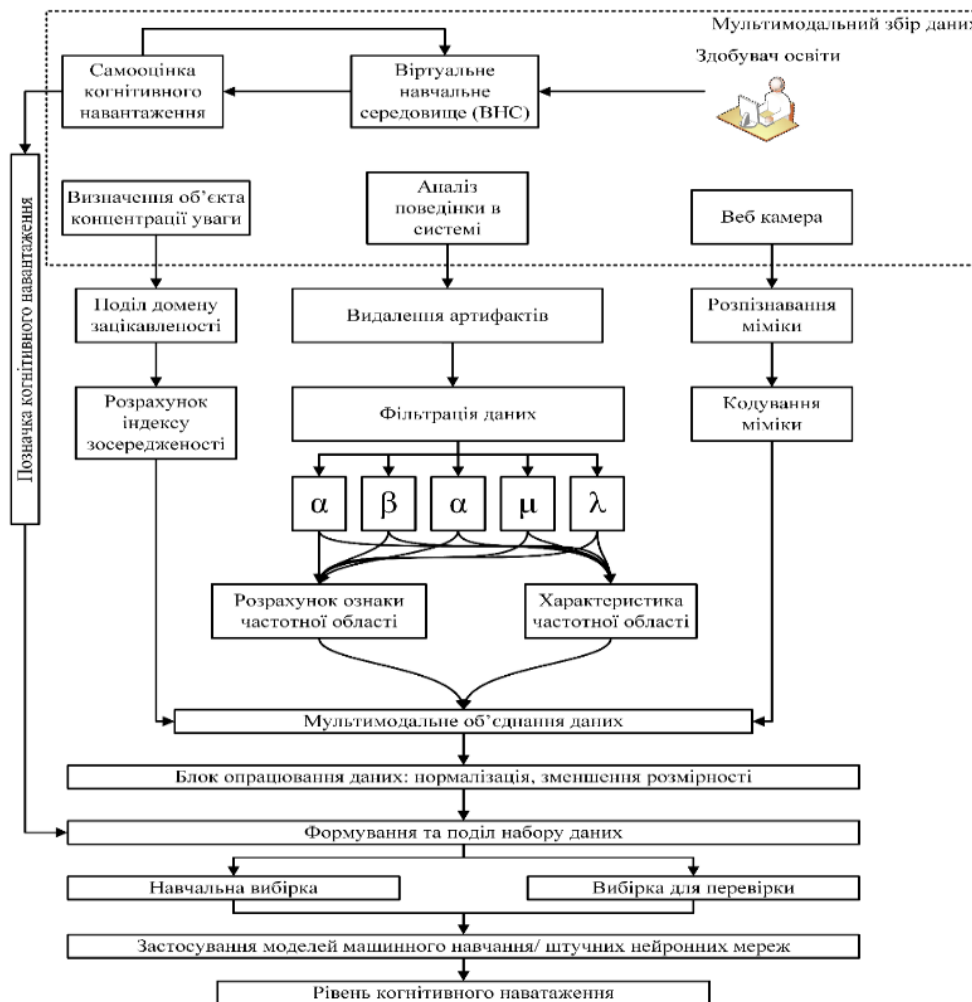


Рис. 1. Концептуальна структурно-функціональна модель мультимодального збору та обробки даних.

На основі розробленої концептуальної моделі виконана побудова орієнтованого графа прийняття рішень для визначення та прогнозування рівня когнітивного навантаження здобувачів освіти у віртуальному навчальному середовищі з урахуванням критеріїв оцінювання на етапі розробки та зниження ризику інформаційної технології.

На рисунку 2 показано орієнтований граф, що формалізує логіку переходів між станами когнітивного навантаження залежно від результатів мульти-модального аналізу: початковим вузлом є SG, що відповідає стартовому стану системи після отримання інтегрованого вектора ознак, з якого система переходить до стану S1 для оцінки базової можливості виконання навчального завдання здобувачем за поточного когнітивного стану [16].

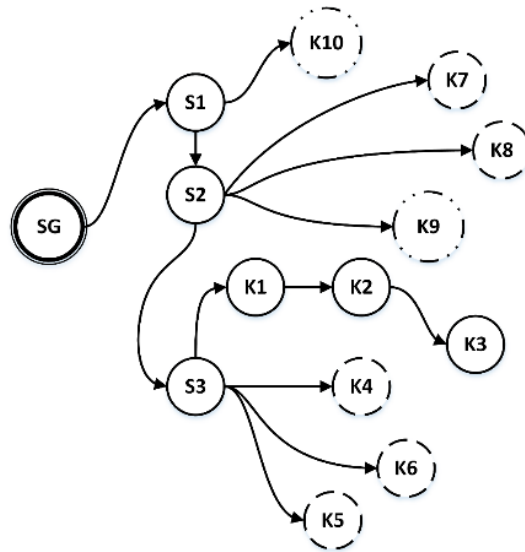


Рис. 2. Орієнтований ациклічний граф прийняття рішень.

Якщо виконання завдання неможливе через надмірне когнітивне навантаження, формується результат K10 — критичний стан неприйнятної зони, що потребує негайної адаптації навчального сценарію або зміни алгоритмів системи. Якщо завдання виконуване, система переходить до вузла S2.

У вузлі S2 оцінюється допустимість навантаження. При перевищенні меж система переходить до K7-K9 (високе навантаження): рівні K7-K8 потребують додаткового аналізу та адаптації, а K9 (разом із K10) належить до критичної зони перевантаження. Якщо навантаження допустиме, виконується перехід до S3.

У вузлі S3 визначається оптимальність навантаження. Значення K1-K3 відповідають низькому та оптимальному рівню й не потребують корекції. Якщо навантаження не є оптимальним, система переходить до K4-K6 — середнього рівня, що вимагає адаптації контенту або навчальної траєкторії.

Отже, виділено три зони: K1-K3 — оптимальна; K4-K8 — підвищений ризик із потребою адаптації; K9-K10 — критичне навантаження, що вимагає суттєвої перебудови навчального процесу. Отже, побудований граф виконує не лише функцію формалізації алгоритму визначення рівня когнітивного навантаження, а й інтегрує механізм ризик-орієнтованої класифікації станів у межах інформа-

ційної технології моніторингу. Це дозволяє використовувати його як інструмент прийняття інженерних та педагогічних рішень під час проектування, моделювання та валідації системи прогнозування когнітивного стану у віртуальному навчальному середовищі.

Математична модель моделювання та прогнозування когнітивного стану здобувача освіти у віртуальному навчальному середовищі ґрунтується на поєднанні мультимодального представлення даних та структурного синтезу моделі на основі методу групового врахування аргументів (МГВА) [17], а її результат інтерпретується через орієнтований граф прийняття рішень $SG \rightarrow S1 \rightarrow S2 \rightarrow S3 \rightarrow K_i$.

$$D(t) = \{D_{ule}(t), D_{att}(t), D_{face}(t), D_{sig}(t), D_{sr}(t)\}, \quad (1)$$

де $D_{ule}(t)$ — поведінкові метрики взаємодії з ВНС, $D_{att}(t)$ — параметри концентрації уваги, $D_{face}(t)$ — характеристики міміки, $D_{sig}(t)$ — сигнали для спектрального аналізу, $D_{sr}(t)$ — самооцінка когнітивного навантаження.

Після попередньої обробки формується інтегрований вектор ознак:

$$x(t) = [x_{ule}(t), I_{conc}(t), x_{face}(t), P_{\alpha}(t), P_{\beta}(t), P_{\mu}(t), P_{\lambda}(t), x_{sr}(t)], \quad (2)$$

де $I_{conc}(t)$ — індекс зосередженості, $P_{\alpha}, P_{\beta}, P_{\mu}, P_{\lambda}$ — спектральні енергії відповідних діапазонів.

Індекс концентрації визначається через ентропійну модель:

$$I_{conc}(t) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^m p_j(t) \log_{p_j}(t)}{\log m}, \quad (3)$$

де $p_j(t)$ — частка фіксацій у j -му домені зацікавленості.

Спектральні компоненти обчислюються як:

$$P_b(t) = \int S(f, t) df, \quad b \in \{\alpha, \beta, \mu, \lambda\}, \quad (4)$$

Після нормалізації формується вектор зменшеної розмірності:

$$z_t = \Phi(x(t)), \quad (5)$$

де $\Phi(\cdot)$ — оператор редукції розмірності.

Саме $z(t) = \{z_1(t), \dots, z_m(t)\}$ використовується як множина аргументів у МГВА. На першому шарі для кожної пари $z_i(t), z_j(t)$ будується часткова модель:

$$y_{ij}(t) = a_0 + a_1 z_i(t) + a_2 z_j(t) + a_3 z_i(t) z_j(t) + a_4 z_i^2(t) + a_5 z_j^2(t), \quad (6)$$

де a_k — коефіцієнти, визначені методом найменших квадратів.

Для кожної часткової моделі обчислюється зовнішній критерій:

$$E_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (y_{ij}(t) - y(t))^2, \quad (7)$$

де $y(t)$ — еталонний рівень когнітивного навантаження.

Ітераційний синтез завершується при виконанні умови:

$$E^{(l+1)} > E^l, \quad (8)$$

що відповідає мінімуму зовнішнього критерію.

Фінальна модель прогнозування когнітивного навантаження набуває вигляду:

$$\hat{y}(t) = F_{MGVA}(z(t)), \quad (9)$$

де $\hat{y}(t)$ — неперервна оцінка когнітивного навантаження.

Отримане значення дискретизується згідно зі шкалою графа:

$$\hat{k}(t) = Q(\hat{y}(t)), \hat{k}(t) \in \{K1, \dots, K10\}, \quad (10)$$

Далі через функцію ризику

$$\rho(\hat{k}(t)) = \begin{cases} 0, & \hat{k} \in \{K1, K2, K3\}, \\ 1, & \hat{k} \in \{K4, \dots, K8\}, \\ 2, & \hat{k} \in \{K9, K10\}, \end{cases} \quad (11)$$

визначається зона прийняття рішення, що ініціює переходи між станами $S1$, $S2$, $S3$ у графі та формує адаптивні дії у ВНС.

Для перевірки адекватності моделі виконано імітаційне моделювання зміни когнітивного стану у MATLAB Simulink (рис. 3) [19]. Модель відображає нелінійну (інверсну U-подібну) залежність ефективності навчання від когнітивного навантаження та враховує деградацію результатів при перевантаженні.

У межах експерименту розглянуто два сценарії: базовий режим із низьким стабільним навантаженням і режим переходу до критичної зони перевантаження.

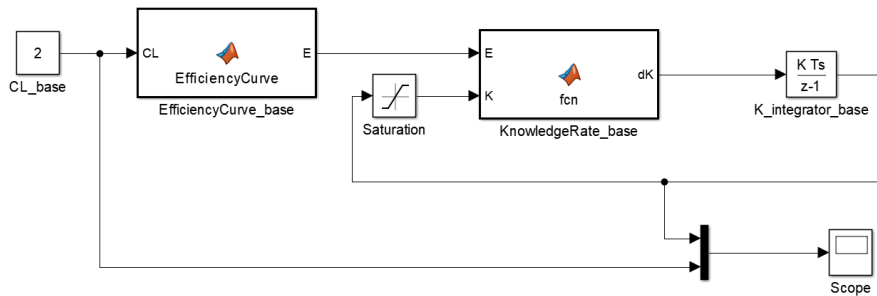


Рис. 3. Структурна схема базової моделі динаміки засвоєння знань без впливу змінного когнітивного навантаження у середовищі MATLAB Simulink.

У базовому сценарії при значенні $CL = 2$ спостерігається плавне зростання функції засвоєння знань $K(t)$, що відповідає позитивному значенню похідної dK/dt . За таких умов ефективність E наближається до оптимального значення, а компонент навчання $rE(1 - K)$ домінує над компонентом втрати (рис. 4). Це підтверджує коректність моделі у випадку допустимого когнітивного стану та узгоджується з положеннями когнітивної теорії навантаження.

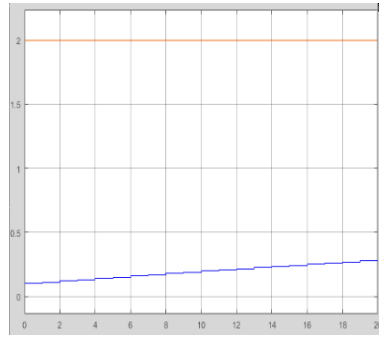


Рис. 4. Динаміка засвоєння знань $K(t)$ при сталому низькому рівні когнітивного навантаження ($CL = 2$) у базовому режимі моделювання.

У другому сценарії (рис. 5) після переходу $CL(t)$ у критичну зону ($CL \approx 10$) ефективність E різко зменшується, що призводить до переважання компоненти деградації $d(1 - E)K$ у структурі рівняння. Таким чином похідна dK/dt стає від'ємного значення, що відповідає зниженню якості засвоєної навчальних матеріалів. Така поведінка системи відповідає психофізіологічним уявленням про когнітивне виснаження, втрату концентрації уваги та погіршення навчальної продуктивності. Розроблена модель демонструє, що перевантаження не лише зупиняє засвоєння нових знань, а також може спричинити їх часткову втрату як результат перевищення індивідуального ресурсного порогу.

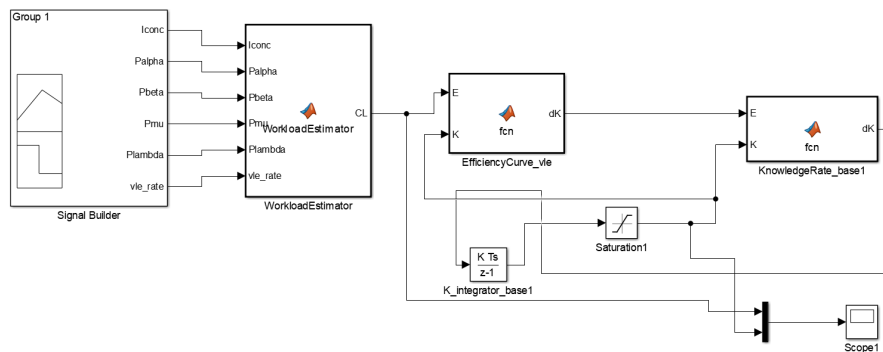


Рис. 5. Структурна схема моделі впливу змінного когнітивного навантаження у віртуальному навчальному середовищі на динаміку засвоєння знань (VLE-сценарій) у MATLAB Simulink.

Результати імітаційного моделювання (рис. 6) у середовищі MATLAB Simulink дозволили проаналізувати динамічну поведінку системи в умовах змінного когнітивного навантаження [20]. На поданому графіку жовта крива відображає рівень когнітивного навантаження $CL(t)$, сформований на основі мульти-модальних показників (індекси α , β , μ , λ , поведінкові параметри та швидкість взаємодії з контентом), тоді як синя крива відображає зміну інтегрального показника засвоєння знань $K(t)$.

На першому відрізку часу (0-4 с) система перебуває у зоні помірного навантаження, що відповідає значенню $CL \approx 4-7$, та знаходиться в середній зоні орієнтованого графа (K4-K8). В свою чергу ефективність $E(CL)$ залишається

відносно стабільною, а приріст знань dK/dt має додатне значення. Таким чином є підстави стверджувати, що при когнітивному навантаженні в межах допустимої зони навчальний процес продовжується проте можливе зниження інтенсивності засвоєння матеріалу.

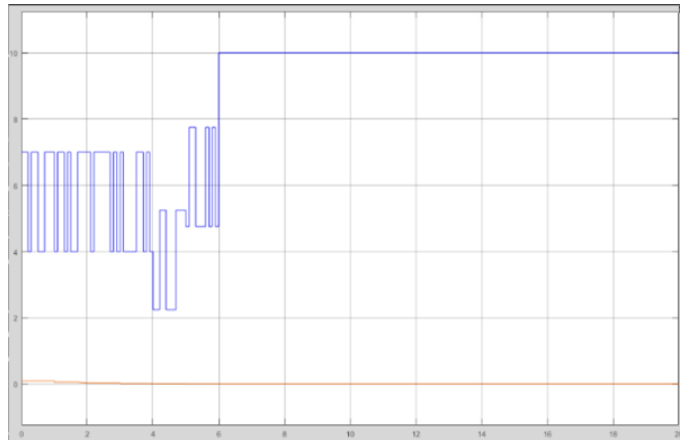


Рис. 6. Імітаційний результат моделювання: вплив зростання інтегрального показника когнітивного навантаження $CL(t)$ на ефективність навчання та інтегральний показник знань $K(t)$.

На другому відрізку часу (4-5 с) видно, що система перебуває у зоні короткочасного зниження рівня когнітивного навантаження, яке відповідає значенню $CL \approx 2-3$, та відповідно переходу у прийнятну зону (К1-К3). У цей момент ефективність $E(CL)$ зростає, оскільки система наближається до оптимальної області функціонування. Відповідно, у рівнянні (12)

$$\frac{dK}{dt} = rE(1 - K) - d(1 - E)K, \quad (12)$$

На цьому етапі зростає вплив складової $rE(1 - K)$, тоді як деградація мінімізується, що створює сприятливі умови для засвоєння знань і когнітивного відновлення.

Однак на інтервалі 5-6 с спостерігається нестабільність: когнітивне навантаження коливається в межах $CL \approx 5-8$ (зона К4-К8), що свідчить про фазовий перехід і адаптаційну перебудову системи. Нелінійна функція ефективності $E(CL)$ змінюється нерівномірно, погіршуючи якість засвоєння.

Поблизу критичного порогу навіть незначні зміни мають значний вплив, що проявляється у момент 6 с різким переходом до критичного рівня ($CL = 10$, зона К10). Відповідно до розробленої математичної моделі у цій області функція ефективності наближається до нуля (13):

$$E(CL) \rightarrow 0, \quad (13)$$

Внаслідок цього у рівнянні динаміки знань

$$\frac{dK}{dt} = rE(1 - K) - d(1 - E)K, \quad (14)$$

перший доданок (навчання) зменшується, а другий (деградація) починає домінувати. Саме тому на графіку спостерігається зниження або стагнація показника $K(t)$, що свідчить про втрату продуктивності засвоєння.

Важливо зазначити, що модель демонструє не просто зменшення темпу навчання, а фазовий перехід системи — від режиму накопичення до режиму деградації. Це підтверджує коректність інтеграції нелінійної функції ефективності та механізму ризик-орієнтованої класифікації, закладеного в орієнтованому графі $SG \rightarrow S1 \rightarrow S2 \rightarrow S3 \rightarrow K_i$.

Отримані результати підтверджують нелінійний вплив когнітивного навантаження на ефективність навчання, існування критичного порогу CL_{crit} , після якого система переходить у зону деградації, адекватне відображення фази зростання знань і когнітивного виснаження та узгодження динамічної поведінки з дискретною логікою орієнтованого графа; це обґрунтовує використання розробленої моделі як механізму раннього попередження про перевантаження та автоматичного регулювання інтенсивності подачі навчального матеріалу та активації пауз при наближенні до критичної зони.

5. Висновки та перспективи подальших досліджень. У статті запропоновано модель прогнозування когнітивного стану здобувачів освіти у VLE на основі мультимодальних даних, яка поєднує структурно-функціональну модель збору даних, орієнтований граф прийняття рішень і динамічну математичну модель впливу навантаження на засвоєння знань; формалізовано інтегральний показник $CL(t)$ та модель динаміки знань $K(t)$ з урахуванням фази зростання й деградації при перевищенні критичного порогу, орієнтований граф класифікує стани на три зони (прийнятну, ризику, критичну), а імітаційне моделювання в MATLAB Simulink підтвердило адекватність і довело можливість використання моделі для адаптивного регулювання навчального процесу та прогнозування змін когнітивного стану в часі.

Конфлікт інтересів

Автори заявляють, що не мають конфлікту інтересів щодо даного дослідження, включаючи фінансовий, особистий, авторський або будь-який інший, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, представлені в даній статті.

Фінансування

Дослідження було проведено без фінансової підтримки.

Доступність даних

Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису.

Використання штучного інтелекту

Автори підтверджують, що при створенні даної роботи вони не використовували технології штучного інтелекту.

Внесок авторів

І. М. Лях — концептуалізація, підготовка даних, формальний аналіз, написання — оригінальний проєкт, науковий нагляд; Т. В. Дитко — методологія, адміністрування проєкту, написання (рецензування та редагування).

Авторські права ©


(2026). Лях І. М., Дитко Т. В. Ця робота ліцензується відповідно до Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Список використаної літератури

1. Aksak, N. H., Tatarnikov, A. O., & Kushnaryov, M. V. (2025). An agent-based model for personalized learning in NetLogo using Q-learning. *Applied Questions of Mathematical Modelling*, 8(1), 11–25. <https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-1>
2. Larmuseau, C., & et al. (2020). Multimodal learning analytics to investigate cognitive load during online problem solving. *British Journal of Educational Technology*, 51(5), 1548–1562. <https://doi.org/10.1111/bjet.12958>
3. Masrek, M. N., & et al. (2024). Information overload, anxiety, stress, and depression of online distance learners. *International Journal of Evaluation and Research in Education (IJERE)*, 13(6), 3705. <https://doi.org/10.11591/ijere.v13i6.29009>
4. Surbakti, R., & et al. (2024). Cognitive load theory: Implications for instructional design in digital classrooms. *International Journal of Educational Narratives*, 2(6), 483–493. <https://doi.org/10.70177/ijen.v2i6.1659>
5. Villarreal, R. T., & et al. (2025). Beyond expert ratings: Subjective workload and SDT metrics for team performance in VR simulations. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. <https://doi.org/10.1177/10711813251367752>
6. Tkach, V. O., & Voitovych, O. A. (2025). Monitoring of the quality of education in the conditions distance education. *Visnyk of Kherson National Technical University*, 1(1(92)), 244–248. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.1.1.32>
7. Aksu, Ş. H., Çakıt, E., & Dağdeviren, M. (2024). Mental workload assessment using machine learning techniques based on EEG and eye tracking data. *Applied Sciences*, 14(6), 2282. <https://doi.org/10.3390/app14062282>
8. Šola, H. M., Qureshi, F. H., & Khawaja, S. (2024). AI eye-tracking technology: A new era in managing cognitive loads for online learners. *Education Sciences*, 14(9), 933. <https://doi.org/10.3390/educsci14090933>
9. Shkarban, I. (2025). AR/VR digital storytelling in higher education foreign language instruction. *Pedagogy of the Formation of a Creative Person in Higher and Secondary Schools*, 100, 173–177. <https://doi.org/10.32782/1992-5786.2025.100.29>
10. Khan, R., & et al. (2025). Assessing cognitive load using EEG and eye-tracking in 3-D learning environments: A systematic review. *Multimodal Technologies and Interaction*, 9(9), 99. <https://doi.org/10.3390/mti9090099>
11. Munk, M., & Drlik, M. (2016). Methodology of predictive modeling of students' behavior in virtual learning environment. In *Formative assessment, learning data analytics and gamification*. (pp. 187–216). <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-803637-2.00010-5>
12. Junker, R., & et al. (2025). Modeling and prompting professional vision in a virtual learning environment: Effects on pre-service teachers' cognitive load and motivation. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13559-9>
13. Cui, F., & Luo, J. (2025). Effectiveness evaluation of immersive learning in an education metaverse with cognitive load control. *Applied and Computational Engineering*, 193(1), 88–93. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/2025.28609>
14. Barkovska, O., & et al. (2024). Gaze direction monitoring model in computer system for academic performance assessment. *Information Technologies and Learning Tools*, 99(1), 63–75. <https://doi.org/10.33407/itlt.v99i1.5503>

15. Zhuravska, L. (2018). Students' self-managed autonomous training. *Scientific Bulletin of the Institute of Vocational and Technical Education of the National Academy of Sciences of Ukraine. Professional Pedagogy*, (17), 51–57. <https://doi.org/10.32835/2223-5752.2018.17.51-57>.
16. Korniiichuk, O., & Graf, M. (2023). Analysis of existing decision-making mechanisms in decentralized systems for government procurement use. *Technical Engineering*, 1(91), 156–160. [https://doi.org/10.26642/ten-2023-1\(91\)-156-160](https://doi.org/10.26642/ten-2023-1(91)-156-160)
17. Nastenka, Y., & et al. (2021). Group method of data handling application in constructing of coronary heart disease diagnosing algorithms. *Biomedical Engineering and Technology*, (5), 1–9. <https://doi.org/10.20535/2617-8974.2021.5.227141>
18. Pavlov, A., & et al. (2025). Improving efficiency of the modified group method of data handling for constructing multivariate regressions given by a redundant representation. *Adaptive Systems of Automatic Control*, 1(46), 257–266. <https://doi.org/10.20535/1560-8956.46.2025.323833>
19. Matlab Grundlagen: MATLAB – Simulink – Stateflow. (2020). In Matlab Grundlagen (pp. 5–40). <https://doi.org/10.1515/9783110636420-002>
20. File-handling und Datenverwaltung. (2016). In MATLAB kompakt (pp. 460–499). <https://doi.org/10.1515/9783110465860-021>

Liakh I. M., Dytko T. V. Modeling and predicting the cognitive state of learners in a virtual learning environment based on multimodal data.

The study proposes a model of multimodal data collection and processing for assessing the cognitive load of learners in virtual learning environments, which is relevant in the context of the growing role of distance and blended learning. Based on an integral load indicator, an oriented decision-making graph with three zones – acceptable, increased risk, and critical – is constructed, along with a mathematical model of knowledge acquisition dynamics that accounts for the nonlinear dependence of learning effectiveness on load and includes a degradation phase when the load exceeds a critical threshold. Simulation in MATLAB Simulink confirms a phase transition from effective learning to reduced performance, demonstrating the potential of the model for adaptive educational management, cognitive load forecasting, and personalization of the learner's trajectory.

Keywords: cognitive state, cognitive load, multimodal data, virtual learning environment, prediction, simulation modeling, adaptive learning, MATLAB Simulink.

Отримано: 12.03.2026

Прийнято: 31.03.2026

Опубліковано: 30.04.2026