



УДК 37.015.3

USER MODALITY MODEL FOR ADAPTIVE REPRESENTATION AND SEARCH OF MULTIMEDIA CONTENT

МОДЕЛЬ КОРИСТУВАЛЬНОЇ МОДАЛЬНОСТІ ДЛЯ АДАПТИВНОГО ПРЕДСТАВЛЕННЯ І ПОШУКУ МУЛЬТИМЕДІЙНОГО КОНТЕНТУ

Hordyeyev A.S. / Гордєєв А.С.

d.t.s., prof. / д.т.н., проф.

ORCID: 0000-0002-9601-6220

Simon Kuznets Kharkiv National University of Economic,

Kharkiv, Nauky Avenue 9a, 61165

Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця,

Харків, проспект Науки 9а, 61165

Анотація. В роботі розглянуто проблему формалізації користувацької модальності в адаптивних мультимедійних та електронних навчальних системах. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю підвищення ефективності персоналізованого представлення інформації в умовах стрімкого зростання обсягів мультимедійного контенту та розвитку інтелектуальних освітніх платформ. Основну увагу приділено суперечностям між якісними когнітивними моделями сприйняття інформації та сучасними алгоритмічними підходами до обробки даних. Метою роботи є розробка формалізованої моделі користувацької модальності у вигляді багатовимірного нормованого вектора, що відображає ступінь переваги різних каналів сприйняття інформації та може бути інтегрований у системи пошуку, ранжування і адаптивного подання мультимедійного контенту. У роботі запропоновано математичний апарат перетворення результатів анкетування у вектор модальності, описано алгоритм агрегації та нормалізації даних, а також наведено теоретичне обґрунтування моделі з позицій когнітивної психології, мультимедійного навчання та поведінкової аналітики. Проведене експериментальне дослідження підтвердило домінування візуальної модальності при змішаному характері когнітивних переваг користувачів. Визначено валідність і надійність запропонованого діагностичного інструменту та сформульовано практичні рекомендації щодо проєктування адаптивних мультимедійних навчальних систем. Отримані результати створюють основу для подальшого розвитку інтелектуальних систем персоналізації освітнього контенту.

Ключові слова: користувацька модальність, адаптивне навчання, мультимедійний контент, електронне навчання, персоналізація контенту, когнітивні стилі, освіта.

Вступ.

У разі цифрової трансформації освіти та стрімкого зростання обсягів мультимедійного контенту системи електронного навчання стають ключовим інструментом організації освітнього процесу. Сучасні платформи забезпечують доступ до різноманітних форматів навчальних матеріалів, включаючи текст, аудіо, відео та інтерактивні елементи, що потенційно дозволяє враховувати індивідуальні особливості сприйняття інформації. Однак на практиці більшість



систем орієнтовані на уніфіковані сценарії подання контенту та недостатньо враховують когнітивні переваги користувачів, що знижує ефективність засвоєння знань та якість взаємодії з освітнім середовищем.

Одним з перспективних напрямів підвищення ефективності електронного навчання є використання адаптивних підходів, заснованих на моделюванні характеристик користувача. У цьому контексті особливу роль відіграє поняття модальності користувача, що відображає кращий спосіб сприйняття інформації. Незважаючи на широке використання даного поняття в педагогіці та психології, його формалізація у завданнях обробки та подання мультимедійного контенту залишається недостатньо розробленою. Існуючі підходи або мають якісний характер і не придатні для алгоритмічної реалізації, або оперують числовими уявленнями без когнітивної інтерпретації, що створює методологічний розрив між теорією та практикою.

Метою даної роботи є розробка формалізованої моделі користувацької модальності у вигляді багатовимірного вектора, що відображає ступінь переваги різних каналів сприйняття інформації, і забезпечує її інтеграцію в алгоритми пошуку, ранжирування та адаптивного представлення мультимедійного контенту.

Наукова значущість роботи полягає у формуванні єдиного теоретико-методологічного підходу до представлення користувацької модальності як безперервної багатовимірної величини, що має імовірнісну інтерпретацію і геометричне уявлення в просторі симплексу. Запропонована модель усуває суперечність між якісними когнітивними теоріями та кількісними методами обробки даних, забезпечуючи їх інтеграцію в рамках єдиного формального апарату. Крім того, робота робить внесок у розвиток методів моделювання користувача, пропонуючи інтерпретоване та математично суворе представлення когнітивних переваг, придатне для використання в сучасних інтелектуальних системах.

Практична значущість дослідження визначається можливістю застосування розробленої моделі в адаптивних системах електронного навчання,



рекомендаційних системах та мультимедійних баз даних. Використання векторного представлення користувальницької модальності дозволяє підвищити точність персоналізації контенту, оптимізувати алгоритми ранжирування та забезпечити узгодження форми подання інформації з індивідуальними особливостями сприйняття користувача. Це, у свою чергу, сприяє підвищенню ефективності навчання, зниженню когнітивного навантаження та покращенню користувальницького досвіду при роботі з освітніми цифровими ресурсами.

1. Сучасний стан досліджень у галузі користувальної модальності для адаптивного представлення мультимедійного контенту

Системи електронного навчання (E-learning) набули великої популярності за останні два десятиліття і їх застосування значно розширилося останні кілька років через пандемію. Ці системи, в основному засновані на веб-технологіях, надають переваги навчання у будь-який час, у будь-якому місці та в будь-якому темпі.

Численні платформи електронного навчання, такі як Coursera, Udey та EdX, пропонують різноманітні можливості онлайн-навчання [9]. Ці платформи пропонують різноманітні навчальні ресурси, дозволяючи учням вибирати методи, які найкраще відповідають їх освітнім цілям. Більшість курсів віддають перевагу перегляду відео разом із розшифровками або додатковими навчальними матеріалами [3]. Такі платформи припускають, що учні однакові з погляду стилів навчання, і не враховують їх когнітивні переваги.

Обґрунтування адаптивного електронного навчання підтримується педагогами-психологами, які затверджують і наводять докази, що диференційоване навчання є найкращим варіантом проти традиційних методів, коли всіх навчають за однією методикою [6, 11]. Теорія диференційованого навчання свідчить, що з ефективного і результативного навчання необхідно враховувати індивідуальні особливості кожного учня. Ці особливості можуть включати одну чи всі характеристики учня, такі як стилі навчання, когнітивні стилі, рівень знань, емоційний стан та інші характеристики, що впливають на процес навчання. Застосовуючи ці принципи, адаптивні системи електронного



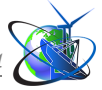
навчання можуть забезпечити більш персоналізований освітній досвід з огляду на унікальні потреби кожного учня та сприяючи досягненню кращих освітніх результатів.

Автори у роботі [15] провели експеримент, спрямований на вивчення впливу персоналізованого навчання, адаптованого до індивідуальних стилів навчання студентів-медсестер. Було зроблено висновок, що учні продемонстрували значне покращення, коли вони навчалися з використанням персоналізованих навчальних матеріалів. Такі моделі вимагають великих обчислювальних витрат задля їх реалізації. Наприклад, у роботі [5] використовувалися 25 параметрів для прогнозування стилю навчання відповідно до моделі Фелдера -Сільвермана (FSLM).

Люди з візуальним типом сприйняття інформації, як правило, запам'ятовують її ефективніше, коли вона представлена їм у графічній формі або у вигляді наочних зображень. Аудіали вважають за краще слухати інформацію, подану їм усно. Учні, які роблять нотатки для навчання та добре складають письмові тести, відносяться до вербальної категорії. Люди з кінестетичним типом сприйняття інформації, зазвичай, добре засвоюють матеріал, проводячи прямі експерименти чи виконуючи тести [22]. Зазвичай для визначення соціотипу учнів використовують анкети. Ці анкети є інструментом оцінки переваг у навчанні, що складається з 16 питань з чотирма варіантами відповіді, це допомагає визначити стиль навчання учня.

У роботі [21] автори у своєму дослідженні довели, що студенти природничих спеціальностей засвоюють матеріал більш ефективно, використовуючи кінестетичний та слуховий стилі навчання. Автори запропонували та розробили адаптивну систему навчання на основі стилю навчання VARK. Вони провели оцінку на 100 студентах і дійшли висновку, що завдяки ній підвищилася ефективність навчання [4].

Системи рекомендацій є основною функцією адаптивної системи електронного навчання. Існує кілька підходів до реалізації системи рекомендацій, таких як нечітка логіка, концептуальні карти, гібридні,



багатоступінчасті та засновані на правилах і т. д. Наприклад, в роботі [18] автори використовують контентну фільтрацію, засновану на схожості навчальних матеріалів з уподобаннями студента у навчанні, інтересами до теми та знаннями в даній галузі. Також колаборативна фільтрація використовує подібність між користувачами та елементами, і обидва підходи можуть бути використані для рекомендації навчальних ресурсів. В електронному навчанні це може бути орієнтовано на групу студентів [18]. Гібридна система рекомендацій використовує дві категорії методів рекомендацій: спочатку збирає ресурси відповідно до вибору користувачів, а потім фільтрує їх, використовуючи групові переваги [19].

В роботі [13] автори обговорюють важливість адаптивних систем електронного навчання, які можуть враховувати переваги та рівень знань учня. У їхній роботі представлена інтелектуальна та адаптивна система електронного навчання для програмного пакету, заснована на нечіткій логіці з використанням нечітких концептуальних карток (FCM), яка надає учням відповідний контент предметної галузі залежно від рівня знань.

Модель учня використовується для визначення характеристик користувачів, таких як особиста поведінка та рівень знань з метою надання адаптивного навчального контенту. Ці навчальні ресурси зберігаються в загальній базі даних, і користувачі можуть отримувати доступ до необхідних матеріалів для навчання. Після завершення процесу навчання система надає оцінку визначення розуміння учням вивчених концепцій предметної області. Нечітка когнітивна карта представляє рівень знань учнів і пропонує відповідні рекомендації щодо пов'язаних концепцій з використанням нечітких множин та нечітких правил.

Робота [16] присвячена розробці персоналізованого підходу до навчання шляхом рекомендації відповідних навчальних матеріалів відповідно до попередніх знань, інтересів, здатності до запам'ятовування та уподобань студентів. Цей підхід відомий як NPR-EL (New multi-Personalized Recommender for E-learning), поєднує контентну фільтрацію з колаборативним підходом. Система інтегрується у навчальне середовище для надання персоналізованих



навчальних ресурсів. Процес починається зі створення курсу шляхом вказівки сценарію навчання за допомогою файлу XML, званого маніфестом. Маніфест включає такі елементи, як ролі, дії, методи, ресурси, назва та цілі навчання. Нова система рекомендацій NPR-EL рекомендує навчальні матеріали, які додаються до маніфесту. Ці рекомендовані матеріали разом із персоналізованим маніфестом утворюють навчальну одиницю.

Запропонований підхід включає профілювання учнів, кластеризацію подібних профілів і прогнозування оцінок для персоналізованих рекомендацій. Для збору інформації про переваги учнів, області інтересів, типи освітнього контенту та обсяг пам'яті використовується анкета. Анкета включає таксономію та тести різного рівня складності. Запропонований підхід спрямований на покращення процесу навчання за рахунок надання персоналізованих рекомендацій, що базуються на індивідуальних потребах учнів. Однак використання файлів XML для опису сценаріїв навчання може мати технічні обмеження і може призвести до проблем (обмежити можливості адаптації навчального контенту при взаємодії з іншими системами управління навчанням).

У роботі [1] пропонується гібридна система рекомендацій (РС), яка використовує контентну фільтрацію з колаборативною фільтрацією для пропозиції найбільш підходящих курсів студентам. Генетичний алгоритм (ГА) автоматично знаходить ідеальну конфігурацію РС, яка включає параметри, що залишилися, і основний критерій. В експериментальному дослідженні використовувалися фактичні дані з програми навчання інформатики в Університеті Кордови (Іспанія), що включали 2500 вхідних даних від 95 студентів та 63 курсів, розподілених на три академічні роки. Результати експерименту демонструють вивчення найбільш важливих критеріїв рекомендації курсів, значущість використання гібридної моделі для підвищення надійності рекомендацій шляхом об'єднання даних про студентів та курси, а також чудову продуктивність порівняно з більш ранніми моделями.

Для вибору найбільш порівнянних курсів враховуються викладачі, компетенції, галузі знань та теми. Ці показники дозволяють оцінити



релевантність кожного критерію та створити групу найбільш схожих студентів. Підхід до фільтрації з урахуванням контенту обчислює коефіцієнт подібності з урахуванням змісту курсу. З іншого боку, визначення коефіцієнта подібності індексується зміст навчальних посібників. Запропонований генетичний алгоритм є адаптацією методу СНС Ешелмана, який використовує адаптивні методи пошуку оптимізації конфігурації системи рекомендацій, забезпечуючи найкраще відповідність заданим даним.

Сучасні освітні та мультимедійні інформаційні системи функціонують в умовах експоненційного зростання обсягів контенту та високої гетерогенності його подання (текст, аудіо, відео, інтерактивні форми). У умовах ефективність взаємодії користувача з системою визначається як релевантністю змісту, а й відповідністю форми подання інформації індивідуальним особливостям сприйняття.

Одним із ключових факторів такої відповідності виступає користувацька модальність – кращий канал сприйняття інформації. Незважаючи на широке використання даного поняття в педагогіці та адаптивних навчальних системах, його застосування у завданнях інформаційного пошуку, ранжирування та подання мультимедійного контенту залишається фрагментарним та методологічно нестійким.

Аналіз існуючих підходів виявляє низку системних протиріч.

По-перше, спостерігається протиріччя між інтерпретованістю та формалізованістю моделей. Психолого-педагогічні концепції (наприклад, VARK) забезпечують зрозумілий якісний опис модальності, проте не надають суворих кількісних механізмів, придатних для алгоритмічної реалізації. У той самий час сучасні рекомендаційні і мультимодальні моделі оперують числовими уявленнями (векторами ознак, attention-вагами), але не мають явної когнітивної інтерпретації і не відбивають індивідуальні особливості сприйняття користувача.

По-друге, існує протиріччя між статичністю та динамічністю уявлення модальності. Більшість існуючих моделей розглядають модальність як фіксовану характеристику користувача, що визначається, наприклад, за допомогою



анкетування. Однак у реальних умовах взаємодії з мультимедійними системами переваги користувача є контекстно-залежними і можуть змінюватись в залежності від типу завдання, рівня когнітивного навантаження та зовнішніх факторів.

По-третє, виявляється суперечність між мультимодальністю контенту та одномірністю користувацьких моделей. Сучасні інформаційні системи оперують мультимедійними об'єктами, що містять кілька каналів подання інформації одночасно, тоді як модальність користувача часто описується дискретно (приналежність до одного типу), що не відображає реальної структури переваг.

По-четверте, існує розрив між моделюванням користувача та алгоритмами інформаційного пошуку. У більшості систем характеристики користувача або не враховуються зовсім, або використовуються на рівні постобробки рекомендацій, не впливаючи на базові механізми ранжування та оцінки релевантності.

Зазначені протиріччя формують науковий розрив, що полягає у відсутності єдиної формальної моделі користувацької модальності, яка одночасно має кількісне уявлення, враховує багатовимірність і динамічність сприйняття, а також інтегрується в алгоритми пошуку, ранжирування та подання мультимедійного контенту.

У зв'язку з цим виникає наукове завдання розробки моделі користувацької модальності, що задовольняє вимогу подання модальності у вигляді формалізованого багатовимірного вектора параметрів, що відображають ступінь переваги різних каналів сприйняття.

Вирішення даної задачі дозволить усунути виявлений розрив між когнітивними теоріями сприйняття та алгоритмічними методами обробки мультимедійного контенту, що має як теоретичне значення, так і практичну значущість для побудови інтелектуальних освітніх систем нового покоління.

Метою роботи є розробка формалізованої моделі модальності користувача у вигляді багатовимірного вектора, що відображає ступінь переваги різних каналів сприйняття інформації, і забезпечує її інтеграцію в алгоритми пошуку, ранжирування та адаптивного подання мультимедійного контенту.



Методологія побудови моделі користувальницької модальності

Теоретична база моделі користувальницької модальності формується на перетині кількох наукових напрямів, включаючи когнітивну психологію, теорію мультимедійного навчання та методи представлення даних, що застосовуються у сучасних інформаційних системах.

З позицій когнітивних теорій сприйняття обробка інформації людиною здійснюється через низку паралельних каналів, кожен з яких характеризується обмеженою пропускною здатністю та власними особливостями функціонування.

Емпіричні дослідження в галузі педагогіки та людино-комп'ютерної взаємодії демонструють наявність стійких переваг користувачів щодо способів сприйняття інформації. Ці переваги умовно групуються в кілька типів: візуальні (засновані на зображеннях, схемах та відео), аудіальні (пов'язані з мовою та звуком), вербальні (орієнтовані на текст) та кінестетичні (що передбачають активну взаємодію з матеріалом).

При цьому вказані модальності не функціонують ізольовано. У реальних умовах користувач, як правило, задіює кілька каналів сприйняття одночасно, проте з різним ступенем виразності. Ця обставина вимагає відмови від жорсткої категоріальної класифікації та обґрунтовує використання безперервної моделі уявлення модальності, здатної адекватно відбивати змішаний характер когнітивних переваг.

Для кількісного опису модальності користувача у цій роботі вводиться вектор:

$$U = (w_v, w_a, w_t, w_k), w_j \in [0, 1], \sum_j w_j = 1, \quad (1)$$

де: w_v – ступінь переваги візуального контенту (зображення, відео); w_a – аудіального контенту; w_t – вербального контенту; w_k – кінестетичної взаємодії.

Запропоноване уявлення має низку теоретично значущих характеристик.

По-перше, воно є нормованим: сума всіх компонентів вектора дорівнює одиниці, що дозволяє трактувати їх як імовірнісне розподіл переваг користувача за різними модальностями сприйняття.



По-друге, модель має безперервний характер. Вектор визначає континуальний простір переваг, що забезпечує більш адекватне відображення реальної поведінки користувача в порівнянні з дискретними типологіями, що зводять його до одного домінуючого стилю (наприклад, виключно візуального або аудіального).

По-третє, уявлення має високу інтерпретованість. Кожна компонента вектора має чітке семантичне значення і безпосередньо співвідноситься з певним типом мультимедійного контенту, що полегшує як аналіз, так і практичне застосування моделі.

З математичної точки зору, вектор U належить 4-вимірному симплексу:

$$\Delta^3 = \{U \in R^4 \mid w_j \geq 0, \sum w_j = 1\}. \quad (2)$$

Цей простір має низку важливих властивостей: кожна точка представляє унікальну комбінацію модальностей; вершини симплексу відповідають "чистим" типам (наприклад, повністю візуальний користувач); внутрішні точки відбивають змішані когнітивні переваги. Таке уявлення широко використовується в теорії ймовірностей, тематичному моделюванні, рекомендаційних системах.

Початкова оцінка користувацької модальності формується на основі інтеграції двох джерел даних: явних (результати анкетування) і неявних (поведінкові дані, отримані з логів користувача). Позначимо X_u як анкетні дані користувача, а B_u – сукупність його поведінкових спостережень.

Тоді початкове наближення вектора модальності визначається так:

$$M_u^{(0)} = \lambda \cdot f_{survey}(X_u) + (1 - \lambda) \cdot f_{behavior}(B_u) \quad (3)$$

де параметр $\lambda \in [0, 1]$ задає відносний вклад кожного джерела інформації.

Параметр λ інтерпретується як коефіцієнт довіри до різних типів даних. При значеннях λ які прагнуть 1 модель переважно спирається на результати анкетування, що відображають декларовані переваги користувача. У протилежному випадку, при $\lambda \rightarrow 0$, пріоритет віддається поведінковим даним, що характеризує фактичну взаємодію користувача з системою. Значення $\lambda = 0,5$ відповідає рівному обліку обох джерел.



З практичної точки зору, на початкових етапах функціонування системи, коли обсяг поведінкових даних обмежений, доцільно використовувати підвищені значення λ (в діапазоні 0,7-0,9). У міру накопичення логів користувача і підвищення достовірності спостережень поведінки значення λ може бути знижено, що забезпечує адаптивний перехід від декларативної до поведінкової моделі.

Для підвищення гнучкості моделі параметр може бути заданий як функція об'єму доступних поведінкових даних:

$$\lambda_u = \frac{1}{1 + \log(1 + |B_u|)} \quad (4)$$

де $|B_u|$ означає кількість спостережень, накопичених для користувача.

Така формалізація забезпечує автоматичне зниження впливу анкетних даних із збільшенням обсягу поведінкової інформації, що підвищує стійкість і адаптивність моделі в динамічних умовах експлуатації.

У цій статті розглядається перетворення анкети користувача на вектор модальності (функція $f_{\text{survey}}(X_u)$). При цьому функцію λ приймаємо рівну 1.

Запропонована модель користувальницької модальності має сувору теоретичну обґрунтованість і спирається на сукупність взаємодоповнюючих наукових підходів. У її основі лежать положення когнітивних теорій сприйняття, що забезпечує концептуальну коректність опису процесів обробки інформації користувачем.

З формальної точки зору модель реалізована у вигляді ймовірнісного вектора, що гарантує математичну строгість та дозволяє використовувати апарат теорії ймовірностей. Додатково вона має наочну геометричну інтерпретацію у просторі симплексу, де кожна точка відповідає певній комбінації модальних уподобань.

Важливою перевагою є її сумісність із сучасними методами машинного навчання, а також векторними уявленнями мультимедійних даних, що забезпечує можливість прямої інтеграції в інтелектуальні системи.

У сукупності це дозволяє розглядати користувальницьку модальність не як вторинну або описову характеристику, а як формалізований параметр, який може



бути безпосередньо вбудований в архітектуру мультимедійних баз даних та використовуватись в алгоритмах обробки, аналізу та адаптації інформації.

Функція $f_{survey}(X_u)$ є відображенням виду

$$f_{survey} : X_u \rightarrow \mathbb{R}^{|M|} \quad (5)$$

яке здійснює перетворення анкетних даних користувача вектор модальності.

Анкетні дані задаються вектором відповідей $X_u = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, де x_j - значення відповіді на j -й питання. Змістовно анкета включає питання, створені задля виявлення переваг користувача у способах сприйняття інформації (наприклад, вибір між візуальним, аудіальним чи текстовим форматом).

У випадку функція $f_{survey}(X_u)$ реалізується у вигляді лінійної агрегації вкладів окремих питань із наступною нормалізацією:

$$f_{survey}(X_u) = \text{Normalise}(\sum_{j=1}^n x_j \cdot a_j) \quad (6)$$

де $a \in \mathbb{R}^4$ – вектор ваги, що відповідає j -му питанню і відображає його внесок у кожен з модальностей; j – чисельна оцінка відповіді користувача.

Таким чином, кожне питання анкети робить внесок у підсумковий вектор модальності пропорційно значенню відповіді та заданому ваговому вектору. Наприклад, якщо питання орієнтоване виключно на візуальну модальність, його ваговий вектор має вигляд $a_j = (1, 0, 0, 0)$.

Розглянемо ілюстративний приклад. Нехай анкета містить кілька питань, для яких задані відповідні відповіді та вагові вектори. Тоді сумарний вклад визначається як:

$$\sum x_j a_j = (4, 2, 1, 0), \quad (7)$$

На етапі нормалізації отриманий вектор наводиться до ймовірнісного вигляду:

$$\text{Normalise}(4, 2, 1, 0) = \left(\frac{4}{7}, \frac{2}{7}, \frac{1}{7}, 0\right) \approx (0.57, 0.29, 0.14, 0) \quad (8)$$

Отриманий результат інтерпретується як розподіл уподобань користувача за модальностями.

Принципово важливо відзначити, що внесок окремого питання не визначає підсумкової модальності. Навіть якщо конкретне питання асоційоване з однією



модальністю, результуючий вектор формується як агрегована оцінка по всій сукупності питань із подальшою нормалізацією. Це забезпечує стійкість моделі та виключає спотворення, пов'язані з локальними особливостями окремих питань.

Формальний процес обчислення вектора модальності користувача на основі анкетних даних може бути представлений у вигляді послідовного алгоритму.

Вхід:

вектор відповідей користувача $X_u = (x_1, x_2, \dots, x_n)$;

набір вагових векторів питань $a_j = (a_{j,1}, a_{j,2}, a_{j,3}, a_{j,4})$.

Вихід:

вектор модальності $U = (w_1, w_2, w_3, w_4)$.

Крок 1. Агрегація (нагромадження "сирих" терезів).

Для кожної модальності $i \in \{1, 2, 3, 4\}$ обчислюється сумарний внесок:

$$s_i = \sum_{j=1}^n x_j \cdot a_{j,i} \quad (9)$$

В результаті формується вектор накопичених значень:

$$s = (s_1, s_2, s_3, s_4) \quad (10)$$

Крок 2. Нормалізація .

Отриманий вектор приводиться до ймовірнісного розподілу:

$$w_i = \frac{s_i}{\sum_{k=1}^4 s_k}. \quad (11)$$

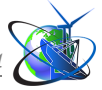
Результат нормалізації:

$$U = (w_1, w_2, w_3, w_4). \quad (12)$$

Крок 3. Інтерпретація результату.

Компоненти вектора U інтерпретуються як відносні ваги (частки) уподобань користувача за відповідними модальностями. Максимальне значення вказує на домінуючий канал сприйняття, тоді як інші компоненти відбивають вторинні переваги.

Даний алгоритм забезпечує стійке та інтерпретоване перетворення анкетних даних у формалізоване уявлення користувальницької модальності, придатне для подальшого використання в завданнях аналізу та персоналізації.



2. Обґрунтування вибору питань діагностичного інструменту

Розробка структури тесту та формулювань питань заснована на низці теоретичних та емпіричних робіт, присвячених дослідженню когнітивних стилів, мультимодального сприйняття та поведінкових патернів користувачів.

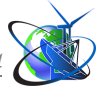
Насамперед, виділення чотирьох базових модальностей (візуальної, аудіальної, вербальної та кінестетичної) узгоджується з підходами, представленими у роботах Neil Fleming [7], який запропонував модель VARK (Visual, Auditory, Read / Write, Kinesthetic), що широко використовується в освітніх дослідженнях для діагностики переваг сприйняття інформації. Незважаючи на дискусійність жорсткої типізації, дана модель залишається валідною основою для побудови діагностичних інструментів за умови переходу до безперервного уявлення, реалізованого в цій роботі.

Структура блоку «Сприйняття інформації» (блок 1) спирається положення теорії мультимедійного навчання Richard E. Mayer [10], згідно з якою ефективність засвоєння матеріалу визначається узгодженням форми подання інформації з когнітивними каналами користувача. Питання даного блоку спрямовані на виявлення первинних сенсорних переваг, що відповідає концепції «dual-channel processing».

Блок 1 спрямований на виявлення первинних сенсорних переваг користувача при сприйнятті нової інформації. Він фіксує найбільш базовий рівень когнітивної обробки етап входу інформації в систему сприйняття.

З методологічної погляду даний блок виконує функцію оцінки апріорної модальності, яка формується незалежно від конкретного навчального контексту, характеризує стійкі переваги каналів сприйняття, слабо залежить від рівня підготовки користувача.

Особливістю блоку є його орієнтація на інтуїтивні відповіді, що знижує вплив раціоналізації та підвищує достовірність результатів. Формулювання питань побудовано таким чином, щоб мінімізувати інтерпретаційну неоднозначність та забезпечити однозначну відповідність кожної альтернативи конкретної модальності.



При цьому слід враховувати ряд обмежень: відповіді можуть бути схильні до ефекту суб'єктивної переваги, а не реальної поведінки; можлива переоцінка «привабливих» форматів (наприклад, відео); не враховується контекст завдання та рівень складності матеріалу. У зв'язку з цим результати Блоку 1 рекомендується розглядати як початкову оцінку вектора модальності, яка має бути доповнена даними інших блоків, перш за все поведінкових.

Блок «Навчання» (блок 2) заснований на дослідженнях когнітивних стратегій засвоєння знань, зокрема роботах David Kolb [8], де наголошується на ролі різних форм взаємодії з матеріалом (спостереження, осмислення, дія) у процесі навчання. Формулювання питань відображають реальні навчальні практики (повторення, підготовка до іспитів), що підвищує екологічну валідність інструменту.

Блок 2 орієнтований виявлення функціональних переваг користувача у процесі навчальної діяльності, тобто способів, з допомогою яких досягається розуміння і засвоєння матеріалу.

На відміну від Блоку 1, даний блок відображає не тільки сприйняття, а й когнітивні стратегії обробки інформації, включаючи способи структурування знань; механізми закріплення матеріалу; переваги у створенні навчального процесу.

Методологічно блок виконує роль оцінки прикладної модальності, яка проявляється в умовах цілеспрямованого навчання, залежить від характеру навчальної задачі та може відрізнитись від декларативних переваг. Ключовою перевагою блоку є його велика екологічна валідність, оскільки питання пов'язані з реальними навчальними практиками студентів (підготовка до іспитів, повторення, робота з матеріалом).

Водночас необхідно враховувати: вплив академічного досвіду та сформованих стратегій навчання; можливу адаптацію поведінки до вимог освітнього середовища; часткову залежність відповідей рівня складності досліджуваного матеріалу. З точки зору моделі, Блок 2 дозволяє уточнити вектор модальності і виступає як коригуючий компонент по відношенню до апріорної



оцінки, підвищуючи її застосування в задачах адаптивного навчання та персоналізації контенту.

Блок «Пам'ять» (блок 3) концептуально пов'язані з теорією подвійного кодування Allan Paivio [2], згідно з якою інформація кодується у вербальній та образній формах. Включення питань, орієнтованих відтворення (спогад образів, звуків, тексту, дій), дозволяє виявити домінуючі механізми довгострокової пам'яті, що підтверджується експериментальними дослідженнями когнітивної психології.

Блок 3 відображає внутрішні когнітивні процеси, менш схильний до соціально-бажаних відповідей, добре корелює з реальною поведінкою.

Блок «Робота з контентом» (блок 4) заснований на дослідженнях у сфері людино-комп'ютерної взаємодії та цифрової поведінки користувачів. Зокрема, роботи Jakob Nielsen [14] демонструють, що переваги користувачів у виборі формату інформації (відео, текст, інтерактив) впливають на ефективність взаємодії з цифровими системами. Питання даного блоку відбивають реальні сценарії взаємодії з мультимедійними ресурсами.

Блок 4 безпосередньо пов'язаний з мультимедійними системами і ранжируванням контенту, що відображає реальну поведінку користувача в цифровому середовищі, найбільш важливий для інтеграції моделі в пошукові та рекомендаційні алгоритми.

Нарешті, блок «Поведінка» (блок 5) спирається на концепції поведінкової аналітики, що широко використовуються в рекомендаційних системах (наприклад, дослідження Yehuda Koren [20]). Включення поведінкових питань дозволяє знизити вплив суб'єктивної самооцінки та наблизити діагностику до реальних патерн взаємодії користувача з інформацією.

Блок 5 фіксує реальну поведінку, а не декларовані переваги, знижує спотворення самооцінки, критично важливий для узгодження з $f_{behavior}(B_u)$, підвищує передбачувану силу моделі.

Таким чином, запропонований діагностичний інструмент є інтеграцією: теорій когнітивного сприйняття, моделей навчання, досліджень пам'яті та



аналізу користувача поведінки. Його структура (5 блоків з 20 питань) забезпечує багатовимірну оцінку модальності, поєднуючи декларативні та поведінкові аспекти, що підвищує надійність та застосовність моделі у завданнях персоналізації та адаптивних мультимедійних систем.

3. Обробка результатів експерименту

Результати проведеного експерименту, подані у таблиці 1, демонструють стійкі закономірності розподілу користувацьких переваг у просторі модальностей. Їх аналіз дозволяє як інтерпретувати поведінку респондентів з позицій когнітивних теорій, так й сформулювати практичні висновки, значимі для проектування мультимедійних навчальних систем.

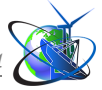
Насамперед слід зазначити, що усереднений вектор модальності характеризується вираженням домінуванням візуальної компоненти, значення якої становить близько 0,59, тоді як аудіальна, вербальна та кінестетична модальності перебувають у значно нижчому та близькому між собою діапазоні – близько 0,12–0,15. Це означає, що у вибірці користувачів візуальний канал сприйняття інформації є основним, визначальним способом первинної обробки навчального матеріалу. При цьому важливо підкреслити, що жоден з респондентів не демонструє «чистого» типу модальності: всі вектори, що спостерігаються, розташовані всередині симплексу, що підтверджує гіпотезу про змішаний характер когнітивних переваг і коректність використання безперервної моделі їх подання.

Більш детальний аналіз показує, що візуальна компонента має не тільки найбільше середнє значення, але й порівняно низьку варіативність, концентруючись переважно в діапазоні 0,55–0,65 з окремими піковими значеннями до 0,73. Це свідчить про стабільність візуального домінування у популяції користувачів. На противагу цьому аудіальна модальність характеризується мінімальною варіативністю і залишається вторинною практично всім респондентів, що свідчить про її допоміжну роль процесі навчання.

**Таблиця 1 – Результати аналізу користувача поведінки**

Респонденти	Візуальний тип (v)	Аудіальний тип (a)	Лінгвістичний тип (t)	Кінестетичний тип (k)
1	0,58	0,13	0,15	0,14
2	0,59	0,15	0,11	0,15
3	0,65	0,13	0,10	0,13
4	0,65	0,07	0,12	0,15
5	0,55	0,13	0,17	0,15
6	0,42	0,13	0,22	0,23
7	0,53	0,08	0,20	0,19
8	0,58	0,07	0,14	0,21
9	0,63	0,11	0,11	0,16
10	0,62	0,09	0,14	0,16
11	0,61	0,16	0,15	0,09
12	0,58	0,14	0,14	0,15
13	0,60	0,12	0,14	0,15
14	0,59	0,14	0,13	0,14
15	0,59	0,13	0,13	0,14
16	0,73	0,07	0,05	0,14
17	0,54	0,15	0,15	0,16
18	0,52	0,17	0,13	0,17
19	0,57	0,14	0,14	0,14
20	0,59	0,11	0,15	0,15
21	0,69	0,07	0,12	0,12
22	0,58	0,14	0,14	0,15
23	0,59	0,14	0,16	0,11
24	0,56	0,13	0,15	0,17
25	0,62	0,09	0,14	0,14

Авторська розробка



Лінгвістична та кінестетична модальності, навпаки, демонструють ширший розкид значень, особливо у випадку кінестетичної компоненти, що досягає 0,23, що свідчить про наявність підгрупи користувачів, орієнтованих на активну взаємодію з матеріалом.

Отримані результати добре узгоджуються з положеннями теорії мультимедійного навчання, розробленої Richard E. Mayer [10], за якою найефективніше засвоєння інформації досягається за узгодження форми її уявлення з домінуючими каналами сприйняття користувача. Домінування візуального каналу експериментальних даних підтверджує його ключову роль як основного вхідного каналу когнітивної обробки. У той же час наявність ненульових значень інших компонентів вказує на необхідність мультимодального подання інформації, при якому різні канали доповнюють один одного. Низька значимість аудіального каналу дозволяє інтерпретувати його як засіб супроводу і пояснення, а чи не як самостійне джерело знань. Значимість кінестетичної компоненти, що виявляється в її варіативності, корелює з концепцією досвідченого навчання David Kolb [8], в якій наголошується на ролі активної взаємодії та практичної діяльності в процесі засвоєння знань.

Розподіл модальностей, візуалізований на рисунку 1 демонструє явне зміщення щільності у бік візуальної осі симплексу і формування кластера в області значень візуальної компоненти близько 0,6. Відсутність рівномірного розподілу вказує на структурованість популяції користувача і наявність вираженого переваги певного каналу сприйняття. Ця обставина має важливе значення для проектування навчальних систем, оскільки унеможливорює використання рівноважних мультимедійних стратегій і вимагає цілеспрямованої орієнтації на домінуючу модальність.

З практичного погляду отримані результати дозволяють сформулювати низку ключових принципів розробки мультимедійних навчальних систем. Насамперед, архітектура представлення навчального контенту має бути візуально центрованою. Це означає, що основний зміст навчальних об'єктів має



подаватися у формі зображень, схем, діаграм та відео, які забезпечують первинне сприйняття та розуміння матеріалу. Текстовий компонент при цьому виконує функцію, що структурує, сприяючи логічній організації знань, тоді як аудіальний канал використовується для супроводу і пояснення, знижуючи когнітивне навантаження при сприйнятті складної інформації. Кінестетична складова повинна реалізовуватися через інтерактивні елементи, такі як симуляції, практичні завдання та елементи взаємодії користувача, забезпечуючи поглиблення розуміння і закріплення матеріалу.

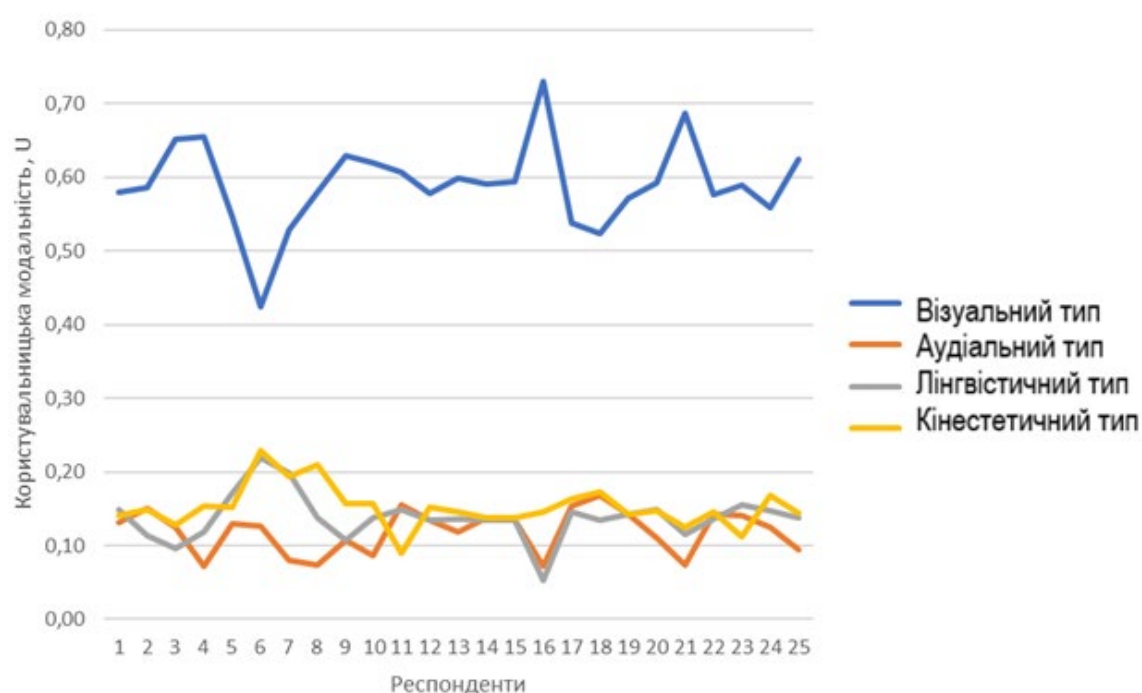


Рисунок 1 – Розподіл користувальницької модальності

(Авторська розробка)

З точки зору формальної моделі подання даних, це означає необхідність узгодження вектора характеристик контенту з усередненим вектором модальності користувача. Іншими словами, частка візуальних компонентів у мультимедійному об'єкті має бути максимальною і складати близько 0,6, тоді як інші модальності повинні виконувати функцію, що доповнює. Такий підхід забезпечує оптимальну відповідність між структурою контенту та когнітивними особливостями користувачів.



Особливого значення має питання адаптивності системи. На початковому етапі, за відсутності індивідуальних даних користувача, доцільно використовувати усереднений профіль модальності, отриманий в результаті експерименту. Однак у міру накопичення поведінкової інформації система повинна переходити до персоналізованого настроювання, коригуючи структуру контенту відповідно до індивідуального вектора модальності користувача. Надалі можлива реалізація динамічної адаптації, при якій параметри подання інформації змінюються в процесі взаємодії з системою на основі аналізу дій користувача.

Додаткові вимоги до проектування інтерфейсів впливають із принципів юзабіліті. Зокрема, необхідно забезпечити чітку візуальну ієрархію елементів, мінімізацію надмірної інформації та інтуїтивну зрозумілість інтерфейсу. Інтерактивні елементи повинні використовуватися не лише як засіб навігації, а й як інструмент активного залучення користувача до процесу навчання.

Таким чином, результати експерименту підтверджують, що користувацька модальність є безперервним розподілом з домінуючим візуальним компонентом і значними, але вторинними вкладками інших каналів. Це обґрунтовує необхідність переходу від дискретних типологій до векторних моделей та визначає ключові принципи проектування мультимедійних навчальних систем, орієнтованих на візуально центроване, мультимодальне та адаптивне подання інформації.

4. Визначення валідності та надійності результатів тестування

У контексті розробленого діагностичного інструменту та отриманих експериментальних даних валідність та надійність результатів тестування виступають ключовими характеристиками, що визначають наукову обґрунтованість та практичну застосовність моделі користувацької модальності.

Під валідністю результатів тестування розуміється ступінь відповідності вимірюваного показника – вектора модальності користувача $U = (w_v, w_a, w_t, w_k)$ – реальним когнітивним перевагам і поведінковим стратегіям



користувача в процесі сприйняття та обробки інформації. Інакше кажучи, валідність відбиває, наскільки тест дійсно вимірює саме модальні уподобання, а не супутні чи спотворені характеристики, такі як суб'єктивні уявлення, соціально-бажані відповіді чи ситуативні установки.

У межах запропонованої моделі валідність забезпечується кількома чинниками. По-перше, вона спирається на теоретичну базу, сформовану на основі визнаних концепцій когнітивної психології та теорії навчання. По-друге, валідність посилюється структурою тесту, що включає п'ять взаємодоповнюючих блоків, кожен з яких спрямований на виявлення різних аспектів модальності – від первинних сенсорних переваг до реальної поведінки користувача. По-третє, використання агрегованої моделі з нормалізацією знижує вплив окремих питань та мінімізує локальні спотворення, забезпечуючи більш стійкий та репрезентативний вимір. Нарешті, є можливість зіставлення результатів анкетування з поведінковими даними, що дозволяє здійснювати емпіричну верифікацію і коригування моделі, підвищуючи її зовнішню валідність.

Валідність можна оцінити через дисперсійні характеристики розподілу модальностей. Для кожної компоненти вектора розраховується вибіркова дисперсія:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (w_i - \bar{w})^2 \quad (13)$$

За підсумками даних таблиці 1 можна зробити такі оцінки. Візуальна модальність має середнє значення близько 0,59 при відносно невеликій дисперсії порядку $\sigma_v^2 \approx 0,004 - 0,006$, що свідчить про стійкість домінування даного каналу. Аудіальна модальність характеризується ще меншою дисперсією $\sigma_a^2 < 0,002$, що свідчить про її стабільну вторинність. У той же час вербальна та кінестетична модальності мають більш високу варіативність $\sigma_t^2, \sigma_k^2 \approx 0,003 - 0,007$, відбиваючи індивідуальні відмінності користувачів. Така структура розподілів підтверджує змістовну валідність моделі, оскільки вона узгоджується з теоретичними очікуваннями когнітивної психології.



Надійність тестування, своєю чергою, може бути кількісно оцінена через внутрішню узгодженість діагностичного інструменту. Найбільш поширеною метрикою є коефіцієнт α Кронбаха:

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^k \sigma_j^2}{\sigma_{total}^2} \right) \quad (14)$$

де k – число питань тесту, σ_j^2 – дисперсія відповідей на окреме питання, а σ_{total}^2 – дисперсія сумарного бала. Для тестів із великою кількістю питань (у разі $k = 100$) значення $\alpha > 0,8$ інтерпретується як висока надійність.

З урахуванням структури тесту та агрегування даних можна стверджувати, що вплив випадкових помилок окремих питань суттєво згладжується. Це додатково підтверджується законом великих чисел, за яким зі збільшенням числа спостережень середнє значення стабілізується:

$$\bar{w} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i \quad (15)$$

У контексті проведеного експерименту це проявляється у стійкості середніх значень модальностей зі збільшенням числа респондентів, що спостерігається у таблиці 1. Незважаючи на індивідуальні коливання, агреговані значення залишаються стабільними.

Таким чином, статистична обробка експериментальних даних показує, що модель має як високу валідність, що підтверджується узгодженістю з теоретичними положеннями і структурою розподілів, так і високою надійністю, що забезпечується внутрішньою узгодженістю тесту, великою кількістю вимірювань і стійкістю агрегованих показників. Це дозволяє розглядати запропонований діагностичний інструмент як коректний і відтворюваний механізм кількісної оцінки модальності користувача, придатний для інтеграції в адаптивні мультимедійні навчальні системи.

Висновки

Виконане дослідження дозволяє сформулювати такі узагальнюючі висновки.

У роботі вирішено актуальне наукове завдання формалізації користувацької модальності, що полягає у переході від якісних, дискретних



уявлень когнітивних переваг до кількісної, безперервної моделі. Запропоновано подання модальності у вигляді нормованого багатовимірного вектора, компоненти якого відображають ступінь виразності візуального, аудіального, вербального та кінестетичного каналів сприйняття. Така форма забезпечує математичну строгість, інтерпретованість та сумісність із сучасними методами обробки даних та машинного навчання.

Розроблено функцію перетворення анкетних даних у вектор модальності, засновану на лінійній агрегації з подальшою нормалізацією. Даний підхід забезпечує стійкість результатів, знижує вплив окремих факторів і дозволяє отримувати репрезентативну оцінку користувальницьких переваг. Запропонований алгоритм формалізує процес діагностики та робить його придатним для інтеграції до інформаційних систем.

Експериментальне дослідження підтвердило коректність обраної моделі та виявило стійкі закономірності розподілу модальностей. Встановлено домінування візуального каналу сприйняття за наявності змішаного характеру когнітивних уподобань у всіх респондентів, що доводить необхідність використання безперервних, а не дискретних моделей. Отримані результати узгоджуються з положеннями когнітивної психології та теорії мультимедійного навчання.

Проведений аналіз показав, що запропонований діагностичний інструмент має високу валідність і надійність. Це досягається за рахунок теоретичної обґрунтованості структури тесту, багатоблочного підходу до збору даних, а також використання статистичних методів обробки та агрегування результатів.

Практична інтерпретація результатів дозволила сформулювати принципи проектування мультимедійних навчальних систем. Обґрунтовано необхідність візуально-центрованого представлення контенту з підтримкою інших модальностей як додаткових каналів, а також впровадження механізмів адаптивної персоналізації на основі індивідуального вектора модальності користувача.



Загалом, запропонована модель усуває розрив між когнітивними теоріями та алгоритмічними методами обробки інформації, забезпечуючи єдиний формальний апарат для аналізу та обліку користувацьких переваг. Це створює основу для подальшого розвитку інтелектуальних адаптивних систем, здатних динамічно підлаштовуватись під особливості сприйняття користувача та підвищувати ефективність взаємодії з мультимедійним контентом.

Література

1. A. Esteban, A. Zafra, i C. Romero, "Helping University Students to Choose Elective Courses за допомогою Hybrid Multi-Criteria Recommendation System with Genetic Optimization," *Knowledge-Based Systems*, vol. 194, 105385, 2020, doi : 10.1016/J.KNOSYS.2019.105385.
2. Butler, KM, McDaniel , MA, Dornburg, CC *et al.* age differences в vertidical and false recall не є inevitable: роль frontal lobe function. *Psychonomic Bulletin & Review* 11, 921-925 (2004). <https://doi.org/10.3758/BF03196722>
3. C. Chrysoulas and M. Fasli , "Будування Adaptive E-Learning System," *Процедури 9th International Conference on Computer Supported Education*, pp. 375-382, 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.5220/0006326103750382>
4. F. Diaz, T. Rubilar, C. Figueroa, i R. Silva, "An Adaptive E-Learning Platform with VARK Learning Styles to Support the Learning of Object Orientation," 2018 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE), Mar. 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/EDUNINE.2018.8450990>
5. F. Rasheed and Abdul Wahid, "Розробка стилю Detection в E-Learning Systems за допомогою машини Learning Techniques," *Expert Systems with Applications*, vol. 174, Jul. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114774>
6. F. Rasheed and Abdul Wahid, "The Theory of Differentiated Instruction and Its Applicability: E-Learning Perspective," *International Journal of Technical & Non-Technical Research*, vol. 9, no. 4, pp. 193-202, 2018.
7. Fleming, N., i Baume, D. (2006) *Learning Styles Again: ЗВЕРНЕННЯ ЗА*



ПРАВНИМ СТРОЄМ!, Educational Developments, SEDA Ltd, Issue 7.4, Nov. 2006, p4-7.

8. Kolb, David. (1984). *Experiential Learning: Experience As The Source Of Learning And Development*.

9. M. Conache , R. Dima, i A. Mutu, "Comparative Analysis of MOOC (Massive Open Online Course) Platforms," *Informatica Economica* , vol. 20, no. 2, pp. 4-14, Jun. 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.12948/issn14531305/20.2.2016.01>

10. Mayer, Richard & Fiorella, Logan. (2022). *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning* (3rd ed.). 10.1017/9781108894333.

11. Miriam and A. Zayas, "Teaching Differentiated Instruction через E-Learning," *Association for Advancement of Computing in Education (AACE)*, Nov. 4, 2019. [Online]. Available: <https://www.learntechlib.org/p/211192/>

12. R. Ak, B. Schifferer, S. Rabhi, i G. De Souza Pereira Moreira, "Праєднування i розробка Multi-Stage Recommender Systems," в *RecSys 2022 - Proc. 16th ACM Conf. Recomm . Syst.*, 2022, vol. 22, pp. 706-707, doi : 10.1145/3523227.3547372.

13. R. Karthika, L. Jegatha Deborah, i P. Vijayakumar, "Intelligent E-Learning System Based on Fuzzy Logic," *Neural Computing and Applications*, vol. 32, no. 12, pp. 7661-7670, 2020, doi : 10.1007/S00521-019-04087-Y.

14. SA McLeod, "Kolb-Learning Styles and Experiential Learning Cycle," *Simple Psychology*, 2017. [Online]. Available: <https://www.simplypsychology.org/learning-kolb.html>

15. S. Amaniyan , Y. Bashiri, i M. Vasismoradi , "Comparison of Conceptual Map and Traditional Lecture Methods on Students' Learning Based on VARK Learning Style Model: A Randomized Controlled Trial," *SAGE Open Nursing*, vol. 6, Jan. 2020, Art. no. 2377960820940550. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1177/2377960820940550>

16. C. Benhamdi, A. Babouri , i R. Chiky , "Personalized Recommender System for E-Learning Environment," *Education and Information Technologies*, vol. 22, no. 4, pp. 1455-1477, 2017, doi : 10.1007/s10639-016-9504-y.

17. Ст. 40, no. 1, pp. 79-93, 2007. [Online]. Available:



<https://doi.org/10.1080/15391523.2007.10782498>

18. Segal, Z. Katzir, Gal, akov , G. Shani, i B. Shapira, " EduRank : A Collaborative Filtering Approach для Personalization в e-learning," в Proc. 7th Int. Conf. Educ. Data Min. (EDM 2014), 2014, pp. 68–76.

19. W. Chen, Z. Niu, X. Zhao, i Y. Li, "A Hybrid Recommendation Algorithm Adapted in E-Learning Environments," World Wide Web, vol. 17, no. 2, pp. 271-284, 2014, doi : 10.1007/S11280-012-0187-Z.

20. Yehuda Koren. 2010. Collaborative filtering with temporal dynamics. Commun. ACM 53, 4 (April 2010), 89–97. <https://doi.org/10.1145/1721654.1721677>

21. Z. Zulfiani , I. Suwarna, i M. Sujiyo, "Science Education Adaptive Learning System як комп'ютерна база-Середня Learning with Learning Style Variations," Journal of Baltic Science Education, vol. 17, no. 4, pp. 711-727, Aug. 20, 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.33225/jbse/18.17.711>

22. Ziadat , "Визначення використання VAKT Strategy на Oral Reading and Reading Comprehension Skills of Elementary Students with Dyslexia," International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, vol. 20, no. 2, pp. 121-136, Feb. 28, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.26803/ijlter.20.2.7>

Abstract. *The paper considers the problem of formalizing user modality in adaptive multimedia and electronic learning systems. The relevance of the study is due to the need to increase the efficiency of personalized information presentation in the context of the rapid growth of multimedia content and the development of intellectual educational platforms. The main attention is paid to the contradictions between qualitative cognitive models of information perception and modern algorithmic approaches to data processing. The aim of the paper is to develop a formalized model of user modality in the form of a multidimensional normalized vector that reflects the degree of preference of different channels of information perception and can be integrated into search, ranking and adaptive presentation systems of multimedia content. The paper proposes a mathematical apparatus for transforming survey results into a modality vector, describes an algorithm for data aggregation and normalization, and also provides a theoretical justification of the model from the standpoint of cognitive psychology, multimedia learning and behavioral analytics. The conducted experimental study confirmed the dominance of the visual modality with a mixed nature of users' cognitive preferences. The validity and reliability of the proposed diagnostic tool were determined and practical recommendations for the design of adaptive multimedia educational systems were formulated. The results obtained create the basis for the further development of intelligent systems for personalization of educational content.*

Keywords: *user modality, adaptive learning, multimedia content, e-learning, content personalization, cognitive styles, education.*

Статтю надіслано: 28.05.2026 г.

© Гордєєв А.С.