

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.51>

УДК 378.014.6:004.8:519.233.5

Вплив мультимодального освітнього контенту, створеного засобами генеративного штучного інтелекту, на якість освітнього процесу: PLS-SEM аналіз

Кобець Віталій Миколайович ¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4386-4103>; vkobets@ksu.ks.ua. Scopus Author ID: 55965109600

Унгурян Владислав Євгенович ¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6010-5222>; 000515@university.kherson.ua

¹⁾ Херсонський державний університет, вул. Університетська, 27. Херсон, 73003, Україна

ABSTRACT

Стаття присвячена перевірці впливу мультимодального освітнього контенту, створеного засобами генеративного штучного інтелекту (ШІ-відеолекції, синтезоване мовлення, автоматичні субтитри), на якість освітнього процесу. Актуальність зумовлена браком кількісно верифікованих моделей, які пов'язують структуру автоматизовано створеного контенту з педагогічним результатом через проміжні механізми - соціальну взаємодію, підтримку інструктора та мовну локалізацію. Метою є розробка й попередня апробація моделі PLS-SEM для оцінювання такого впливу. Розроблено технологічний конвеєр виробництва відеолекцій з обов'язковою контрольною точкою рецензування науковим керівником і побудовано концептуальну модель структурного моделювання методом часткових найменших квадратів, що охоплює три групи незалежних змінних контенту, три медіатори, три залежні змінні якості навчання та три контекстні модератори. Модель попередньо апробована на симульованій вибірці у середовищі SmartPLS із бутстреп-перевіркою значущості. Для рефлексивних конструктів підтверджено прийнятну конвергентну та дискримінантну валідність; колінеарність формативних індикаторів не перевищує допустимий поріг. Підтверджено вплив візуально-медійного контенту на формування соціально-інтерактивного середовища та межовий вплив аудіального контенту на мовну локалізацію; водночас вплив медіаторів на результати навчання виявився статистично незначущим, що радше свідчить про недостатню потужність вибірки, ніж про відсутність реального зв'язку в генеральній сукупності. Результати обґрунтовують доцільність гібридної, людиноцентричної архітектури автоматизованого виробництва освітнього відео та окреслюють напрям подальших досліджень із розширеною вибіркою респондентів для підтверджувального аналізу.

Keywords: генеративний штучний інтелект; PLS-SEM; автоматизоване відеовиробництво; якість освітнього процесу; мультимодальний освітній контент

Для цитування: Кобець В. М., Унгурян В. Є. "Вплив мультимодального освітнього контенту, створеного засобами генеративного штучного інтелекту, на якість освітнього процесу: PLS-SEM аналіз". *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2 (4): 674–685. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.51>

Вступ. Стрімкий розвиток інструментів генеративного штучного інтелекту, а саме синтезу мовлення, автоматичного розпізнавання мовлення та no-code платформ автоматизації, відкрив можливість суттєво пришвидшити виробництво освітнього відеоконтенту без пропорційного зростання витрат [1]. Водночас питання про те, як саме структура такого автоматизовано створеного контенту впливає на реальну якість навчання, залишається недостатньо дослідженим кількісно: більшість наявних робіт обмежуються описом технологічних можливостей інструментів або якісним аналізом сприйняття користувачів.

Актуальність цього дослідження визначається протиріччям між технологічною доступністю автоматизованого відеовиробництва та відсутністю перевіреної моделі, яка б пов'язувала конкретні складові такого контенту (відео, аудіо, текстову доступність) з педагогічним результатом через проміжні механізми – соціальну взаємодію, підтримку інструктора та мовну локалізацію. Наукова новизна дослідження полягає в побудові та симуляційній перевірці інтегрованої моделі структурного моделювання методом часткових найменших квадратів (PLS-SEM), що поєднує технологічний опис конвеєра виробництва відеоконтенту з кількісною оцінкою його впливу на якість освітнього процесу.

Метою статті є розробка та попередня апробація моделі PLS-SEM для оцінювання впливу мультимодального ШІ-згенерованого контенту на якість навчання на прикладі авторського курсу з машинного навчання.

Стаття має таку структуру: розділ 2 подає огляд наукових джерел за темою автоматизованого виробництва відеоконтенту; розділ 3 описує технологічний конвеєр виробництва відеолекцій та методологію побудови моделі PLS-SEM; розділ 4 наводить результати оцінювання моделі на симульованому наборі даних; завершують статтю висновки та перспективи подальших досліджень.

Огляд літератури. Автоматизоване виробництво відеоконтенту спирається на комбінацію кількох класів генеративних моделей. Zhang, et al. [1] у комплексному огляді генеративного штучного інтелекту (GAI) систематизують ці технології за модальностями: text-to-video та image-to-video моделі відповідають за візуальний ряд, а окремий клас моделей – за синтез мовлення (TTS) та обробку звуку. Синтез мовлення є критично важливим елементом конвеєра для освітнього контенту. Kannoja, et al. [2] детально описують архітектуру TTS-системи на основі поєднання розпізнавання мовлення, машинного перекладу та синтезу голосу, приділяючи особливу увагу проблемі часової синхронізації озвучення з відеорядом.

На прикладі “Paper 2 Clip” для освітніх систем Sezaki, et al. [3] автоматично перетворює текст наукової статті на короткий відеоряд із синтезованим озвученням, а також фреймворк Gahar, et al. [4] на основі LLM та retrieval-augmented generation (RAG) для автоматичної генерації навчальних матеріалів. Alier, et al. [5] пропонують відкритий фреймворк LAMB, що дозволяє викладачам без навичок програмування створювати власних ШІ-асистентів, інтегрованих в систему управління навчанням.

Попри технологічний потенціал повної автоматизації, дослідники однострійно наголошують на необхідності зберігати людину в циклі управління якістю. Huwer et al. [6] у фреймворку компетентностей AI підкреслюють, що ефективна інтеграція GAI в освіту вимагає не заміни викладача, а формування в нього нових компетентностей контролю якості. Емпіричні порівняльні дослідження підтверджують цю тезу: Xu, et al. [7] та Arkün-Kocadere, i Özhan, [8] порівнюють навчання за відеолекціями з ШІ-згенерованими інструкторами та лекціями за участю живого викладача, фіксують нижчий рівень залученості глядача при формально однакових результатах тестування, що вказує на роль немедійних факторів (довіри, підтримки) у формуванні якості навчання.

Питання довіри до автоматизованих систем є предметом окремого напрямку досліджень. McGrath, et al. [9] пропонують процесну модель CHAI-T (Collaborative Human-AI Trust), що описує формування довіри між людиною та ШІ-системою через командні процеси й зворотний зв'язок про продуктивність. Точність автоматичного розпізнавання мовлення важлива для генерації субтитрів, за оцінкою Kuhn, et al. [10] сягає в середньому 95,7 %, проте цього часто недостатньо для повністю автоматичного застосування без ручної вичитки, особливо для спеціалізованої термінології.

Методологічною основою кількісної частини дослідження є структурне моделювання методом часткових найменших квадратів (PLS-SEM), детально описане в Hair, et al. [11]: метод є оптимальним для невеликих вибірок, не вимагає припущення про нормальність розподілу порядкових змінних і орієнтований на пояснення дисперсії залежних змінних, що відповідає меті цього дослідження. No-code платформи автоматизації робочих процесів (n8n), потенційно придатні для подальшої автоматизації виробничого конвеєра, розглянуто у [12], а архітектурні компроміси гнучкості й стандартизації таких платформ – у [13]. Нарешті, Nuh, et al. [14] демонструють архітектуру VideoDiff, у якій система пропонує кілька варіантів монтажного рішення, а фінальний вибір залишається за людиною – принцип, застосований і в технологічному конвеєрі цього дослідження.

Для регулювання GAI у закладах вищої освіти мають бути визначені інституційні політики, які регламентують сфери використання ШІ в освітній діяльності [15], визначені найбільш популярні інструменти генеративного ШІ як серед студентів і викладачів, так і у адміністративного персоналу [16]. Як в EdTech, так і у FinTech часто необхідно перетворювати відео у текст для його подальшого аналізу і мати для цього відповідну IT-інфраструктуру [17]. Глобальне дослідження відношення студентів до ChatGPT проведено у статті [18].

Методи машинного навчання застосовуються не лише для аналізу та прогнозування вступу абітурієнтів [19], але і для прогнозування успішності студентів упродовж вивчення ними дистанційного курсу. Щоб оцінити ефективність та якість навчального контенту, необхідно визначити основні фактори, які впливають на формування фахових компетентностей здобувачів [20].

Методологія дослідження. Технологічний конвеєр виробництва відеолекцій, дані про використання якого лягли в основу побудови моделі, складається з 6 послідовних етапів: (1) підготовка сценарію на основі джерельних матеріалів курсу; (2) створення слайдів презентації; (3) синтез мовлення за допомогою сервісу ElevenLabs; (4) чорновий монтаж і рецензування науковим керівником за таймкодованими коментарями (виправлення математичної нотації, усунення дублювань, видалення технічних артефактів генеративних інструментів, покращення візуального балансу слайдів); (5) фінальний монтаж у середовищі Adobe Premiere Pro; (6) автоматичне розпізнавання мовлення та генерація субтитрів з подальшою ручною вичиткою. Наявність формалізованої контрольної точки рецензування між чорновим і фінальним монтажем є ключовою відмінністю застосованого підходу від повністю автоматизованої генерації відео та відповідає людиноцентричній архітектурі, обґрунтованій у [6], [9].

Для кількісної оцінки впливу такого контенту на якість навчання розроблено концептуальну модель PLS-SEM [11], що включає чотири типи латентних змінних. Незалежні змінні (IV) описують структуру контенту:

IV₁ – візуально-медійний контент (відеолекції, презентації, інфографіка), IV₂ – аудіально-мовний контент (подкасти, TTS-озвучення), IV₃ – інклюзивність і текстова адаптивність (субтитри, UDL-адаптація, сегментація тексту). Медіатори (MED) описують проміжні механізми впливу: MED₁ – соціальна взаємодія (форуми, взаємооцінювання), MED₂ – педагогічна підтримка інструктора (синхронні консультації, живий зворотний зв'язок), MED₃ – мовно-культурна локалізація. Залежні змінні (DV) – DV₁ (поведінкова залученість), DV₂ (академічна успішність у практичних завданнях мовою R) та інтегральний кінцевий конструкт DV₃ (загальна якість освітнього процесу). Контекстні модератори (MOD₁ – вік, MOD₂ – якість інтернет-з'єднання, MOD₃ – попередній рівень підготовки) модерують силу окремих зв'язків IV→DV.

Моделюється за принципом «формат подання контенту – освітнє середовище/підтримка – результати навчання». Кожна група незалежних змінних (IV) впливає на релевантну групу медіаторів (MED), а через них – на групи залежних змінних (DV). Паралельно зберігаються й прямі (немедійовані) шляхи IV→DV, оскільки частина ефекту контенту реалізується без посередників (наприклад, миттєве утримання уваги).

Модератори (MOD) відображають індивідуальні та інфраструктурні умови, за яких сила зазначених зв'язків змінюється, їх вибір обґрунтовується в Таблиці 1.

Таблиця 1. Обґрунтування вибору медіатора для кожної IV

Незалежні змінні IV	Природний медіатор	Чому саме він
IV ₁ Візуально-медійний контент	MED ₁ Соціально-інтерактивне середовище	Відео, презентації та інфографіка – тригер для обговорень і спільного аналізу (форуми, peer-review завдань)
IV ₂ Аудіально-мовний контент	MED ₃ Мовно-культурна локалізація	Якість подкастів і TTS напряму залежить від якості перекладу/локалізації мовлення та вимови
IV ₃ Інклюзивність і текстова адаптивність	MED ₂ Навчальна підтримка інструктора	Субтитри/UDL/chunking знижують або, навпаки, виявляють потребу в уточненнях викладача; текстова адаптивність тісно пов'язана з якістю локалізації матеріалів

Джерело: розроблено авторами

Структурна модель формалізована рівнянням медіаторів $MED_k = \beta_{0k} + \sum_i \beta_{ik} \cdot IV_i + \varepsilon_k$ та рівнянням кінцевих залежних змінних $DV_j = \gamma_{0j} + \sum_i \gamma_{ij} \cdot IV_i + \sum_k \delta_{kj} \cdot MED_k + \sum_m \lambda_{mj} \cdot (IV_i \times MOD_m) + \zeta_j$, де член добутку $(IV_i \times MOD_m)$ операціоналізує ефект модерації [11]. Кожна латентна змінна вимірюється 1-3 рефлексивними індикаторами за п'ятибальною шкалою Лайкерта.

Для попередньої апробації моделі використано симульований набір даних ($N = 34$), згенерований на основі інтерв'ю з учасниками апробаційного курсу з мультимедійним та цифровим контентом. Оцінювання моделі здійснено шляхом її реалізації в середовищі SmartPLS. Значущість структурних коефіцієнтів перевірено бутстреп-процедурою (5000 підвибірок).

Результати дослідження

А. Схема структурної моделі. Для побудови моделі розглянемо латентні змінні, їхній тип та вимірювані індикатори цих змінних у Таблиці 2.

Таблиця 2. Операціоналізація змінних

Латентна змінна (тип)	Компонент (Індикатор)
IV ₁ Візуально-медійний контент (формативний)	AI-відеолекції (IV1.1)
	Графічні презентації (IV1.2)
	Концептуальні карти знань та інфографіка (IV1.3)
IV ₂ Аудіально-мовний контент (формативний)	AI-навчальні подкасти (IV2.1)
	Природність та темп синтезу мовлення TTS (IV2.2)
	Озвучення у мікронавчанні (IV2.3)
IV ₃ Інклюзивність та текстова адаптивність (формативний)	Субтитри та транскрипти (IV3.1)
	Адаптованість за UDL (IV3.2)
	Сегментація тексту Chunking (IV3.3)
DV ₁ Залученість та часові метрики (рефлексивний)	Коефіцієнт залученості (DV1.1)
	Час активного залучення, Time on Task (DV1.2)
DV ₂ Академічна успішність (рефлексивний)	Частка правильних відповідей у тестах (DV2.1)
	Точність виконання завдань у R (DV2.2)
DV ₃ Загальна якість освітнього процесу (формативний)	Задоволеність контентом (DV3.1)
	Рівень формування компетентностей (DV3.2)
MED ₁ Соціально-інтерактивне середовище (рефлексивний)	Інтенсивність обговорень у форумах (MED1.1)
	Взаємооцінювання та співпраця, Peer-to-Peer (MED1.2)
MED ₂ Навчальна підтримка інструктора (формативний)	Частота синхронних консультацій (MED2.1)
	Якість живого зворотного зв'язку (MED2.2)
MED ₃ Мовно-культурна локалізація (формативний)	Якість перекладу та локалізації (MED3.1)
	Адаптація до локального контексту (MED3.2)
MOD ₁ Вікова категорія (одноіндикаторна змінна)	Вік слухача (MOD1.1)
MOD ₂ Технічна інфраструктура (формативний)	Якість та стабільність інтернету (MOD2.1)
	Доступність технічних засобів (MOD2.2)
MOD ₃ Вхідний академічний рівень (формативний)	Попередній рівень підготовки (MOD3.1)
	Цифрова грамотність (MOD3.2)

Джерело: розроблено авторами

Формальний запис моделі: рівняння медіаторів $MED_k = \beta_{0k} + \sum_i \beta_{ik} \cdot IV_i + \varepsilon_k$; рівняння кінцевих залежних змінних $DV_j = \gamma_{0j} + \sum_i \gamma_{ij} \cdot IV_i + \sum_k \delta_{kj} \cdot MED_k + \sum_m \lambda_{mj} \cdot (IV_i \times MOD_m) + \zeta_j$.

Структурна карта шляхів представлена на Рис. 1

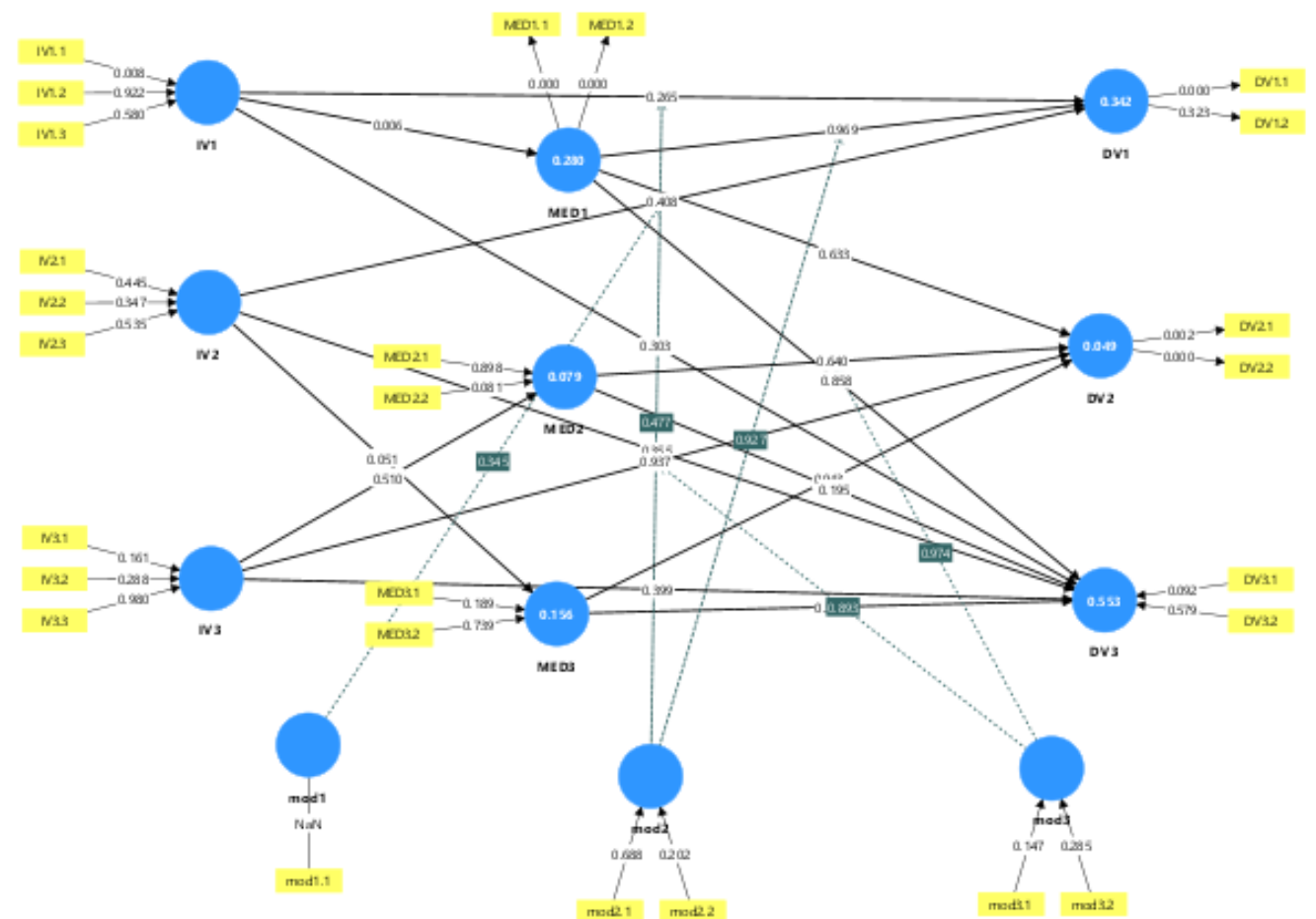


Рис. 1. Модель PLS-SEM дослідження
Джерело: розроблено авторами

Розглянемо прямі шляхи IV → DV та гіпотези Таблиці 3.

Таблиця 3. Прямі шляхи та гіпотези

Шлях	Гіпотеза
IV ₁ → DV ₁	H1: Візуальний контент позитивно впливає на увагу та підвищує Time on Task
IV ₁ → DV ₃	H2: Якість графіки/карт знань позитивно впливає на загальну якість освітнього процесу (формує суб'єктивну задоволеність контентом)
IV ₂ → DV ₁	H3: Аудіально-мовний контент (природність TTS і подкасти) знижують когнітивне навантаження і позитивно впливають на залученість слухачів
IV ₂ → DV ₃	H4: Аудіально-мовний контент (комфортність сприйняття мовлення) підвищує оцінку якості освітнього процесу
IV ₃ → DV ₂	H5: Інклюзивність та текстова адаптивність (субтитри, адаптованість, chunking) полегшують засвоєння матеріалу, що позитивно впливає на академічну успішність (точність виконання тестів/завдань у R)
IV ₃ → DV ₃	H6: Інклюзивність та текстова адаптивність (субтитри, адаптованість, chunking) позитивно впливають на якість засвоєння матеріалу

Джерело: розроблено авторами

Тепер розглянемо IV → MED → DV у Таблиці 4.

Модерувальні ефекти представлені у наступній Таблиці 5.

Б. Надійність і конвергентна валідність вимірювальної моделі.

У Таблиці 6 визначені показники надійності та конвергентної валідності моделі для рефлексивних змінних.

Таблиця 4. Опосередковані шляхи та гіпотези

Шлях	Обґрунтування
$MED_1 \rightarrow DV_1, DV_2, DV_3$	Соціальна взаємодія є самостійним драйвером залученості (H7), успішності (H8) та якості освітнього процесу (H9)
$MED_2 \rightarrow DV_2, DV_3$	Підтримка інструктора прямо покращує результати академічної успішності (H10) та сприйняту якість освітнім процесом (H11)
$MED_3 \rightarrow DV_2, DV_3$	Локалізація – самостійний фактор академічної успішності (H12) та задоволеності освітнім процесом (H13)
$IV_1 \rightarrow MED_1 \rightarrow DV_1$	H14: Обговорення відео/інфографіки на форумах підсилює залученість слухачів
$IV_1 \rightarrow MED_1 \rightarrow DV_3$	H15: Peer-to-peer взаємодія навколо візуального контенту підвищує задоволеність слухачів освітнім процесом
$IV_2 \rightarrow MED_3 \rightarrow DV_3$	H16: Якісна локалізація аудіоконтенту (переклад, культурна адаптація) підвищує задоволеність освітнім процесом
$IV_3 \rightarrow MED_2 \rightarrow DV_2$	H17: Коли текстова адаптація недостатня, зростає потреба в консультаціях викладача, що компенсує прогалини й впливає на успішність

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 5. Модерувальні гіпотези

Модератор	Шлях, що модерується	Обґрунтування
MOD_1 Вік	$IV_2 \rightarrow DV_1$	H18: Уподобання аудіоформату (подкасти/TTS) відрізняються за віковими групами
MOD_2 Технічна інфраструктура	$IV_1 \rightarrow DV_1$	H19: Відео/презентації вимагають стабільного інтернету, слабкий канал послаблює ефект
MOD_2 Технічна інфраструктура	$MED_1 \rightarrow DV_1$	H20: Участь у форумах/спільній роботі залежить від доступу до техніки та мережі
MOD_3 Вхідний академічний рівень	$IV_3 \rightarrow DV_2$	H21: Студенти з нижчим рівнем підготовки отримують більшу вигоду від UDL (Universal Design for Learning)/chunking
MOD_3 Вхідний академічний рівень	$MED_2 \rightarrow DV_2$	H22: Значення підтримки інструктора важливіше для студентів з нижчою цифровою грамотністю

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 6. Результати оцінювання надійності та валідності моделі

Конструкт	Назва	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
DV1	Візуально-медійний контент	0.519	5.144	0.702	0.581
DV2	Аудіально-мовний контент	0.694	1.159	0.846	0.736
MED1	Соціальна взаємодія	0.840	0.869	0.925	0.860

Джерело: розроблено авторами

Для рефлексивних змінних за результатами розгляду індикаторної надійності (зовнішніх навантажень) $DV1.2$ має навантаження $0.406 < 0.708$, хоча CR і AVE прийнятні для $DV1$. Дискримінантна валідність для наявних пар підтверджена у Таблиці 7, жодне значення не наближається до 0.85.

Колінеарність не перевищує допустимий поріг у жодному формативному блоці (Табл. 8). Індикатори всіх латентних змінних не є мультиколінеарними, що доводиться значеннями

коефіцієнтів вздуття дисперсії $VIF < 3$, що підтверджує валідність індикаторів для формативних латентних змінних.

Таблиця 7. Дискримінантна валідність (HTMT, поріг $< 0.85-0.90$)

Пара конструктів	HTMT
DV2 ↔ DV1	0.289
MED1 ↔ DV1	0.427
MED1 ↔ DV2	0.154
mod1 ↔ DV1	0.049
mod1 ↔ DV2	0.342
mod1 ↔ MED1	0.082

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 8. Колінеарність індикаторів (VIF, поріг < 5)

Конструкт	Індикатори (VIF)
IV1	2.368 / 2.515 / 2.546
IV2	1.837 / 1.764 / 1.392
IV3	2.706 / 2.425 / 2.910
DV3	1.865 / 1.865
MED2	1.442 / 1.442
MED3	1.951 / 1.951
MOD2	1.674 / 1.674
MOD3	2.300 / 2.300
Інтеракційні терми (mod×IV, mod×MED)	1.000

Джерело: розроблено авторами

В. Перевірка структурних гіпотез

За результатами процедури бутстрепінгу (Рис. 2) у Таблиці 9 перевірені гіпотези моделі.

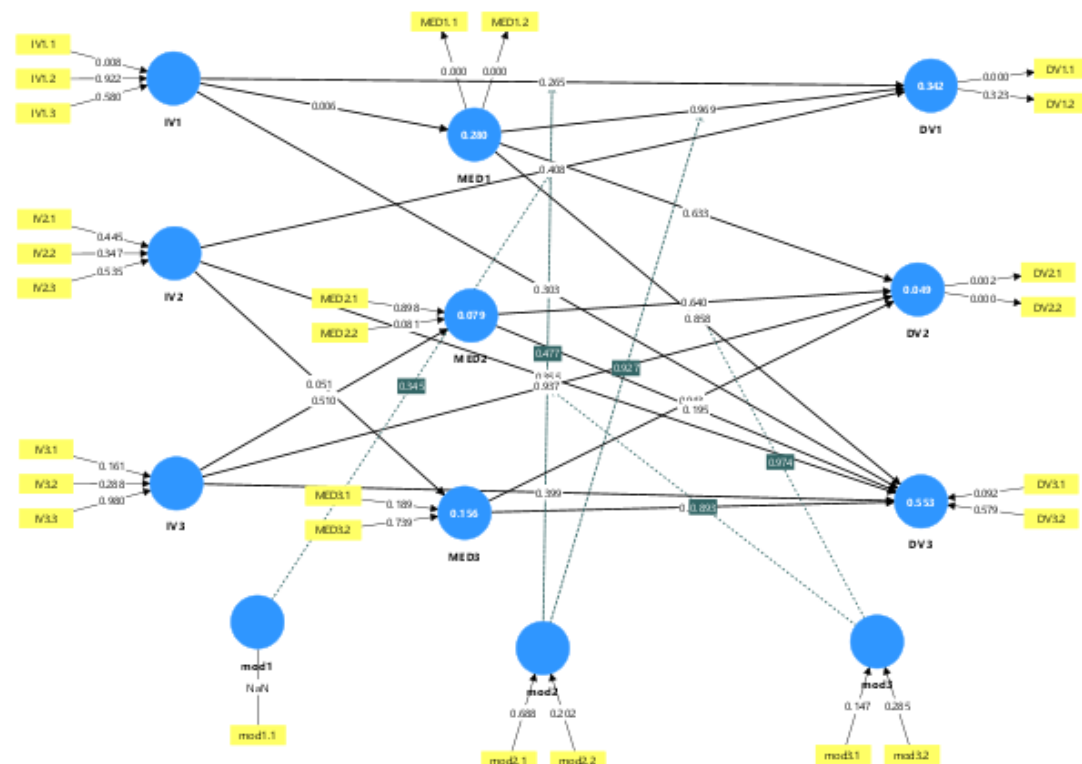


Рис. 2. Перевірка гіпотез моделі PLS-SEM за допомогою процедури бутстрепінгу

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 9. Коефіцієнти шляху – середнє значення, стандартне відхилення, t-значення, p-значення

№	Path	Original sample (O)	Sample mean (M)	STDEV	T statistics	P value
1	IV1 → DV1	0.487	0.382	0.436	1.116	0.265
2	IV1 → DV3	0.260	0.286	0.252	1.030	0.303
3	IV1 → MED1	0.529	0.532	0.194	2.724	0.006
4	IV2 → DV1	0.254	0.247	0.307	0.828	0.408
5	IV2 → DV3	0.227	0.200	0.246	0.925	0.355
6	IV2 → MED3	0.395	0.476	0.202	1.951	0.051
7	IV3 → DV2	-0.028	0.033	0.355	0.079	0.937
8	IV3 → DV3	0.236	0.137	0.279	0.844	0.399
9	IV3 → MED2	0.280	0.083	0.425	0.660	0.510
10	MED1 → DV1	-0.012	0.042	0.305	0.039	0.969
11	MED1 → DV2	0.115	0.087	0.241	0.477	0.633
12	MED1 → DV3	-0.048	0.002	0.269	0.179	0.858
13	MED2 → DV2	0.155	0.075	0.332	0.467	0.640
14	MED2 → DV3	0.265	0.201	0.204	1.295	0.195
15	MED3 → DV2	-0.020	0.017	0.274	0.072	0.943
16	MED3 → DV3	0.200	0.161	0.219	0.910	0.363
17	mod1 → DV1	0.038	-0.002	0.220	0.174	0.862
18	mod1 × IV2 → DV1	-0.260	-0.152	0.275	0.944	0.345
19	mod2 → DV1	-0.090	-0.037	0.224	0.402	0.687
20	mod2 × IV1 → DV1	0.268	0.131	0.377	0.711	0.477
21	mod2 × MED1 → DV1	-0.025	-0.026	0.273	0.092	0.927
22	mod3 → DV2	-0.179	-0.069	0.316	0.565	0.572

Джерело: розроблено авторами

Розглянемо пояснювальну здатність моделі (R^2) і розміри ефекту (f^2) у Таблиці 10 і Таблиці 11.

Таблиця 10. Пояснювальна здатність моделі (R^2)

Ендогенна змінна	R^2	R^2_{adj}	Інтерпретація
MED1	0.280	0.258	Слабка-помірна
MED2	0.079	0.050	Дуже слабка
MED3	0.156	0.130	Слабка
DV1	0.342	0.132	Помірна, але велика розбіжність $R^2-R^2_{adj}$
DV2	0.049	-0.207	Практично нульова / модель гірша за просте середнє
DV3	0.553	0.454	Помірна-суттєва (найкращий результат моделі)

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 11. Розміри ефекту (f^2)

Шлях	f^2	Розмір ефекту
IV1 → MED1	0.389	великий
IV2 → MED3	0.185	середній
IV1 → DV1	0.123	малий-середній
IV1 → DV3	0.095	малий
IV2 → DV1	0.081	малий
IV2 → DV3	0.091	малий
IV1 → MED1	0.389	великий

Джерело: розроблено авторами

Від’ємний R^2_{adj} для DV2 і значна розбіжність між R^2 і R^2_{adj} для DV1 є ознакою невеликого обсягу вибірки відносно кількості предикторів.

Результати перевірки всіх гіпотез наведені у Таблиці 12.

Таблиця 12. Результати перевірки гіпотез

Гіпотеза	Шлях	β	t	p	Результат
H1	IV1 → DV1	0.487	1.116	0.265	Не підтверджено
H2	IV1 → DV3	0.260	1.030	0.303	Не підтверджено
H3	IV2 → DV1	0.254	0.828	0.408	Не підтверджено
H4	IV2 → DV3	0.227	0.925	0.355	Не підтверджено
H5	IV3 → DV2	-0.028	0.079	0.937	Не підтверджено (знак протилежний)
H6	IV3 → DV3	0.236	0.844	0.399	Не підтверджено
H7	MED1 → DV1	-0.012	0.039	0.969	Не підтверджено (знак протилежний)
H8	MED1 → DV2	0.115	0.477	0.633	Не підтверджено
H9	MED1 → DV3	-0.048	0.179	0.858	Не підтверджено (знак протилежний)
H10	MED2 → DV2	0.155	0.467	0.640	Не підтверджено
H11	MED2 → DV3	0.265	1.295	0.195	Не підтверджено
H12	MED3 → DV2	-0.020	0.072	0.943	Не підтверджено (знак протилежний)
H13	MED3 → DV3	0.200	0.910	0.363	Не підтверджено
H14	MED1 медіює IV1→DV1	$a=0.529^{**}$ / непрямий=0.006	0.034	0.973	Не підтверджено
H15	MED1 медіює IV1→DV3	$a=0.529^{**}$ / непрямий=0.025	0.165	0.869	Не підтверджено
H16	MED3 медіює IV2→DV3	$a=0.395^{\dagger}$ / непрямий=0.079	0.630	0.529	Не підтверджено
H17	MED2 медіює IV3→DV2	$a=0.280$ / непрямий=0.044	0.285	0.775	Не підтверджено
H18	MOD1 × IV2 → DV1	-0.260	0.944	0.345	Не підтверджено
H19	MOD2 × IV1 → DV1	0.268	0.711	0.477	Не підтверджено
H20, H21, H22	MOD2 × MED1 → DV1	-0.025 / -0.044 / -0.009	0.092	0.927	Не підтверджено

Джерело: розроблено авторами

Медіаційні гіпотези (H14–H17) виступають єдиними статистично значимими в моделі: IV1→MED1 ($\beta=0.529$, $p=0.006$) і IV2→MED3 ($\beta=0.395$, $p=0.051$). Проте оскільки відповідні шляхи (MED→DV) незначущі, повної медіації немає в жодному випадку.

Висновки. Модель пояснює формування медіаторів, але не пояснює результати навчання. Єдина частина моделі, що працює – вплив візуально-медійного контенту на соціально-інтерактивне середовище (IV1→MED1, велике $f^2=0.389$) і вплив аудіального контенту на мовно-культурну локалізацію (IV2→MED3). Жоден із цих медіаторів, в свою чергу, статистично значуще не впливає на жодну зі змінних результату (DV1–DV3). Гіпотези опосередкування не підтверджуються не тому, що зв'язок IV→MED відсутній, а тому що друга половина ланцюжка (MED→DV) слабка й статистично незначуща в усіх випадках.

DV2 (академічна успішність) практично не пояснюється моделлю ($R^2=0.049$, $R^2_{adj}<0$) — жоден із наявних предикторів (IV3, MED1, MED2, MED3, MOD3) не має для неї значимого впливу. DV3 (загальна якість освітнього процесу) – найкраще пояснювана змінна ($R^2=0.553$), хоча жоден окремий прямий шлях до неї не є значущим. Це означає, що пояснення дисперсії цієї змінної розподілена між багатьма слабкими предикторами одночасно, а не концентрується в одному домінантному шляху.

Розмір вибірки виступає головним обмежувальним фактором. Великі стандартні відхилення в бутстрапі відносно самих коефіцієнтів і від'ємний R^2_{adj} для DV2 є ознаками

недостатньої статистичної потужності, а не обов'язково відсутності реальних зв'язків у генеральній сукупності.

За результатами проведення пілотного дослідження при залученні великої кількості учасників до вивчення курсу необхідно збільшити обсяг вибірки – не менше 100-150 учасників, розглянути видалення або переформулювання слабких індикаторів або доповнення відповідних шкал новими пунктами для підвищення надійності і виконати прогноз у моделі PLS-SEM для перевірки прогностичної валідності моделі поза межами вибірки.

Conflict of Interest: The authors declare that they have no conflict of interest, including financial, personal, authorship, or any other nature that could have influenced the research or the results published in this article.

Funding: This research received no external funding

Data Availability: All data are available in digital or graphical form within the main text of the manuscript and github link: <https://github.com/borntoflex/pls-sem-video-quality-code>

Use of Artificial Intelligence Tools: During the preparation of this manuscript, Artificial Intelligence (AI) tools-specifically ChatGPT, Google Gemini, and Claude-were utilized for grammatical and stylistic editing. All text sections processed with the assistance of these tools were thoroughly reviewed and edited by the authors. AI was not used to generate text, formulas, or tables, nor to formulate scientific claims, derive results, or draw conclusions. All scientific statements, results, and conclusions represent the authors' own intellectual contribution

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Zhang, Z., Zhang, J., Zhang, X., & Mai, W. “A comprehensive overview of Generative AI (GAI): Technologies, applications, and challenges”. *Neurocomputing*. 2025; 632: 129645. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.129645>.
2. Kannoja, R., Singh, A. K., Sharma, I., & Gupta, S. “Gen AI driven multilingual audio dubbing and synthesis system for cross-language video platforms”. *Results in Engineering*. 2025; 27: 106241. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106241>.
3. Sezaki, H., Goto, T., Kurihara, A., Kawamata, H., & Kayoko, K. “Comparing user perceptions of AI-Generated short video clips and text summaries of academic papers”. *Procedia Computer Science*. 2025; 270: 5389–5398. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.10.006>.
4. Gahar, R. M., Gorchene, B., Hidri, A., Arfaoui, O., & Hidri, M. S. “Building intelligent educational agents: A scalable LLM-based framework for assessment generation”. *Procedia Computer Science*. 2025; 270: 4075–4084. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.09.532>.
5. Alier, M., Pereira, J., García-Peñalvo, F. J., Casañ, M. J., & Cabré, J. (). “LAMB: An open-source software framework to create artificial intelligence assistants deployed and integrated into learning management systems”. *Computer Standards & Interfaces*. 2025; 92: 103940. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.csi.2024.103940>.
6. Huwer, J., Thyssen, C., Becker-Genschow, S., von Kotzebue, L., Finger, A., Kremser, E., Berber, S., Brückner, M., Maurer, N., Bruckermann, T., Meier, M., & Thoms, L.-J. “Competencies for teaching with and about artificial intelligence in the natural sciences – DiKoLAN AI”. *Computers and Education Open*. 2025; 9: 100303. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2025.100303>.
7. Xu, T., Liu, Y., Jin, Y., Qu, Y., Bai, J., Zhang, W., & Zhou, Y. “From recorded to AI-generated instructional videos: A comparison of learning performance and experience”. *British Journal of Educational Technology*. 2025; 56 (4): 1463–1487. DOI: <https://doi.org/10.1111/bjet.13530>.
8. Arkün-Kocadere, S., & Çağlar Özhan, Ş. “Video lectures with AI-generated instructors: Low video engagement, same performance as human instructors”. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*. 2024; 25 (3): 350–369. DOI: <https://doi.org/10.19173/irrodl.v25i3.7815>.
9. McGrath, M., Duenser, A., Lacey, J., & Paris, C. “Collaborative human-AI trust (CHAI-T): A process framework for active management of trust in human-AI collaboration”. *Computers in*

Human Behavior: Artificial Humans. 2025; 6: 100200. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2025.100200>.

10. Kuhn, K., Kersken, V., Reuter, B., Egger, N., & Zimmermann, G. “Measuring the accuracy of automatic speech recognition solutions”. *ACM Transactions on Accessible Computing*. 2023; 16 (4): 1–23. DOI: <https://doi.org/10.1145/3636513>.

11. Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. “A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)”. 3rd ed. *SAGE Publications*. 2022.

12. Amir, A. R., & Atif, S. M. “Evaluating workflow automation efficiency using n8n: A small-scale business case study”. *arXiv (Cornell University)*. 2026. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2602.01311>.

13. Viljoen, A., Stelzl, B., Yang, M., Nguyen, J., Hein, A., Elshan, E., & Krcmar, H. “Navigating flexibility and standardisation in Low-Code/No-Code development”. *Information Systems Journal*. 2026; 36 (1): 95–109. DOI: <https://doi.org/10.1111/isj.70001>.

14. Huh, M., Li, D., Pimmel, K., Shin, H., Pavel, A., & Dontcheva, M. “VideoDiff: Human-AI video co-creation with alternatives”. *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2025. p. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.1145/3706598.3713417>.

15. Spivakovsky, O. V., Omelchuk, S. A., Kobets, V., Valko, N. V., & Malchykova, D. S. “Institutional policies on artificial intelligence in university learning, teaching and research”. *Information Technologies and Learning Tools*. 2023; 97 (5): 181–202. DOI: <https://doi.org/10.33407/itlt.v97i5.5395>.

16. Spivakovsky, O., Omelchuk, S., Kobets, V., Poltoratskyi, M., Malchykova, D., & Lemeshchuk, O. “Institutional regulation of using AI-based services through the Kano model: the case of Kherson State University”. *Information Technologies and Learning Tools*. 2025; 108 (4): 129–157. DOI: <https://doi.org/10.33407/itlt.v108i4.6269>.

17. Ivanov, O., Iatsiuta, V., & Kobets, V. “Financial video analysis using natural language processing: An empirical study of stock forecast”. *International Journal of Computing*. 2026; 25 (1): 71–81. DOI: <https://doi.org/10.47839/ijc.25.1.4490>.

18. Ravšelj, D., Keržič, D., Tomažević, N., Umek, L., Brezovar, N., Iahad, N. A., Abdulla, A. A., Akopyan, A., Segura, M. W. A., AlHumaid, J., Allam, M. F., Alló, M., Andoh, R. P. K., Andronic, O., Arthur, Y. D., Aydın, F., Badran, A., Balbontín-Alvarado, R., Saad, H.B., ..., & Aristovnik, A. “Higher education students’ perceptions of ChatGPT: A global study of early reactions”. *PLoS ONE*. 2025; 20 (2): e0315011. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0315011>.

19. Kobets, V., Gulin, D., & Popovych, I. “Data-driven decision-making to identify the target audience of higher education institutions using machine learning techniques”. *Communications in computer and information science*. 2025; 2359: 343–356. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-81372-6_26.

20. Kobets, V., & Osykova, N. V. “Identification of factors for providing the higher education quality assurance for students”. *International Journal for Quality Research*. 2023, 17 (1): 195–208. DOI: <https://doi.org/10.24874/IJQR17.01-12>.

Received 02.09.2026

Received after revision 06.10.2026

Accepted 13.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.51>

UDC 378.014.6:004.8:519.233.5

The impact of multimodal educational content created using generative artificial intelligence on the quality of the educational process: a PLS-SEM analysis

Vitaliy M. Kobets¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4386-4103>; vkobets@ksu.ks.ua. Scopus Author ID: 56006224700

Vladyslav Ye. Unhurian¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6010-5222>; 000515@university.kherson.ua

¹⁾ Kherson State University, 27, Universytetska St. Kherson, 73003, Ukraine

ABSTRACT

This article examines the impact of multimodal educational content created using generative artificial intelligence (AI-generated video lectures, synthesized speech, and automatic subtitles) on the quality of the educational process. The relevance of this research stems from the lack of quantitatively verified models that link the structure of automatically generated content to pedagogical outcomes via intermediate mechanisms – social interaction, instructor support, and language localization. The aim is to develop and preliminarily test a PLS-SEM model for assessing this impact. A production pipeline for video lectures has been developed, incorporating a mandatory review stage by the academic supervisor, and a conceptual model of structural modeling using the partial least squares method has been constructed, encompassing three groups of independent content variables, three mediators, three dependent variables of learning quality, and three contextual moderators. The model was preliminarily tested on a simulated sample using SmartPLS, with bootstrap significance testing. Acceptable convergent and discriminant validity were confirmed for reflective constructs; the collinearity of formative indicators does not exceed the permissible threshold. The influence of visual media content on the formation of a socio-interactive environment and the marginal influence of audio content on language localization have been confirmed, whilst the influence of mediators on learning outcomes proved to be statistically insignificant, suggesting insufficient sample power rather than the absence of a real relationship in the general population. The results support the feasibility of a hybrid, human-centered architecture for the automated production of educational videos and outline a direction for further research with an expanded sample of respondents for confirmatory analysis.

Keywords: Generative artificial intelligence; PLS-SEM; automated video production; quality of the educational process; multimodal educational content

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Кобець Віталій Миколайович - доктор економічних наук, професор, професор кафедри Комп'ютерних наук та програмної інженерії. Херсонський державний університет, вул. Університетська, 27. Херсон, 73003, Україна
Галузь досліджень: інтелектуальний аналіз даних в економіці; еволюційна мікроекономіка; автоматизовані фінансові консультанти.

Vitaliy M. Kobets - Doctor of Economic Science, Professor, Department of Computer Science and Software Engineering. Kherson State University, 27, Universitetska Str. Kherson, 73003, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4386-4103>; vkobets@ksu.kh.ua. Scopus Author ID: 56006224700

Research field: data science in economics; evolutionary microeconomics; robo-advisors



Унгурян Владислав Євгенович - магістрант спеціальності «Інформаційні системи та технології» кафедри Комп'ютерних наук та програмної інженерії. Херсонський державний університет, вул. Університетська, 27. Херсон, 73003, Україна

Галузь досліджень: інформаційні системи, відеоконтент, генеративний штучний інтелект

Vladyslav Ye. Unhurian - Master Student of Information Systems and Technology, Department of Computer Science and Software Engineering. Kherson State University, 27 Universytetska St., Kherson, 73003, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-6010-5222>; 000515@university.kherson.ua

Research field: information systems, video content, generative AI