

АВТОМАТИЗОВАНЕ ВИЯВЛЕННЯ ОСВІТНІХ ВТРАТ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

<https://doi.org/10.37472/v.naes.2026.8122>



РАДКЕВИЧ

Олександр Петрович

доктор педагогічних наук,
професор, головний науковий
співробітник відділу
моніторингу та оцінювання
якості загальної середньої
освіти Інституту педагогіки
Національної академії
педагогічних наук України,
м. Київ, Україна



Анотація. У статті розглянуто проблему автоматизованого виявлення освітніх втрат у системі загальної середньої освіти України в умовах воєнного стану та цифрової трансформації. Обґрунтовано, що традиційні статистичні методи аналізу результатів навчання, зокрема за підсумками національного мультипредметного тесту (НМТ), є недостатньо ефективними для ідентифікації прихованих закономірностей у великих масивах даних. Автор пропонує перехід до нової парадигми управління освітою, що базується на використанні штучного інтелекту (ШІ) як когнітивного ядра аналітики, здатного створювати високоточні предиктивні моделі. У дослідженні детально описано архітектуру системи «Smart Monitoring», яка інтегрує методи машинного навчання із психометричними моделями сучасної теорії тестування. Особливу увагу приділено математичній формалізації інтегральних показників освітніх втрат та використанню індексу просторової автокореляції «Морана» для ідентифікації «зон освітньої вразливості». Розроблена модель дає змогу не лише фіксувати прогалини в знаннях, але й прогнозувати ризики недосягнення результатів навчання, виявляти випадки академічної недоброочесності та оцінювати додану освітню цінність закладів освіти. Практична значущість дослідження полягає у створенні інструментарію для прийняття обґрунтованих управлінських рішень, спрямованих на компенсацію освітніх втрат та збереження людського капіталу держави.

Ключові слова: штучний інтелект; освітні втрати; національний мультипредметний тест; машинне навчання; теорія тестування; «Smart Monitoring»; предиктивна аналітика; людський капітал.

Модернізація національної системи загальної середньої освіти в Україні зумовила акумуляцію колосальних масивів даних, отриманих за підсумками національного мультипредметного тесту (НМТ). Ці дані є не просто цифрами, а відображенням того, як українська освіта адаптується до екстремальних умов воєнного стану, масштабних освітніх втрат та нерівномірного доступу здобувачів освіти до цифрових технологій. У такій ситуації класичні статистичні методи, що фіксують результати навчання, стають не ефективними. Сучасність потребує інтеграції штучного інтелекту (ШІ) як когнітивного ядра, здатного трансформувати масиви неструктурованих даних у прикладні стратегічні сценарії та високоточні предиктивні моделі. Такий підхід дає змогу вийти за межі ретроспективної аналітики, створюючи систему динамічного супроводу освітнього процесу, де розрізнені показники стають основою для глибокого розуміння суті проблеми та науково обґрунтованого прогнозування майбутніх результатів. Застосування алгоритмів машинного навчання уможливорює виявлення прихованих закономірностей, які складно помітити людині, наприклад, специфічні кореляції між безпековою ситуацією в регіоні та динамікою успішності здобувачів освіти з

певних дисциплін. Це переводить аналітику з площини констатації фактів у площину проактивного реагування, де система загальної середньої освіти може заздалегідь ідентифікувати освітні втрати та пропонувати рішення для їх мінімізації.

Використання ШІ в аналізі результатів НМТ стає стратегічним інструментом підтримки стійкості всієї системи освіти. Поєднуючи методи психометрії з потужністю інтелектуальних систем, отримуємо можливість не лише оцінювати рівень знань, але й аналізувати ефективність самих освітніх програм та інструментів цифрового навчання. Автоматизоване виявлення освітніх втрат уможливить оперативне реагування на системні прогалини в загальноосвітній підготовці здобувачів освіти, що є критично важливим для збереження та розвитку людського капіталу в умовах відновлення країни. Отже, перехід від «ручного» аналізу до інтелектуального моніторингу формує нову парадигму управління освітою, де кожне рішення базується на об'єктивних даних і здатності системи адаптуватися до мінливих зовнішніх обставин, забезпечуючи високу якість навчання навіть у кризових ситуаціях.

У цьому контексті особливої актуальності набуває поняття «освітніх втрат», адже саме вони визначають уразливість здобувачів освіти й потребу у прийнятті своєчасних управлінських рішень. Освітні втрати – це реальні прогалини в знаннях та вміннях, які виникають через складні обставини, наприклад, тривалі перерви в заняттях або відсутність доступу до інтернету (Державна служба якості освіти України, 2024). Вони стають очевидними, коли результати тестів падають, а здобувачам освіти стає важче опрацьовувати нові теми чи виконувати завдання. Розуміння цього допоможе вчителям і батькам вчасно помітити, на якому етапі дитина почала відставати, щоб запропонувати їй правильну підтримку та простіші підходи до пояснення складних тем.

Актуальність цієї проблеми також підтверджується міжнародними звітами, зокрема ЮНЕСКО та ОЕСР, які наголошують на необхідності використання прогнозової аналітики для подолання нерівності в доступі до якісного навчання. Так, у дослідженні «The invisible classroom: Why data is key to solving the learning crisis» (UNESCO, 2024), проведеному ЮНЕСКО, підкреслюється, що для вирішення освітньої кризи потрібні нові методи збору даних та інноваційні підходи до аналітики, оскільки якісні дані є основою для ухвалення рішень, спрямованих на забезпечення рівного доступу до освіти. У звіті OECD «Education at a Glance 2025» (OECD, 2025) ефективно управління

освітніми системами в умовах цифровізації неможливе без інструментів предиктивного моделювання, які дають змогу ідентифікувати потенційні зони освітніх втрат ще до моменту настання критичних наслідків. В Україні концептуальні засади цього процесу закладені у «Стратегії цифровізації освіти і науки до 2027 року» та щорічних аналітичних звітах Українського центру оцінювання якості освіти (УЦОЯО) (Український центр оцінювання якості освіти, 2025), в яких підкреслюється важливість поглибленого аналізу результатів тестування для корекції державної освітньої політики.

Наукова новизна дослідження полягає у переході від констатації фактів успішності до автоматизованого пошуку прихованих закономірностей за допомогою методів машинного навчання. На відміну від стандартного підрахунку середнього бала, ШІ дає змогу виявляти складні кореляції між соціально-економічним профілем здобувача освіти, його територіальним розташуванням та динамікою виконання когнітивних завдань. Це дає змогу типізувати освітні втрати: від суто навчальних прогалин у знаннях з конкретних тем до системних розривів у якості освіти. Практична значущість роботи підсилюється можливістю створення системи «раннього попередження», яка на основі даних національного тестування може автоматично генерувати рекомендації для вдосконалення навчальних планів та розподілу бюджетних ресурсів на підтримку вразливих категорій здобувачів освіти.

У дослідженні використано *методологічні підходи*, сформульовані у працях провідних дослідників проблем освітніх даних та навчальної аналітики, зокрема Р. Бейкера та Д. Сіменса (Baker & Siemens, 2014). Згідно з їхніми напрацюваннями освітні дані, отримані в масштабних системах оцінювання, можуть бути ефективно використані для виявлення прихованих закономірностей у результатах навчання, прогнозування проблемних освітніх траєкторій та ідентифікації системних прогалин у навчанні здобувачів освіти. Автори обґрунтовують доцільність застосування методів машинного навчання, статистичного моделювання та патерн-аналізу для підтримки ухвалення освітньо-управлінських рішень, що є особливо актуальним у контексті аналізу результатів національного тестування та розроблення механізмів раннього виявлення освітніх втрат (Baker & Siemens, 2014). Результати дослідження цих учених узгоджуються з науковими розробками вітчизняних фахівців у сфері цифрової трансформації освіти, зокрема Інституту цифровізації освіти НАПН України, у яких акцентується роль

відкритих освітніх даних і цифрових аналітичних інструментів як основи для моніторингу якості освіти та своєчасного виявлення системних освітніх втрат. Сукупність означених методологічних підходів створює наукове підґрунтя для застосування інструментів ШІ в аналізі даних національного тестування здобувачів освіти (Інститут цифровізації освіти НАПН України, 2026). Означене дослідження також базується на аналізі даних офіційного порталу УЦОЯО (Український центр оцінювання якості освіти, 2026), який є національним адміністратором національного тестування та забезпечує відкритий доступ до узагальнених статистичних матеріалів і результатів оцінювання навчальних досягнень здобувачів освіти. Використання даних порталу УЦОЯО дає змогу здійснювати репрезентативний кількісний аналіз освітніх результатів у масштабі всієї країни, що створює надійну емпіричну основу для застосування методів ШІ з метою виявлення системних освітніх втрат і диспропорцій у загальноосвітній підготовці здобувачів освіти.

У сучасних дослідженнях ШІ та освітньої аналітики автоматизоване виявлення освітніх втрат розглядається як один із пріоритетних напрямів наукового пошуку. Дослідники з різних країн використовують великі масиви поведінкових, демографічних і результативних освітніх даних для ідентифікації стійких навчальних прогалин у знаннях і вміннях здобувачів освіти, а також для прогнозування їхніх результатів навчання. У межах таких досліджень особливу увагу приділено роботі Martinez та ін. (Martinez et al., 2024), орієнтованій на превентивну діагностику освітніх розривів із залученням інструментарію машинного навчання. Зокрема, застосування методів опорних векторів, метричної класифікації за подібністю ($k - NN$), баєсівських алгоритмів та «випадкового лісу» дало змогу підтвердити високу предиктивну здатність інтелектуальних систем у виявленні дефіцитів підготовки здобувачів освіти.

У роботах Martinez та ін. (Martinez et al., 2025), здійснено низку досліджень із застосуванням різних алгоритмів машинного навчання з метою виявлення найбільш уразливих періодів навчання у здобувачів освіти, продемонстровано ефективність систем раннього попередження, побудованих на основі методів ШІ. Означені системи забезпечують своєчасну ідентифікацію освітніх втрат, що проявляються у вигляді навчальних ускладнень і системних прогалин у підготовці. Отримані результати свідчать про потенціал таких підходів у підвищенні спроможності освітніх установ реагувати на академічні проблеми ще

до їх фактичного вияву. В. Ujkani, D. Minkovska та N. Hinov (Ujkani et al., 2024), пропонують використання Explainable AI, зокрема SHAP аналізу, для пояснення факторів, що впливають на навчальні труднощі здобувачів освіти. У своїй роботі автори доводять, що моделі ШІ здатні не лише прогнозувати навчальні відхилення, але й забезпечувати високий рівень інтерпретованості, що значно підвищує їх практичну цінність для управлінців закладів освіти і педагогів, зокрема.

Подолання освітніх втрат активно розробляється українськими науковцями, зокрема в межах досліджень установ НАПН України та закладів вищої освіти. У працях Ю. Жука та С. Науменко (Жук & Науменко, 2023) обґрунтовано інструментарій діагностування освітніх втрат на основі результатів тестування, що створює підґрунтя для подальшої автоматизації аналітичних процедур. Дослідження Є. Журавльової та В. Нічишиної (Журавльова & Нічишина, 2025) демонструють можливості використання інтелектуальних цифрових інструментів для аналізу навчальних даних і компенсації освітніх втрат у персоналізованому форматі. Узагальнення наукових напрацювань, представлених у доповіді О. Спіріна (Спірін, 2025), підтверджують перспективність застосування ШІ для моніторингу освітніх результатів і підтримки управлінських рішень у національній системі освіти. Розкрито можливості використання цифрових технологій і аналітичних інструментів для виявлення та подолання освітніх втрат у шкільній освіті. Автори обґрунтовують доцільність застосування даних масових оцінювань і цифрової освітньої аналітики для діагностування системних прогалин у навчальних досягненнях учнів, а також підкреслюють перспективність автоматизованих підходів до аналізу освітніх даних (Головко, 2023).

У вітчизняних наукових дослідженнях проблема компенсації освітніх втрат у контексті цифрової трансформації освіти розглядається, зокрема, у праці О. Топузова та С. Алексєєвої (Топузов & Алексєєва, 2024) «Штучний інтелект та імерсивні технології в освітніх практиках: компенсація освітніх втрат у загальній середній освіті під час війни в Україні». Автори аналізують можливості використання ШІ та імерсивних технологій як інструментів подолання освітніх втрат, що виникли внаслідок воєнних дій, і розкривають сутнісні ознаки поняття «освітні втрати», пов'язані зі зниженням рівня знань і навичок та порушенням академічного прогресу учнів. У дослідженні обґрунтовується необхідність комплексного підходу до компенсації освітніх втрат, у межах якого активне впровадження цифрових інструментів і

розвиток цифрової грамотності здобувачів освіти визначаються як пріоритетні напрями державної освітньої політики.

Актуальною у цьому контексті є діяльність міжнародної професійної спільноти – IEEE (інженери та технічні експерти), яка зосереджується на практичному використанні цифрових даних для підтримки навчання здобувачів освіти. Фахівці цієї організації аналізують різні варіанти дій, які можуть застосовувати вчителі або цифрові системи у випадках, коли ШІ виявляє перші ознаки навчальних труднощів. Це дає змогу визначати найбільш ефективні способи допомоги – від автоматизованих підказок у навчальних програмах до індивідуальних консультацій – і застосовувати їх у потрібний момент. Такий підхід сприяє своєчасному виявленню та подоланню освітніх втрат, підвищує справедливість освітнього процесу й забезпечує підтримку кожного здобувача освіти незалежно від складності навчальної програми.

Аналітичні моделі та системи раннього попередження можуть трансформувати освітні процеси та підтримувати своєчасні управлінські рішення (Schmidt et al., 2025). Зауважимо, що в цих роботах розглядається не лише побудова моделей прогнозування освітніх втрат здобувачів освіти, але й оцінювання ефективності педагогічних та організаційних заходів, що впроваджуються після їх виявлення. Такий підхід підкреслює практичну цінність систем раннього виявлення як інструменту формування адаптивних освітніх стратегій, спрямованих на своєчасну компенсацію освітніх втрат і підвищення результативності освітнього процесу.

У Сполучених Штатах Америки важливим джерелом досліджень є серія звітів Regional Educational Laboratory (Cattell & Bruch, 2021), у яких порівнюються традиційні моделі раннього попередження, побудовані на історичних даних, з алгоритмічними системами прогнозування освітніх втрат. У звітах показано, що використання методів машинного навчання дає змогу точніше визначати рівні освітніх втрат та гнучко формувати порогові значення для відбору цільових груп. Це підвищує ефективність систем раннього виявлення та робить їх більш результативними порівняно з класичними підходами.

Паралельно у світових психометричних дослідженнях активно застосовуються моделі Item Response Theory (IRT), зокрема 2PL (Two-Parameter Logistic model) і 3PL (Three-Parameter Logistic model), у поєднанні з алгоритмами ШІ. Такий підхід дає змогу автоматично виявляти аномалії у відповідях здобувачів освіти, ідентифікувати ймовірні випад-

ки вгадування або порушення академічної доброчесності, а також точніше оцінювати рівень їхньої загальноосвітньої підготовки. У низці робіт, зокрема у дослідженнях, опублікованих у виданнях Springer (Springer, n.d.) та IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers, n.d), підкреслюється потенціал поєднання моделей IRT з методами кластеризації та виявлення відхилень для побудови комплексних систем діагностування результатів навчання. У цьому контексті автоматизоване виявлення освітніх втрат за допомогою ШІ на основі даних національного тестування постає як надзвичайно актуальний і стратегічно важливий напрям сучасних наукових досліджень та освітньої політики України.

Використання такого наукового інструментарію перетворює системи ШІ на цінний елемент державного управління у сфері освіти, оскільки він дає змогу обґрунтовано розподіляти ресурси, планувати коригувальні освітні заходи та підвищувати ефективність моніторингу якості освіти. Розвиток і впровадження автоматизованих систем аналізу освітніх втрат не лише відповідає провідним світовим науковим тенденціям, але й є нагальною потребою для забезпечення стійкості, відновлення та модернізації вітчизняної системи загальної середньої освіти.

Теоретико-методологічний фундамент дослідження базується на переосмисленні поняття «освітні втрати» не як статичного факту неуспішності, а як ймовірнісної характеристики відхилення результатів навчання здобувача освіти від встановлених державних стандартів. У контексті аналізу великих даних таких тестувань як НМТ освітні втрати трансформуються у вимірювану величину, що відображає ймовірність недосягнення цілей навчання через вплив внутрішніх когнітивних або зовнішніх системних факторів. Для об'єктивізації цього процесу концепт освітніх втрат математично формалізується на основі апарату сучасної теорії тестування IRT. Зокрема, використання двопараметричної логістичної моделі 2PL, дає змогу алгоритмам ШІ динамічно зіставляти рівень підготовки здобувача освіти з параметрами тестового інструментарію:

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_i, a_j, b_j) = \frac{e^{a_j(\theta_i - b_j)}}{1 + e^{a_j(\theta_i - b_j)}}$$

де:

$P(X_{ij}=1)$ – ймовірність того, що здобувач i правильно виконає завдання j ;

θ_i – латентний рівень знань здобувача освіти;

a_j – параметр, розрізняти сильних і слабких

здобувачів освіти, який показує чутливість завдання до змін у рівні знань здобувача освіти;

b_j – параметр складності завдання (дискримінативність);

e – Число Ейлера ($\approx 2,718$), основа натурального логарифма, що використовується в експоненціальній функції логістичної моделі та забезпечує плавний S-подібний перехід імовірності.

На основі порівняння теоретично очікуваної ймовірності правильної відповіді, визначеної моделлю, з реальною поведінкою здобувача освіти система ШІ може виявляти статистично значущі відхилення. Такі відхилення інтерпретуються як аномалії, що сигналізують про підвищений рівень освітніх втрат. Це уможливорює диференціювання втрат на індивідуальному, груповому та системному рівнях, а також визначення причини їх виникнення – від локальних когнітивних розривів до ефектів системних диспропорцій. 2PL-модель у поєднанні з алгоритмами ШІ забезпечує комплексний інструмент для раннього виявлення освітніх втрат, їх структуризації та формування адресних педагогічних стратегій підтримки здобувачів освіти.

Приклад аномалії: Якщо здобувач освіти із низьким рівнем підготовки θ дає правильну відповідь на дуже складне завдання b з високою дискримінативністю a , модель фіксує аномально високе відхилення. Це сигнал про недоброчесність (списування або вгадування). На *мікрорівні* аналіз зосереджується на індивідуальних освітніх втратах, зокрема на когнітивних прогалинах у знаннях і розумінні навчального матеріалу. Використання алгоритмів машинного навчання дає змогу виявляти не лише низький підсумковий бал, але й стійкі закономірності помилок, що свідчать про некомпенсовані освітні втрати з окремих тем. На цій основі формується цифровий профіль навчальних досягнень здобувача освіти, який відображає накопичувальний ефект освітніх втрат і потребу в цілеспрямованій підтримці. На *мезорівні* аналіз охоплює освітні втрати на рівні окремих закладів загальної середньої освіти. Застосування інструментів ШІ дає змогу здійснювати кластеризацію закладів освіти за показниками так званої *доданої освітньої цінності*. Йдеться про вимірювану різницю між очікуваними результатами навчання здобувача освіти, які прогножуються на основі його попередніх досягнень, і фактичними результатами навчання, що відображає внесок освітнього середовища, викладання та педагогічних практик у розвиток учня (Cambridge. Insight, n.d.). Особлива увага приділяється ситуаціям, коли заклади освіти з подібними ресурсними умовами демонструють суттєві від-

мінності в результатах навчання здобувачів освіти, що свідчить про різний рівень накопичених та компенсованих освітніх втрат. На *макрорівні* досліджуються системні освітні втрати, пов'язані з регіональними, соціально-економічними та іншими структурними відмінностями.

Моделі ШІ дають змогу узагальнювати результати масового тестування та обчислювати інтегральні показники освітніх втрат для окремих територій або категорій здобувачів освіти, що створює основу для прийняття обґрунтованих управлінських рішень у сфері освітньої політики.

$$I_R = \sum_{k=1}^n w_k \cdot \frac{V_{max} - V_{curr}}{V_{max} - V_{min}}$$

Інтегральний показник освітніх втрат I_R розраховується як сума зважених нормованих відхилень, де кожен доданок під знаком суми визначає індивідуальний внесок конкретного фактора у загальну вразливість системи. Математично цей процес реалізується через лінійну трансформацію за допомогою виразу, який переводить різнопланові показники у зіставну шкалу від 0 до 1.

$$V_{norm} = \frac{V_{max} - V_{curr}}{V_{max} - V_{min}}$$

Така модель оцінює «дистанцію» між фактичним значенням V_{curr} та еталонним орієнтиром V_{max} відносно загального розмаху значень. При цьому виникає зворотна залежність: чим ближче реальний показник до ідеального стану, тим меншим є чисельник і кінцевий результат, що свідчить про мінімальний рівень загрози. Навпаки, наближення V_{curr} до критичного мінімуму V_{min} призводить до зростання показника освітньої втрати до одиниці, сигналізуючи про максимальне відхилення від норми. Завдяки такому нормуванню стає можливим математично коректно об'єднувати показники різної природи, оскільки вони набувають однакової розмірності. Кожне отримане значення коригується ваговим коефіцієнтом w_k , який відображає пріоритетність та значущість k -го параметра. Підсумковий інтегральний індекс I_R акумулює ці зважені відхилення, дозволяючи отримати об'єктивну та ієрархічно вивірену оцінку освітньої втрати, що враховує специфіку кожного впливового фактора.

Означений підхід відповідає методиці «Організації економічного співробітництва та розвитку», викладеній у звітах і матеріалах програми PISA 2022-2025 (OECD, 2023; OECD, 2026), та дає

змогу цілісно ідентифікувати «зони освітньої вразливості» ще до моменту настання соціальних наслідків. Окреме місце посідають психометричні втрати – аномалії в структурі тестів, які ШІ виявляє на основі аналізу дискримінативності завдань (a_j), запобігаючи викривленню об'єктивності національного оцінювання. Отже, інтегрована типологія втрат, підкріплена математичним моделюванням, перетворює дані тестування на дієвий інструмент превентивного державного менеджменту.

Реалізація автоматизованого виявлення освітніх втрат передбачає багаторівневу технічну архітектуру, ключовим етапом якої є попередня обробка даних. Масиви даних НМТ можуть містити різні технічні спотворення, зокрема пропуски даних унаслідок збою платформи, надто швидкі відповіді, що свідчать про вгадування, або значні затримки під час виконання завдань. Для відновлення відсутніх соціально-демографічних показників доцільно застосовувати метод метричної класифікації за подібністю ($k - NN$), згідно з яким значення заповнюються на основі найбільш подібних респондентів. З метою підвищення надійності подальшого аналізу дані очищуються від аномальних або некоректних значень, тобто таких, що не відображають реальний рівень навчальних досягнень. Для цього використовуються базові статистичні процедури, які дають змогу виявляти неправдоподібні результати, зокрема випадкові нульові значення або крайні показники, спричинені технічними помилками.

Після етапу очищення застосовуються алгоритми машинного навчання, які автоматично групують подібні між собою школи або територіальні громади. Такий підхід дає змогу виявити зони зі стабільною ситуацією та території, де спостерігається накопичення освітніх втрат. Зокрема, використовуються методи кластеризації: « k -means» об'єднує території або заклади освіти в групи за подібністю результатів навчання, що дає змогу виокремити групи з вищим і нижчим рівнем освітніх досягнень; «DBSCAN» – виявляє окремі школи або населені пункти, результати яких суттєво відрізняються від загальної картини. У частині випадків це свідчить про значні освітні втрати, а в інших – про ефективні практики, що заслуговують на подальше вивчення та поширення.

Для прогнозування ймовірності недосагнення здобувачем освіти порогового балу найвищу точність демонструють ансамблеві методи машинного навчання. Зокрема, алгоритм «випадкового лісу» дає змогу об'єктивно оцінити важливість кожного фактора – від типу закладу до регіональних особливостей, забезпечуючи при цьо-

му високу стійкість моделі до перенавчання. Паралельно методи «градієнтного бустингу» мінімізують похибки прогнозу, вибудовуючи складні нелінійні зв'язки між показниками. Якість роботи таких моделей визначається через інтегральну метрику F_1 -score, яка виступає гармонічним середнім між точністю (precision) та повнотою (recall). У контексті освітніх втрат показник precision відображає частку коректних прогнозів серед усіх ідентифікованих випадків «ризик нескладання», демонструючи обережність моделі у висновках. Показник recall, своєю чергою, характеризує здатність системи знайти всіх реальних здобувачів освіти, які потребують підтримки, мінімізуючи пропуски критичних випадків. Математична структура формули забезпечує баланс між цими параметрами, що є критично важливим під час нерівномірного розподілу даних.

$$F_1 = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Множник 2 та використання гармонічного середнього (один із видів середніх величин, який особливо чутливий до малих значень) роблять цей показник чутливим до будь-якого перекосу: якщо одна з метрик наближається до нуля, загальний бал F_1 суттєво знижується. Отже, досягнення значення F_1 близького до одиниці свідчить про ідеальну узгодженість моделі, що дає змогу водночас уникати хибних тривог і не пропускати жодного здобувача освіти в зоні ризику. Аналіз асоціативних правил: застосування алгоритмів «Apriori» або «FP-Growth» сприяє виявленню прихованих когнітивних зв'язків між успішністю здобувачів освіти з різних дисциплін. Наприклад, система може автоматично зафіксувати закономірність: «якщо здобувач освіти має низький рівень логіко-математичних навичок (математика), то з імовірністю 85 % він продемонструє критичні помилки в аналізі причинно-наслідкових зв'язків у природничих науках». Такі правила стають основою для розроблення інтегрованих курсів та методик компенсації освітніх втрат. Інтелектуальний аналіз даних у такому форматі перетворює «сиру» звітність на динамічну модель освітнього ландшафту, де кожен алгоритм виконує роль цифрового діагноста системних патологій.

Практичну основу дослідження становить розроблення архітектури системи «Розумного моніторингу», представленої на рис. 1.

Ця модель відображає наскрізний процес трансформації «сирих» даних у дієві управлінські рішення. На вході, як показано у блоці «ВХІДНІ

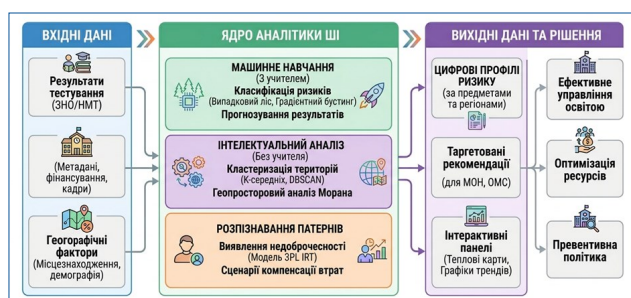


Рис. 1. Архітектура системи автоматизованого виявлення освітніх втрат

ДАНІ», система об'єднує різномірні потоки інформації: безпосередні результати тестування здобувачів освіти (НМТ), контекстну інформацію про заклад освіти (метадані про школу, рівень фінансування та кваліфікацію педагогів), а також важливі географічні фактори, такі як місцезнаходження та демографія регіону. Ці масиви даних одночасно передаються до центрального аналітичного ядра – «ЯДРА АНАЛІТИКИ ШІ». Усередині ядра реалізовано багаторівневий інтелектуальний аналіз. На першому рівні *машинне навчання з учителем* використовує ансамблеві методи класифікації для предиктивного моделювання ризиків та прогнозування майбутніх результатів навчання. На другому рівні *інтелектуальний аналіз* без учителя використовує неконтрольоване навчання для автоматичної кластеризації територій за схожими освітніми траєкторіями (алгоритми «k-means» та «DBSCAN») та проводить геопросторовий аналіз «Морана». На третьому рівні *розпізнавання системних закономірностей помилок* виконує виявлення академічної недобросовісності (застосовуючи модель 3PL IRT) та моделює сценарії компенсації освітніх втрат. Результатом комплексної обробки в ядрі є формування структурованих аналітичних продуктів, які поступають до блоку «ВИХІДНІ ДАНІ ТА РІШЕННЯ». Система допомагає зрозуміти, де і чому з'являються освітні проблеми, та підтримує державні органи у прийнятті рішень, використовуючи зрозуміле візуальне подання даних. У кінцевому підсумку, практичне впровадження цих вихідних аналітичних даних забезпечує досягнення стратегічних цілей: ефективне управління освітою, оптимізація ресурсів та превентивна політика, що перетворює менеджмент на проактивний.

Практико-орієнтована модель «Smart Monitoring» є не лише програмним продуктом, а комплексною системою, що поєднує результати НМТ з процесом державного управління. Система складається з окремих модулів: від збору даних до їх аналізу та виявлення аномалій. Ключовою особливістю цієї моделі є функція контекстуалізації, яка дає змогу ШІ інтерпретувати результати на-

вчання не ізолювано, а у зв'язку з середовищем. Це досягається на основі інтеграції даних тестування з контекстними масивами: типом місцевості (місто/село), обсягами фінансування закладу освіти, рівнем кваліфікації педагогічного складу та навіть близькістю до зони бойових дій. Такий підхід базується на методології «оцінювання доданої освітньої цінності». Вона дає змогу побачити, який реальний внесок робить заклад освіти у навчальні досягнення здобувача освіти, відокремлюючи цей ефект від впливу родинного й соціально-економічного середовища.

У межах моделі формується цифровий профіль освітніх втрат для кожної предметної галузі. Наприклад, у математичному профілі аналіз зосереджується на втратах, пов'язаних із недостатнім розвитком абстрактного мислення та розумінням ключових понять, тоді як у філологічному – на втратах у сфері функціональної грамотності та здатності до критичного аналізу текстів. Для кожного такого профілю алгоритми ШІ оцінюють імовірність накопичення освітніх втрат, що слугує основою для адресного спрямування ресурсів на підвищення кваліфікації педагогів у тих громадах, де зафіксовано найбільшу концентрацію предметно-специфічних прогалин.

Окремим важливим компонентом системи є блок алгоритмів виявлення проявів академічної недобросовісності, оскільки традиційні підходи до контролю не завжди дають можливість коректно враховувати сучасні стратегії вгадування або фальсифікації результатів. Для цього в моделі «Smart Monitoring» застосовується розширена трипараметрична логістична модель 3PL, яка сприяє оцінюванню результатів навчання з урахуванням чинника випадковості. Такий підхід підвищує точність інтерпретації результатів тестування та запобігає хибному заниженню або завищенню рівня освітніх досягнень, що є критично важливим для коректного виявлення й подальшої компенсації освітніх втрат.

$$P(X_{ij} = 1 | \theta_i, a_j, b_j, c_j) = c_j + (1 - c_j) \frac{e^{a_j(\theta_i - b_j)}}{1 + e^{a_j(\theta_i - b_j)}}$$

У цій моделі кожен параметр має чітке змістовне навантаження: P – інтегральна ймовірність того, що учень надасть правильну відповідь; X_{ij} – бінарний результат виконання завдання (1 – правильно, 0 – ні); θ_i – латентний рівень знань або когнітивних здібностей здобувача; a_j – параметр дискримінативності завдання (його здатність розрізняти підготовлених і не підготовлених учасників); b_j – рівень складності конкретного

запитання; c_j – коефіцієнт вгадування, що визначає мінімальний поріг імовірності правильної відповіді навіть за відсутності знань. ШІ здійснює глибокий аналіз системних закономірностей помилок відповідей у часовому вимірі, ідентифікуючи аномалії, коли здобувач освіти із низьким показником Θ демонструє миттєві правильні рішення на завданнях із високим рівнем складності b . Такий аналіз «цифрового сліду» дає змогу виявляти не лише поодинокі випадки використання заборонених засобів, але й системні мережеві аномалії, зокрема ідентичні профілі помилок у межах груп, що може свідчити про організовані витоки тестових матеріалів або надання сторонньої допомоги. Завдяки цьому моніторинг стає інструментом відновлення соціальної справедливості, де кожне рішення базується на математично доведених вірогідності доброчесного виконання тесту.

Етап *візуалізації* та *інтелектуальної підтримки* прийняття рішень є фінальною ланкою системи, яка трансформує складні висновки алгоритмів у зрозумілі інструменти для управлінців. Проектування інтерактивних дашбордів базується на принципах ієрархічного доступу, де для Міністерства освіти і науки України пріоритетом стають національні тренди успішності та динаміка подолання освітніх втрат, для УЦОЯО – психометрична валідність тестів, а для органів місцевого самоврядування – оперативні дані про ефективність конкретних закладів освіти. Центральним елементом тут виступає концепція «теплових карт», що містить методи геостатистичного аналізу для виявлення зон освітньої депресії. Математично цей підхід базується на розрахунку індексу просторової автокореляції «Морана»:

$$I_{spatial} = \frac{n}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (z_i - \bar{z})(z_j - \bar{z})}{\sum_i (z_i - \bar{z})^2}$$

Математична формалізація індексу просторової автокореляції «Морана» ($I_{spatial}$) у межах системи «Smart Monitoring» дає змогу об'єктивно верифікувати гіпотезу про територіальну залежність освітніх результатів, де основними компонентами розрахунку є: n – загальна кількість досліджуваних територіальних одиниць (громад або регіонів), що визначає статистичну потужність аналітичної вибірки; w_{ij} – елемент матриці просторових ваг, який математично кодує топологічний зв'язок та ступінь взаємного впливу між об'єктами i та j на основі їхньої географічної близькості; z_i та z_j – локалізовані значення освітнього показника (наприклад, середнього бала НМТ) у

відповідних координатах, що зіставляються із загальнодержавним середньоарифметичним значенням ($\bar{z}$) на основі механізму центрованих відхилень ($z - \bar{z}$). Завдяки такому синтезу параметрів система ШІ ідентифікує не просто поодинокі випадки неуспішності, а сталі кластери або «гарячі точки» освітніх втрат, що дає змогу наочно візуалізувати розрив між тилловими та прифронтовими регіонами, виявляти системні територіальні депресії та приймати обґрунтовані управлінські рішення щодо адресного спрямування державних ресурсів і впровадження коригувальних освітніх програм.

Функціональне наповнення моделі «Smart Monitoring» завершується модулем автоматичного генерування рекомендацій на засадах «прескриптивної» аналітики. На основі сформованих «цифрових профілів» система пропонує індивідуалізовані стратегії подолання дефіцитів: від автоматичного створення звітів для інститутів післядипломної освіти щодо необхідності цільових тренінгів для вчителів з конкретних тем (наприклад, з алгебри чи фізики) до пропозицій щодо впровадження гібридних моделей навчання в сільських ліцеях. Це забезпечує перехід від простого спостереження до управління результатами, де кожна управлінська дія є адресною, а розподіл освітніх ресурсів – максимально ефективним для збереження людського капіталу держави.

Підсумовуючи, інтеграція ШІ в систему національного оцінювання знаменує собою фундаментальний перехід від реактивного до проактивного управління загальною середньою освітою. Узагальнення переваг автоматизованого підходу над традиційним статистичним аналізом свідчить про якісну зміну парадигми: якщо класична статистика фіксує результати «постфактум», маскуючи критичні розриви за середніми показниками, то алгоритми ШІ дають змогу виявляти латентні освітні втрати на ранніх етапах. Швидкість оброблення великих даних, здатність до ідентифікації складних нелінійних залежностей та мінімізація суб'єктивного фактору роблять ШІ незамінним інструментом у забезпеченні об'єктивності національних вимірювань.

Важливим аспектом дослідження є встановлення прямого кореляційного зв'язку між результатами тестування та якістю людського капіталу країни. У сучасному світі освіта є не просто соціальним благом, а стратегічним економічним ресурсом. Як зазначає Світовий банк у концепції «Індексу людського капіталу», кожна невиявлена вчасно освітня втрата конвертується у зниження продуктивності праці та уповільнення ВВП у довгостроковій перспективі (Крау, 2019). Автомати-

зоване виявлення освітніх втрат за допомогою ШІ дає змогу державі здійснювати прецизійні інвестиції в «точки вразливості», вирівнюючи стартові можливості здобувачів освіти, що є запорукою стійкого розвитку України в повоєнний період.

Фінальним висновком роботи є твердження, що ШІ у системі «Smart Monitoring» має розглядатися як інтелектуальний партнер педагога та управлінця, а не їхня технологічна заміна. Роль ШІ полягає у звільненні фахівців від рутинної аналітичної роботи та наданні їм верифікованої бази для прийняття етичних, творчих та стратегічних рішень. Майбутнє управління освітою – у синергії людської емпатії та алгоритмічної точності, де ШІ виконує функцію «навігатора», що допомагає кожному здобувачу освіти успішно подужати індивідуальну освітню траєкторію. Реалізація запропонованої моделі дасть змогу Україні не лише ефективно долати поточні освітні виклики, але й посісти лідерські позиції в глобальному цифровому освітньому просторі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- Головко, М.В. (2023) Цифрові технології як інструментарій діагностики та компенсації освітніх втрат У І.А. Твердохліб (упоряд.), *Теорія і практика використання інформаційних технологій в умовах цифрової трансформації освіти: матеріали Всеукраїнської науково-практичної конференції, 29 червня 2023 року*. (203-205). Київ. Вид-во УДУ імені Михайла Драгоманова <https://lib.iitta.gov.ua/id/eprint/736744/>
- Державна служба якості освіти України. (2024, 26 листопада). Діагностика та подолання освітніх втрат: резильєнтність шкіл у сучасних умовах. <https://sqe.gov.ua/diagnostika-ta-podolannya-osvitnikh-vt/>
- Жук, Ю., & Науменко, С. (2023). Інструментарій діагностики освітніх втрат здобувачів загальної середньої освіти. У О.М. Топузов (ред.), *Проблеми сучасного підручника: навчально-методичне забезпечення освітнього процесу в умовах воєнного часу та повоєнного відновлення: збірник тез доповідей*. (с. 107-109). Київ: Педагогічна думка. <https://lib.iitta.gov.ua/id/eprint/738497/>
- Журавльова, Є.С., & Нічишина, В.В. (2025). Про використання можливостей штучного інтелекту у процесі надолуження освітніх втрат. *Наукові записки молодих учених Центральноукраїнського державного університету імені Володимира Винниченка*, 14. Кропивницький: РВВ ЦДУ ім В. Винниченка. <https://phm.cuspu.edu.ua/ojs/index.php/SNYS/article/view/2193>
- Інститут цифровізації освіти НАПН України. (2026). *Ресурси відкритого доступу*. <https://iitlt.gov.ua/scientific-activity/researches/resursy-vidkrytoho-dostupu/>
- Спірін, О.М. (2025). Цифрова трансформація освіти: штучний інтелект у сучасному освітньому просторі: Наукова доповідь загальним зборам НАПН України «Цифрова трансформація освіти: штучний інтелект у сучасному освітньому просторі», 21 листопада 2025 р. *Вісник Національної академії педагогічних наук України*, 7(2), 1-9. <https://doi.org/10.37472/v.naes.2025.7221>
- Топузов, О.М., & Алексеева, С.В. (2024) Штучний інтелект та іммерсивні технології в освітніх практиках: компенсація освітніх втрат у загальній середній освіті під час війни в Україні. У В. Кремень, Н. Ничкало, Л. Лук'янова, & Н. Лазаренко, ред., *Освіта для цифрової трансформації суспільства: монографія* (с. 249-260). Київ: ТОВ «Юрка Любченка». <https://lib.iitta.gov.ua/id/eprint/744578/>
- Український центр оцінювання якості освіти. (2025). *ЗВІТИ / ДАНІ. Український центр оцінювання якості освіти підготував офіційний звіт за результатами проведення у 2025 році національного мультимпредметного тесту*. <https://testportal.gov.ua/zvity-dani-2025/>
- Український центр оцінювання якості освіти. (2026). *Головна*. <https://testportal.gov.ua/>
- Baker, R., & Siemens, G. (2014). Educational Data Mining and Learning Analytics. In: Sawyer RK, Ed. *The Cambridge Handbook of the Learning Sciences. Cambridge Handbooks in Psychology* (pp. 253-272). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139519526.016>
- Cambridge. Insight. (n.d.). *What is value-added in education and how does it help?* <https://www.cambridge.org/insight/what-is-value-added>
- Cattell, L., & Bruch, J. (2021). *Identifying Students At Risk Using Prior Performance Versus a Machine Learning Algorithm*. https://ies.ed.gov/ncee/rel/regions/midatlantic/pdf/REL_2021126.pdf
- Institute of Electrical and Electronics Engineers. (n.d.). *IEEE Xplore digital library*. <https://ieeexplore.ieee.org>
- Kraay, A. (2019). The World Bank human capital index: a guide. *The World Bank Research Observer*, 34(1), 1-33. <https://openknowledge.worldbank.org/server/api/core/bitstreams/92a39786-3d5d-5a28-9e73-ec6b7ea42eff/content>
- Martinez, A.L.J., Sood, K., Mahto, R. (2025). Early Detection of At-Risk Students Using Machine Learning. In: Arabnia, H.R., Deligiannidis, L., Amirian, S., Ghareh Mohammadi, F., Shenavarmasouleh, F. (eds) *Foundations of Computer Science and Frontiers in Education: Computer Science and Computer Engineering. CSCE 2024. Communications in Computer and Information Science*, vol 2261. (pp. 396–406) Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-85930-4_36
- Martinez, A.L.J., Sood, K., & Mahto, R. (2024). Early detection of at-risk students using machine learning. In *World Congress in Computer Science, Computer Engineering & Applied Computing* (pp. 396-406). Cham: Springer Nature Switzerland. <https://arxiv.org/pdf/2412.09483>
- OECD. (2023). *PISA 2022 Results (Volume I): The State of Learning and Equity in Education*. PISA, OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/53f23881-en>
- OECD. (2025, September 9). *Education at a Glance 2025. OECD Indicators. Report*. <https://doi.org/10.1787/1c0d9c79-en>
- OECD. (2026). *Ukraine's Strategic Response to the Displacement Crisis: Return, Reintegrate, Reconnect*. OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/9b773da4-en>
- Schmidt, A., Cechinel, C., Queiroga, E.M., Primo, T., Ramos, V., Bordin, A.S., Mello, R.F., & Muñoz, R. (2025). Analyzing Intervention Strategies Employed in Response to Automated Academic-Risk Identification: A Systematic Review. *IEEE Revista Iberoamericana de Tecnologías Del Aprendizaje*, 20, 77–85. <https://doi.org/10.37472/v.naes.2026.8122>

doi.org/10.1109/rita.2025.3540161
Springer. (n.d.). *Springer Nature Link*. <https://link.springer.com>
Ujkani, B., Minkovska, D., & Hinov, N. (2024). Course Success Prediction and Early Identification of At-Risk Students Using Explainable Artificial Intelligence. *Electronics*, 13(21), 4157. <https://doi.org/10.3390/electronics13214157>

UNESCO. (2024, April 3). *The invisible classroom: Why data is key to solving the learning crisis*. <https://www.unesco.org/en/articles/invisible-classroom-why-data-key-solving-learning-crisis>

AUTOMATED IDENTIFICATION OF LEARNING LOSSES USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Oleksandr Radkevych

DSc in Education, Professor, Chief Researcher of the Department of Monitoring and Evaluation of the Quality of General Secondary Education of the Institute of Pedagogy of the National Academy of Educational Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

Abstract. *The article addresses the problem of automated identification of learning losses in Ukraine's general secondary education system under the conditions of martial law and ongoing digital transformation. It is argued that traditional statistical methods for analysing learning outcomes, including those based on the results of the National Multi-Subject Test (NMT), are insufficiently effective for identifying latent patterns within large-scale educational datasets.*

The author proposes a transition to a new paradigm of educational governance grounded in the use of artificial intelligence (AI) as the cognitive core of educational analytics, capable of generating high-precision predictive models. The study provides a detailed description of the architecture of the Smart Monitoring system, which integrates machine learning techniques with psychometric models derived from modern test theory.

Particular emphasis is placed on the mathematical formalisation of integral indicators of learning losses and on the application of Moran's Index of spatial autocorrelation to identify 'educational vulnerability zones'. The proposed model enables not only the recording of knowledge gaps but also the forecasting of risks regarding the failure to achieve learning outcomes, the detection of academic dishonesty, and the assessment of educational value added by institutions.

The practical significance of the research lies in the development of an analytical toolkit to support evidence-based managerial decision-making aimed at compensating for learning losses and preserving the nation's human capital.

Keywords: *artificial intelligence; learning loss; National Multi-Subject Test; machine learning; Item Response Theory; "Smart Monitoring"; predictive analytics; human capital.*

Отримано: 31 березня 2026 р.
Прийнято: 21 квітня 2026 р.
Опубліковано: 29 квітня 2026 р.