

УДК 004.8:378(477)

[https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).1.58-72](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.58-72)

І. В. Шелехов^{1,2}, доц., канд. техн. наук, **Д. В. Прилепа**², канд. техн. наук,
Ю. О. Хібовська², **К. Є. Шамонін**², **О. П. Доренський**³, доц., канд. техн. наук

¹Сумський національний аграрний університет, м. Суми, Україна

²Сумський державний університет, м. Суми, Україна

³Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: i.shelehov@snau.edu.ua, d.prylepa@cs.sumdu.edu.ua, dorenskyiop@kntu.kr.ua

Інформаційно-екстремальна технологія інтелектуального аналізу якості освітнього контенту в закладах вищої освіти

В статті подано результати дослідження, присвяченого адаптації інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології до практичної задачі інтелектуального аналізу якості освітнього контенту у закладах вищої освіти. Основна увага зосереджена на формуванні математичної моделі процесу інформаційно-екстремального машинного навчання системи класифікації якості навчальних матеріалів за оцінками роботодавців та випускників, а також на модифікації методів оптимізації функціональних параметрів машинного навчання. Таким чином, метою роботи є підвищення функціональної ефективності системи шляхом адаптації інформаційно-екстремальних моделей і методів машинного навчання до особливостей процесу оцінювання відповідності освітнього контенту вимогам ринку праці. В статті проаналізовано алгоритмічні підходи реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання з застосуванням вкладених гіперсферичних контейнерів та критерію функціональної ефективності на основі інформаційної міри Кульбака. Запропонований підхід забезпечує зростання функціональної ефективності системи з 55% до 97%. В праці показано застосування інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології у сфері оцінювання якості та адаптації навчальних матеріалів ЗВО, що сприяє підвищенню їх відповідності актуальним вимогам, стандартам, потребам ринку праці, очікуванням роботодавців.

інтелектуальний аналіз даних, оцінювання функціональної ефективності, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, аналітично-інформаційна система, класифікатор

Постановка проблеми. Відповідно до сучасних Критеріїв якості вищої освіти в Україні, встановлених наказом МОН України від 15.05.2024 № 686 (Положенням про акредитацію освітніх програм, за якими здійснюється підготовка здобувачів вищої освіти) актуальність змісту навчання (освітнього контенту) є невід’ємним завданням ЗВО. Водночас, ринок праці змінюється, розвиваються стандарти освіти, з’являється новий досвід випускників – навчальні матеріали повинні вчасно оновлюватися, адаптуватися до нових вимог. Проте традиційні методи оцінювання якості контенту часто базуються на суб’єктивних оцінках, не враховують комплексного аналізу і не забезпечують оперативного реагування на зміни у професійних стандартах. В результаті виникає розрив між підготовкою фахівців та потребами роботодавців, що негативно впливає на ефективність освітнього процесу та конкурентоспроможність випускників [1].

Існуючі системи керування навчанням (наприклад, дистанційним або змішаним) здебільшого не включають інтелектуальні компоненти, які могли б автоматично аналізувати та класифікувати якість навчальних матеріалів на основі реальних даних від роботодавців і випускників. Такі системи обмежені в адаптивності та гнучкості, що знижує їх здатність до актуалізації освітнього контенту в умовах динамічного розвитку ринку праці. Відсутність механізмів інтелектуального аналізу призводить до недостатнього

використання зворотного зв'язку, що ускладнює своєчасне оновлення навчальних програм [2].

Для подолання цих проблем доцільно застосовувати інформаційно-екстремальну інтелектуальну технологію (ІЕІ-технологія), яка забезпечує оптимізацію процесу навчання системи оцінювання якості контенту за допомогою геометричних моделей контейнерів класів. Ця технологія дозволяє автоматично аналізувати багатовимірні дані, підвищувати точність класифікації та адаптувати навчальні матеріали відповідно до реальних потреб ринку праці. Однак практична реалізація таких систем потребує розробки ефективних алгоритмів навчання та оптимізації параметрів, які враховують складність і неоднорідність вхідної інформації [3, 4].

Таким чином, актуальність розробки системи інтелектуального аналізу якості (СІОЯ) освітнього контенту на основі ІЕІ-технології є обґрунтованою, оскільки вона сприяє підвищенню адаптивності, точності оцінювання та загальної якості освітніх програм, що в кінцевому результаті підвищує конкурентоспроможність випускників на ринку праці.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблема створення інформаційних систем інтелектуального аналізу якості освітнього контенту вважається все більш актуальною в сучасній науковій літературі. У дослідженні [5] запропоновано адаптивну систему оцінювання освітніх матеріалів, яка використовує методи машинного навчання для автоматичної класифікації навчальних модулів за рівнем відповідності ринковим вимогам. У цій праці для врахування багатовимірних властивостей освітнього контенту і формування прогнозів якості матеріалу з вищою точністю застосовано багат шарові нейронні мережі. Робота [6] спрямована на формування групи навчальних модулів із подібними характеристиками, ґрунтуючись на підході до інтелектуального аналізу освітнього контенту із застосуванням кластерного аналізу та гібридних алгоритмів оптимізації. В результаті запропонована авторами методика забезпечує гнучку адаптацію освітніх програм шляхом інтеграції зворотного зв'язку від роботодавців і здобувачів вищої освіти, що підвищує релевантність навчальних курсів. У публікації [7] досліджено застосування інформаційно-екстремальних технологій для підвищення точності класифікації якості освітнього контенту. Автори розробили алгоритми оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів якості задля підвищення функціональної ефективності системи навчання. Окрема увага приділена питанням масштабованості та адаптивності моделей у реальних інфосередовищах. В працях [8, 9] представлено аналіз інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у сфері освіти, які використовують комплексні підходи на основі нечітких логік та експертних систем. Запропоновані методи покращують процес оцінювання навчальних матеріалів, враховуючи неоднозначність та неповноту вхідних даних, що характерно для освітніх систем. Дослідження [10, 11] присвячені розробці модульної інформаційної системи з інтелектуальними компонентами для динамічного коригування змісту навчального контенту на основі аналітики оцінок користувачів і зовнішніх факторів, таких як зміни ринку праці. Особливістю підходу є інтеграція адаптивних алгоритмів навчання з можливістю масштабування системи для різних рівнів освіти. Науково-дослідні роботи [16-18] присвячені синтезу моделей інформаційних систем різного призначення задля цифрової трансформації та підвищення якості бізнес-процесів у сферах охорони здоров'я, фінансів та вищої освіти України відповідно. Запропонована адаптивна ШІ-модель для визначення інвестиційного ризику удосконалила фінансові інструменти та персоналізацію рішень; модель і технологічна реалізація ІДС «Theses» для моніторингу наукової діяльності в ЗВО сформувала основу цифрового управління академічним середовищем і прогнозування результативності його функціонування (діяльності

учасників освітнього процесу); удосконалена модель муніципальної ІС медсервісу забезпечила доступність і стійкість діджиталізованих послуг. Сукупно ці праці показали потенціал інтеграції ІІІ, ІС та цифрових технологій для підвищення ефективності управління, прозорості бізнес-процесів, доступності послуг у різних сферах людської діяльності (у освітній зокрема).

Отже, сучасні дослідження свідчать про перспективність і високу ефективність застосування інформаційно-екстремальних та гібридних інтелектуальних технологій для аналізу якості освітнього контенту.

Постановка завдання. Метою дослідження є розробка математичної моделі інформаційного аналізу і синтезу системи оцінювання якості освітнього контенту, що навчається у рамках ІЕІ-технології. Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі задачі: 1) компонування навчальної матриці системи інтелектуального оцінювання якості; 2) синтез математичної моделі інформаційно-екстремального машинного навчання СІОЯ; 3) оцінювання функціональної ефективності параметрів СІОЯ.

Виклад основного матеріалу. Нехай дано алфавіт класів якості освітнього контенту $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$, де M – кількість класів якості, та навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, де N – кількість ознак оцінювання; n – кількість реалізацій в навчальній матриці [3]. Відомий вектор параметрів функціонування системи СІОЯ, має таку структуру в загальному випадку [7]:

$$g = \langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}, f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle, \Xi_1 + \Xi_2 = \Xi,$$

де $\langle g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1} \rangle$ – генотипні параметри функціонування СІОЯ, які впливають на параметри розподілу реалізацій;

$\langle f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2} \rangle$ – фенотипні параметри функціонування СІОЯ, які прямо впливають на геометрію контейнера класу якості освітнього контенту.

При цьому відомі обмеження на відповідні параметри функціонування:

$$R_{\xi_1}(g_1, \dots, g_{\xi_1}, \dots, g_{\Xi_1}) \leq 0; R_{\xi_2}(f_1, \dots, f_{\xi_2}, \dots, f_{\Xi_2}) \leq 0.$$

На етапі навчання в рамках ІЕІ-технології необхідно сформувати в радіальному базисі бінарного простору ознак оцінювання оптимальне розподілення класів якості з точки зору інформаційної ефективності, за таких умов [3, 13]:

$$\begin{aligned} & (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_m^o \neq \emptyset]; \\ & (\exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) (\exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset]; \\ & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o = \emptyset]; \\ & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))], \\ & \bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^o \subseteq \Omega_B; k \neq l; k, l, m = \overline{1, M}, \end{aligned}$$

де d_k^*, d_l^* – оптимальні радіуси гіперсферичних контейнерів класів якості $K_k^o \in X_k^o$ та $K_l^o \in X_l^o$ відповідно. Водночас інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) набуває максимуму в робочій області визначення його функції [3]:

$$E^* = \max_G E_m,$$

де E_m – КФЕ параметрів СІОЯ; G – робоча область КФЕ.

Розроблена в рамках ІЕІ-технології математична модель оптимізації геометричних параметрів вкладених контейнерів класів оцінювання якості може

розглядатися як модифікація базового оптимізаційного контуру (рис. 1), інтегрованого в алгоритм машинного навчання [13].

У представленій діаграмі відображень множин (рис. 1) використовуються такі позначення [3, 7, 13]: G – простір вхідних факторів, що характеризують ознаки освітнього контенту; T – множина моментів часу збору даних або проведення оцінювання; Z – простір можливих станів процесу адаптації та оцінювання якості контенту; Ω – простір ознак, які використовуються для класифікації модулів навчального матеріалу; Y – множина сигналів після початкової обробки вхідної інформації; $\mathfrak{R}^{[M]}$ – множина вирішальних правил; $I^{[I]}$ – множина статистичних гіпотез щодо належності реалізацій до певного класу оцінювання; $\mathfrak{Z}^{[q]}$ – множина точнісних характеристик; E – множина значень інформаційного КФЕ. Оператори відображають відповідні множини в процесі навчання і регламентують пошук оптимальних в інформаційному розумінні функціональних параметрів СЮЯ.

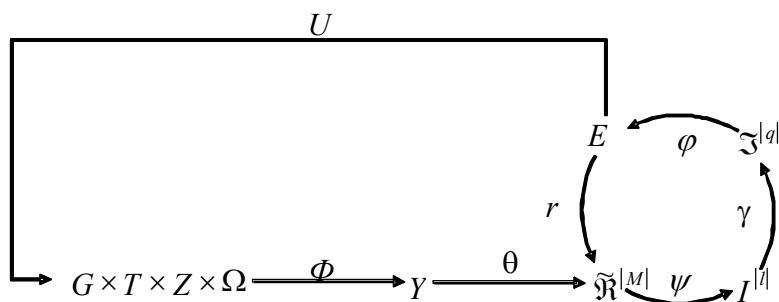


Рисунок 1 – Математична модель оптимізації геометричних параметрів вкладених контейнерів класів якості у вигляді діаграми відображень множин

Джерело: розроблено авторами

У разі, якщо структуру контейнерів класів якості контенту формують, виходячи з припущення про існування еталонного представлення навчального матеріалу, інші варіанти контенту, що мають нижчі оцінки, можуть розглядатися як варіації з певним ступенем відхилення від цього еталону. Оскільки напрям таких відхилень є невизначеним і може охоплювати будь-який аспект освітнього контенту, найбільш адекватною формою представлення класів у такому випадку є вкладена структура. У центрі такої структури розташовується зразок, що відповідає найвищому рівню якості; навколо нього — приклади рівня «добре»; ще далі – реалізації з оцінкою «задовільно». Для реалізації такої схеми контейнерів у просторі ознак оцінювання якості доцільно модифікувати традиційне представлення гіперсферичних контейнерів, передбачивши можливість формування вкладеної гіперсферичної області, тобто дозволивши створювати в середині контейнера порожнину гіперсферичної форми. У цьому разі кожен контейнер задається трьома параметрами: координатами центру x_k , внутрішнім $R_1^{(k)}$ і зовнішнім $R_2^{(k)}$ радіусами гіперсфери. Крім того, для задачі оцінювання якості контенту з використанням прийнятої раніше гіпотези необхідно ввести додаткове обмеження відносно центрів контейнерів класів оцінювання якості.

$$x_1 = x_2 = x_3 = \underbrace{(11\dots1)}_N = x \quad (1)$$

де N – потужність простору ознак оцінювання якості.

Удосконалена модель, що представлена у вигляді схематичної діаграми відображень множин, що ілюструє структуру оптимізаційного процесу (рис. 2).

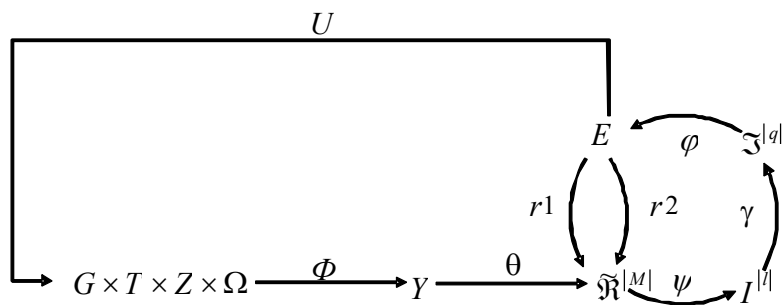


Рисунок 2 – Математична модель оптимізації геометричних параметрів вкладених контейнерів класів якості у вигляді діаграми відображень множин

Джерело: розроблено авторами

В якості КФЕ інтелектуальної СІОЯ освітнього контенту застосовується інформаційна міра Кульбака [3, 14, 15], яка для рівномірних двохальтернативних рішень визначається формулою:

$$E_m = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1 + D_2 + 10^{-r}}{\alpha + \beta + 10^{-r}} \right) * \left[(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta) \right], \quad (2)$$

де D_1 , D_2 – перша та друга достовірності, обчислені на k -му кроці навчання; α , β – помилка першого та другого роду; 10^{-r} – достатньо мале число для уникнення поділу на 0. Застосування інформаційної міри Кульбака дозволяє інтегрувати в єдиний критерій такі різні, але взаємозалежні показники, як точність та ймовірність хибних спрацювань.

Отже, запропонована модифікація полягає у введенні контурів оптимізації внутрішнього $\psi \rightarrow \gamma \rightarrow \varphi \rightarrow r_1$ та зовнішнього $\psi \rightarrow \gamma \rightarrow \varphi \rightarrow r_2$ радіусів вкладених контейнерів класів якості, що дозволяє безпосередньо оптимізувати геометричні параметри розбиття класів $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$, замість застосування одного контуру $\psi \rightarrow \gamma \rightarrow \varphi \rightarrow r$ (рис. 1). Послідовність оптимізації радіусів контейнера для кожного класу якості може бути вибрана довільно. Відповідно до принципів ІЕІ-технології оптимальними вважаються такі значення радіусів, які відповідають максимальному значенню КФЕ в робочій області $d_k^* = \arg \max_{G_{d_k}} E_k(d_k)$ або

$$(d_{I,k}^*, d_{O,k}^*) = \arg \max_{G_{d_{I,k}} \times G_{d_{O,k}}} E_k(d_{I,k}, d_{O,k}) \text{ для модифікованої варіації моделі.}$$

Використання вкладених контейнерів класів якості вимагає внесення коректив в базовий алгоритм навчання СІОЯ в рамках ІЕІТ. Розглянемо основні етапи реалізації цього алгоритму за математичною моделлю представленої на рис. 2 [13, 14]:

1) Бінеаризація навчальної матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ з використанням системи контрольних допусків (СКД) на ознаки оцінювання $\delta_{K,i}$:

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i}; \\ 0, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i}. \end{cases}$$

2) Формування центру вкладених гіперсферичних контейнерів класів якості x (1).

3) Ініціалізація циклу оптимізації геометричних параметрів вкладеного гіперсферичного контейнеру класу якості $k = 0, 1, \dots, m$.

- 4) Ініціалізація циклу оптимізації зовнішнього радіуса $d_{O,k} = 0, 1, \dots, N$.
- 5) Ініціалізація циклу оптимізації внутрішнього радіуса $d_{I,k} = 0, 1, \dots, d_{O,k}$.
- 6) Відтворення вкладеного гіперсферичного контейнеру k -го класу якості з центром x і поточними зовнішнім і внутрішнім радіусами, оцінювання його точностних характеристик ($D_1(d_{I,k}, d_{O,k}), D_2(d_{I,k}, d_{O,k})$) та обчислення КФЕ $E_k(d_{I,k}, d_{O,k})$ (2).
- 7) Завершення циклу оптимізації внутрішнього радіуса $d_{I,k}$.
- 8) Завершення циклу оптимізації зовнішнього радіуса $d_{O,k}$.
- 9) Визначення оптимальних радіусів $\langle d_{I,k}^*, d_{O,k}^* \rangle = \arg \max_{G_{d_{I,k}} \times G_{d_{O,k}}} E_k(d_{I,k}, d_{O,k})$, де $\{G_{d_{I,k}} \times G_{d_{O,k}}\}$ – робоча область визначення КФЕ ($D_1(d_{I,k}, d_{O,k}) > 0.5$ та $D_2(d_{I,k}, d_{O,k}) > 0.5$)
- 10)) Завершення циклу оптимізації геометричних параметрів вкладених гіперсферичних контейнерів класів якості k

В рамках ІЕІ-технології запропоновані два алгоритми оптимізації СКД [3, 4]: паралельний, що оптимізує ширину поля допусків δ_K для всіх ознак оцінювання якості одночасно, та послідовний, що визначає оптимальну ширину поля кожної ознаки окремо $\{\delta_{K,i}^*\}$. При цьому оптимальними вважаються такі значення СКД, що відповідають максимальному усередненому значенню КФЕ в робочій області його визначення $\delta_K^* = \arg \left\{ \max_{G_{\delta_K}} \left[\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \max_{G_{d_k}} E_k(d_k) \right] \right\}$ або $\delta_K^* = \arg \left\{ \max_{G_{\delta_K}} \left[\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \max_{G_{d_{I,k}} \times G_{d_{O,k}}} E_k(d_{I,k}, d_{O,k}) \right] \right\}$ для модифікованої моделі. Аналогічні модифікації використовуються в алгоритмах послідовної оптимізації СКД, що перетворює стандартну процедуру $\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \left\{ \max_{G_{\delta_{K,i}}} \left[\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \max_{G_{d_k}} E_k(d_k) \right] \right\}, i = \overline{1, N}$ пошуку оптимальної СКД для i – тої ознаки на $\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \left\{ \max_{G_{\delta_{K,i}}} \left[\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \max_{G_{d_{I,k}} \times G_{d_{O,k}}} E_k(d_{I,k}, d_{O,k}) \right] \right\}, i = \overline{1, N}$, зберігаючи порядок вкладеності контурів оптимізації.

Для оцінювання ефективності СІОЯ освітнього контенту на основі ІЕІ-технології було сформовано навчальну матрицю, що містить три класи якості освітнього контенту. Перший клас X_0^o відповідає контенту відмінної якості, другий клас X_1^o – матеріалам із оцінкою «добре», третій X_2^o – з оцінкою «задовільно». Вхідні дані формувалися на основі результатів оцінювання якості навчального контенту кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету. Інформація, необхідна для навчання системи, вносилася до бази даних співробітниками кафедри. Робочі масиви даних формувалися шляхом опитування роботодавців, випускників і студентів університету, які надають оцінки навчальним модулям за шкалою від 0 до 100 балів. Для комплексного оцінювання якості використовувався набір із 50 характеристик (рис. 3), за якими респонденти мали визначити рівень якості навчального контенту під час проведення опитувань випускників та представників роботодавців. А саме:

- зміст навчального контенту – відповідність освітній програмі, сучасність інформації, відповідність рівню освіти, врахування потреб ринку праці, комплексність охоплення тем, міждисциплінарність, чіткість структури матеріалів, відповідність стандартам, академічна доброчесність, джерела та бібліографія;
- методична якість: логічна послідовність подання, чіткість формулювань, використання прикладів і кейсів, актуальні задачі / вправи, доступність викладу, різноманітність методів, відповідність результатам навчання, стимулювання

критичного мислення і креативності, засоби активного навчання, рекомендації до самостійної роботи;

- технічна якість: форматування та дизайн, адаптивність до пристроїв, зручність навігації, відсутність технічних помилок, оптимізація для онлайн, мультимедійні матеріали, якість зображень і відео, сумісність з платформами, можливість друку, захист авторських прав;

- оцінювання та фідбек: чіткість критеріїв оцінювання, різнорівневі завдання, автоматизовані тести, наявність зразків відповідей, систематичний зворотний зв'язок, відстеження прогресу, оцінювання знань і компетентностей, формувальне оцінювання, рефлексивні завдання, узгодженість контрольних точок;

- педагогічна цінність: мотиваційність змісту, відповідність різним стилям, підтримка самостійного мислення, сприяння креативності, інклюзивність, підтримка міжкультурного діалогу, можливість індивідуалізації, етичний нейтралітет, врахування зворотного зв'язку, гнучкість в оновленні матеріалу.

Таким чином, джерелом даних для всіх графіків та числових показників є реальна, емпірично зібрана інформація.

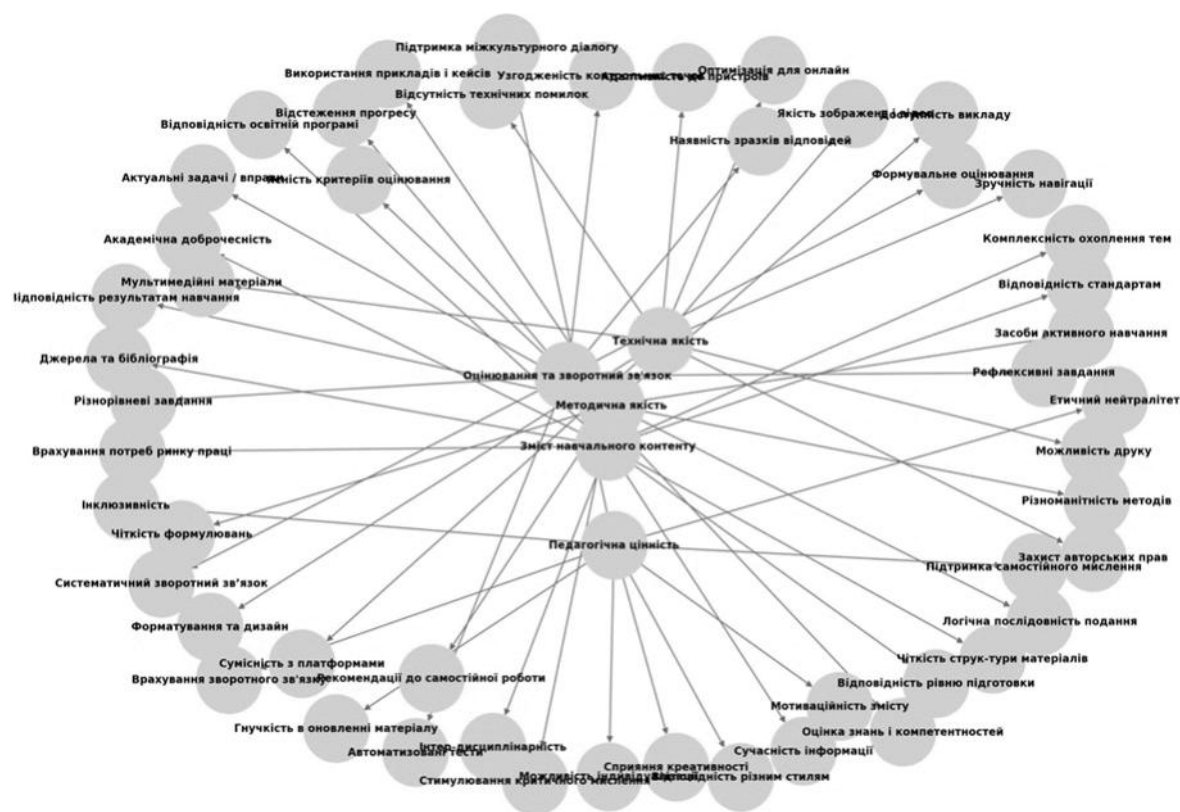


Рисунок 3 – Ієрархічна схема характеристик якості освітнього контенту ЗВО

Джерело: розроблено авторами

На початковому етапі побудови вирішальних правил інтелектуальної системи застосовано паралельний алгоритм оптимізації СКД для СЮЯ, що ілюструється на рисунку 2. Результати оптимізації СКД за допомогою даного алгоритму показано на рисунку 3. При цьому робоча область визначення усередненого КФЕ (УКФЕ) відзначена штриховкою. Аналіз отриманих даних свідчить, що оптимальним з інформаційної точки зору параметром є $\delta^* = 11$, при якому досягається максимальне УКФЕ, що становить $\bar{E}^* = 1.04$.

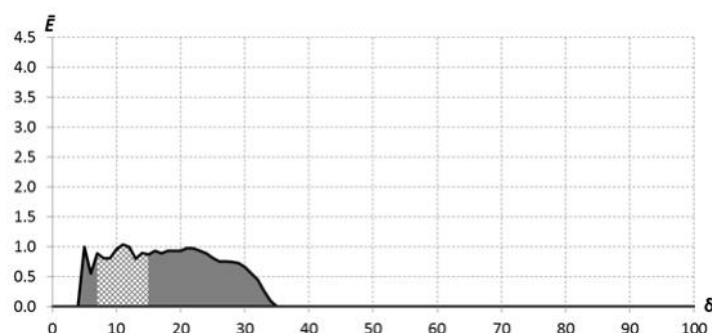
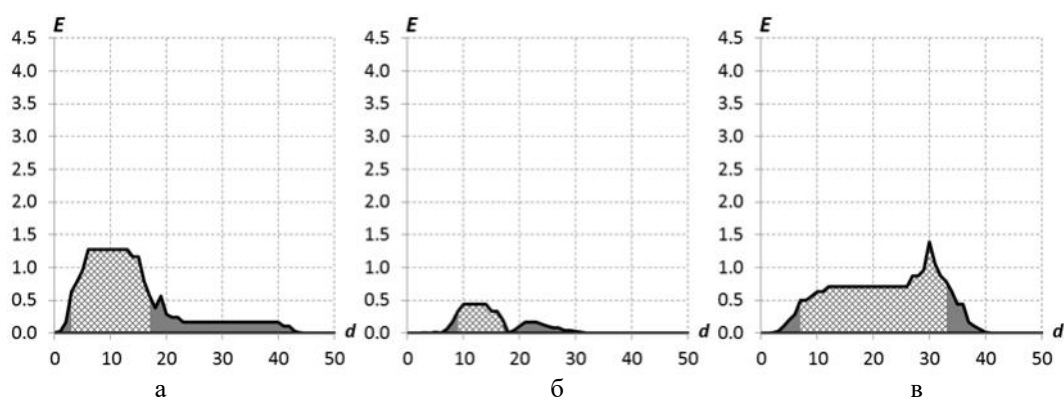


Рисунок 4 – Графік зміни УКФЕ при паралельній оптимізації СКД

Джерело: розроблено авторами

На рисунку 5 наведено детальний процес оптимізації радіусів гіперсферичних контейнерів, які відповідають окремим класам якості освітнього контенту.

Рисунок 5 – Графік зміни КФЕ при оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил: а – класу X_0^o ; б – класу X_1^o ; в – класу X_2^o

Джерело: розроблено авторами

Аналіз результатів оптимізації показав, що для досягнення найкращих результатів у кожному з класів контейнерів, параметри повинні мати наступні значення: для класу X_0^o оптимальний радіус становить $d_0=6$ при міжцентровій відстані $d_c=21$, для класу X_1^o – $d_1=10$ при $d_c=21$, а для класу X_2^o – $d_2=30$ при $d_c=32$. При цих параметрах контейнерів отримані такі значення КФЕ та точносних характеристик системи керування: для класу X_0^o $E=1.27358$ ($D_1=0.85$; $\beta = 0.20$), для класу X_1^o $E=0.44$ ($D_1 = 0.55$; $\beta = 0.15$), для класу X_2^o $E = 1.39$ ($D_1 = 0.93$; $\beta = 0.25$).

Для підвищення ефективності навчання застосовано послідовний алгоритм оптимізації СКД на ознаки оцінювання. На рисунку 6 зображено динаміку зміни УКФЕ в процесі оптимізації СКД.

Оптимальне значення параметра СКД було досягнуто на третьому етапі оптимізації після 200-ї ітерації. При цьому максимальне значення УКФЕ склало 1.40. Результати оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил для трьох класів якості за такого СКД наведені на рисунку 7.

Аналіз результатів оптимізації показує, що оптимальні параметрами контейнерів для класів якості визначаються такими значеннями: для першого класу X_0^o E радіус $d_0=9$ при міжцентровій відстані $d_c=13$, для другого класу X_1^o – радіус $d_1=10$ при

міжцентровій відстані $d_c=13$, для третього класу X_2^o – радіус $d_2=13$ при міжцентровій відстані $d_c=14$. Відповідно до цих параметрів, значення КФЕ та точносних характеристик системи керування для кожного класу такі: для першого класу X_0^o $E=1.39$ ($D_1=0.80$; $\beta=0.13$), для другого класу X_1^o $E=1.16$ ($D_1=0.72$; $\beta=0.10$), для третього класу X_2^o $E=1.66$ ($D_1=0.97$; $\beta=0.25$).

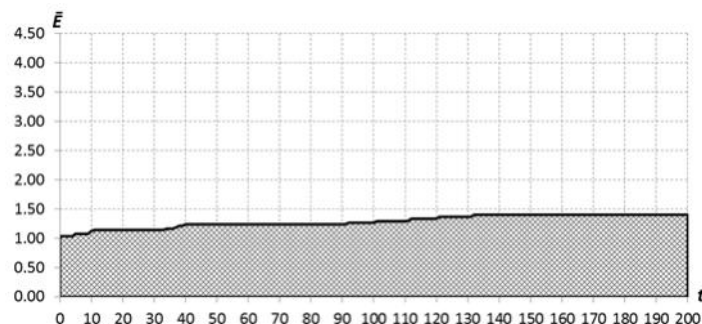
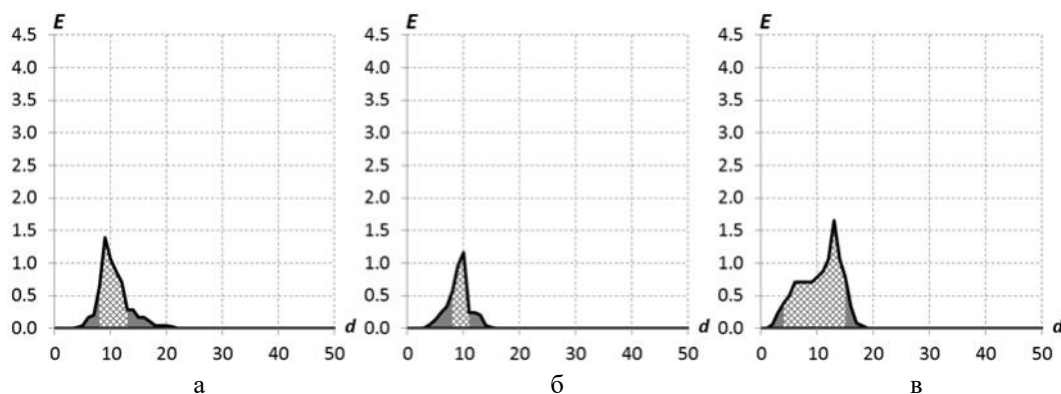


Рисунок 6 – Графік зміни усередненого КФЕ в процесі оптимізації СКД за послідовної алгоритмом

Джерело: розроблено авторами



1. Рисунок 7 – Графік зміни КФЕ при оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил:

2. а – класу X_0^o ; б – класу X_1^o ; в – класу X_2^o

3. Джерело: розроблено авторами

Для підвищення точності вирішальних правил були застосовані вкладені контейнери з єдиним центром. Відповідно до алгоритму, всі координати еталонних векторів для класів якості були рівні одиниці. Результати оптимізації СКД для такої структури контейнерів за допомогою паралельного алгоритму показано на рисунку 8.

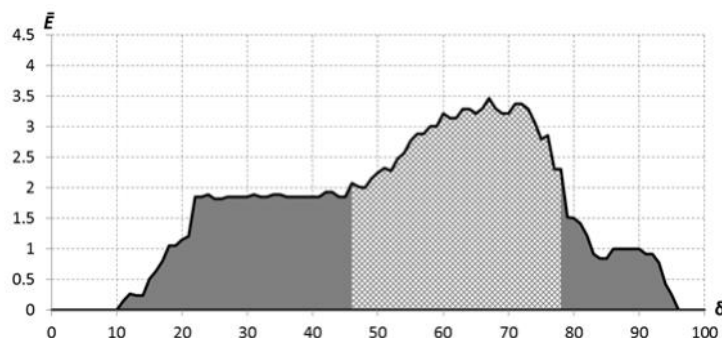


Рисунок 8 – Графік зміни УКФЕ при паралельній оптимізації СКД

Джерело: розроблено авторами

При оптимальному значенні параметра СКД $\delta^* = \pm 67$, яке забезпечує максимальне значення УКФЕ $\bar{E}_{\max} = 3.47$ у робочій області цього параметра, була проведена оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів якості, що показано на рисунку 9.

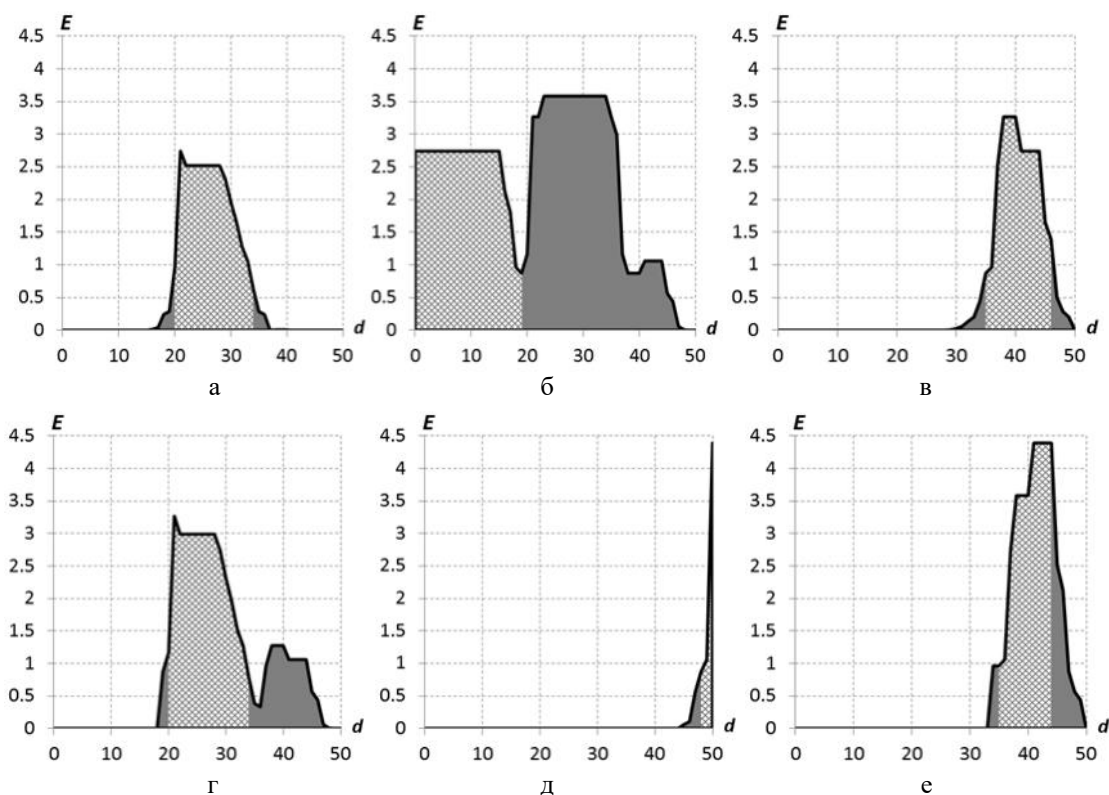


Рисунок 9 – Графік зміни КФЕ при оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил:

а – зовнішній радіус $R_1^{(0)}$ класу X_0^o ; б – внутрішній радіус $R_2^{(0)}$ класу X_0^o ;

в – зовнішній радіус $R_1^{(1)}$ класу X_1^o ; г – внутрішній радіус $R_2^{(1)}$ класу X_1^o ;

д – зовнішній радіус $R_1^{(2)}$ класу X_2^o ; е – внутрішній радіус $R_2^{(2)}$ класу X_2^o

Джерело: розроблено авторами

Аналіз результатів оптимізації показав, що оптимальними параметрами контейнерів для класів якості є: для першого класу X_0^o – зовнішній радіус $R_2^{(k)} = 21$, внутрішній радіус $R_1^{(k)} = 0$; для другого класу X_1^o – зовнішній радіус $R_2^{(k)} = 38$, внутрішній радіус $R_1^{(k)} = 21$; для третього класу X_2^o – зовнішній радіус $R_2^{(k)} = 50$, внутрішній радіус $R_1^{(k)} = 41$. За цими параметрами, значення КФЕ та точносних характеристик системи керування для кожного класу становлять: для першого класу X_0^o – $E_{\max}^{(0)} = 2.74$ ($D_1 = 0.93$; $\beta = 0.05$), для другого X_1^o – $E_{\max}^{(1)} = 3.27$ ($D_1 = 0.95$; $\beta = 0.03$), для третього X_2^o – $E_{\max}^{(2)} = 4.39$ ($D_1 = 1$; $\beta = 0$).

Для покращення ефективності навчання було застосовано послідовний алгоритм оптимізації СКД для ознак оцінювання. Динаміка зміни УКФЕ в процесі оптимізації СКД відображена на рисунку 10.

Аналіз результатів показав, що оптимальне значення параметра СКД досягнуто на третьому етапі оптимізації після 150-ї ітерації. При цьому максимальне значення

УКФЕ склало 3.98. Результати оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил для трьох класів якості при такому СКД представлені на рисунку 11.

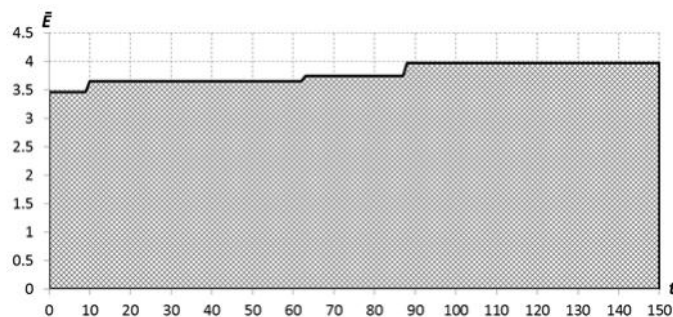


Рисунок 10 – Графік зміни УКФЕ в процесі оптимізації СКД за послідовної алгоритмом
Джерело: розроблено авторами

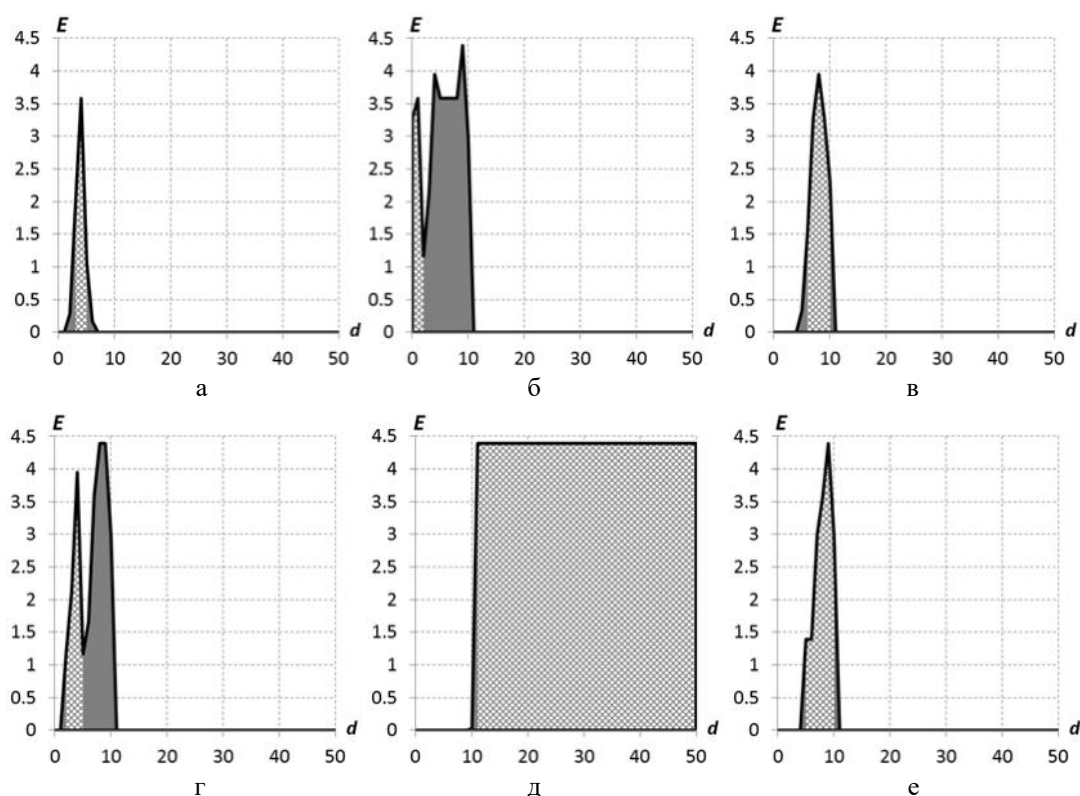


Рисунок 11 – Графік зміни КФЕ при оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил:

а – зовнішній радіус $R_1^{(0)}$ класу X_0^o ; б – внутрішній радіус $R_2^{(0)}$ класу X_0^o ;

в – зовнішній радіус $R_1^{(1)}$ класу X_1^o ; г – внутрішній радіус $R_2^{(1)}$ класу X_1^o ;

д – зовнішній радіус $R_1^{(2)}$ класу X_2^o ; е – внутрішній радіус $R_2^{(2)}$ класу X_2^o

Джерело: розроблено авторами

Аналіз результатів оптимізації показує, що для контейнерів класів якості оптимальними параметрами є: для першого класу X_0^o – зовнішній радіус $R_2^{(k)}=4$, внутрішній радіус $R_1^{(k)}=1$; для другого класу X_1^o – зовнішній радіус $R_2^{(k)}=8$, внутрішній радіус $R_1^{(k)}=4$; для третього класу X_2^o – зовнішній радіус $R_2^{(k)}=11$, внутрішній радіус $R_1^{(k)}=9$. Згідно з цими параметрами контейнерів, значення КФЕ та точностних

характеристик системи управління для кожного класу становлять: для першого класу $X_0^o - E_{\max}^{(0)} = 3.58$ ($D_1 = 0.95$; $\beta = 0$), для другого $X_1^o - E_{\max}^{(1)} = 3.95$ ($D_1 = 0.97$; $\beta = 0$), для третього $X_2^o - E_{\max}^{(2)} = 4.39$ ($D_1 = 1$; $\beta = 0$).

Отже, розроблено математичну модель та алгоритми для інтелектуальної аналітично-інформаційної системи оцінювання якості освітнього контенту з використанням ІЕІ-технології. Це дозволило підвищити точність класифікації навчальних модулів. Програмно реалізовані алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання СЮЯ з орієнтацією на оптимізацію основних функціональних параметрів, їх QC на практичному прикладі задачі машинного навчання класифікаційному оцінюванню трьох класів якості навчального контенту на основі результатів опитування зовнішніх стейкхолдерів (випускників та роботодавців) [12] забезпечили зростання функціональної ефективності системи з 55% (отриманого при застосуванні менш ефективного алгоритму оптимізації) до 97% (досягнутого за допомогою послідовного алгоритму оптимізації з вкладеними контейнерами). Таким чином досягнуто підвищення функціональної ефективності системи, а також підтверджено доцільність застосування обраного підходу для адаптації освітніх програм до вимог ринку праці.

Обговорення одержаних результатів. Запропоноване технологічне рішення – ІЕС – порівняно з існуючими аналогами вирізняється високою теоретичною обґрунтованістю, фокусом на оптимальність рішень. До ключової переваги автори відносять максимізацію точності класифікації, що досягнуто побудовою моделей, які дають максимально можливу правильність рішень для заданих даних. В контексті оцінювання якості освітнього матеріалу означене забезпечує мінімум хибних рішень (висновків) щодо його належності (відповідності або невідповідності) встановленим вимогам та очікуванням. До сильних сторін також слід віднести отриману інваріантність до розмірності і складності даних: оскільки задача має багатовимірний простір ознак, порівняно з існуючими алгоритмами інформаційно-екстремальна технологія дозволяє забезпечити надійність рішень завдяки геометричному підходу: гіперсфери у просторі ознак. Практична цінність ІЕС – вона є гнучкою технологією, яка дозволяє забезпечити періодичний моніторинг навчального контенту відповідно до змін у зовнішньому середовищі (вимоги ліцензійних умов, стандартів вищої освіти, запити працедавців, рекомендації випускників тощо).

Недоліки та слабкі сторони ІЕС формують: складність реалізації (математичний апарат ІЕТ досить складний, тому для впровадження вимагає кваліфікованих фахівців з аналізу даних), вимога до навчальної вибірки та експертних даних (метод потребує наявності репрезентативної матриці ознак і рішень для навчання, тобто необхідним є експертне оцінювання великої кількості освітніх компонент ОП для навчання ІЕТ-системи), а головне – ІЕТ зосереджена на класифікаційних задачах з фіксованими класами «відповідає вимогам» або «не відповідає» вимогам, не даючи відповіді чому саме контент не відповідає.

Висновки. У роботі представлено математичну модель та алгоритми для інформаційної системи інтелектуального аналізу якості освітнього контенту випускової кафедри, що базується на технології ІЕІ. Запропонований підхід включає формування навчальної матриці на основі оцінок випускників та роботодавців, математичне моделювання процесу навчання системи оцінювання та оптимізацію основних функціональних параметрів СЮЯ, в тому числі, вкладених гіперсферичних контейнерів

класів оцінювання та системи контрольних допусків на ознаки оцінювання.

Експериментальні дослідження виконані на трьох класах якості освітнього контенту [12]. Використання інформаційної міри Кульбака як критерію функціональної ефективності дозволило оптимізувати параметри системи керування та, як наслідок, досягти підвищення точності класифікації, зокрема, до 97%. Застосування паралельних і послідовних алгоритмів оптимізації системи контрольних допусків сприяло покращенню адаптивності системи та зменшенню помилкових спрацьовувань. Водночас виявлено, що система є недосконалою щодо роботи з більш складними класами освітнього контенту, а також потребує удосконалення в частині забезпечення гнучкості у випадку розширення функціональних можливостей ІЕТ-системи.

Перспективним напрямом подальших розвідок є дослідження можливості інтегрування додаткових інтелектуальних методів на кшталт гібридних нейро-нечітких моделей. Крім того, окремої уваги слід приділити пошуку інтегрованих рішень, які б поєднали сильні сторони ІЕТ з гнучкістю нечіткої логіки, потужністю сучасного ШІ. Це – перспективний шлях до комплексних (інтегрованих) СІОЯ.

Запропонована ІЕС може бути впроваджена в заклади вищої освіти України для цифровізованого моніторингу й оцінювання якості освітнього контенту ЗВО, що забезпечить підвищення відповідності змісту освіти за освітніми програмами актуальним вимогам, підвищення якості освіти та конкурентоспроможності випускників українських університетів на ринку праці.

Список літератури

1. Meylani R. A Comparative Analysis of Traditional and Modern Approaches to Assessment and Evaluation in Education. *Journal of Educational Research*. 2024. Vol. 15, № 1. P. 520–555. DOI: 10.51460/baedb.1386737.
2. Kintanar F., Elladora S. T., Genabe V. C., Rendon Z. L. L. Perceived Limitations of E-learning Platforms. *International Journal of Educational Research*. 2021. Vol. 11, № 2. P. 157–172.
3. Довбиш А. С. Основи проєктування інтелектуальних систем : навч. посіб. Суми : СумДУ, 2009. 172 с.
4. Прилепа Д. В. Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія діагностування емоційно-психічного стану людини : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.06. Харків, 2024. 188 с.
5. Ezzahraa Elhabti F. Enhancing student performance prediction in e-learning ecosystems using machine learning techniques. *International Journal of Information and Education Technology*. 2025. Vol. 15, № 2. P. 301–311. DOI: 10.18178/ijiet.2025.15.2.2243.
6. Sayed B. T., Madanan M., Biju N. Intelligent systems to measure the quality of assessments in higher education. *Journal of Management Information and Decision Sciences*. 2022. Vol. 25(S6). P. 1–11.
7. Довбиш А. С., Шелехов І. В., Хібовська Ю. О., Матяш О. В. Інформаційно-аналітична система оцінювання відповідності сучасним вимогам навчального контенту спеціальності кібербезпека. *Радіоелектроніка і комп'ютерні системи*. 2021. Т. 1, № 197. С. 70. DOI: 10.32620/reks.2021.1.06.
8. Zhang Y., Li X. Student achievement prediction and auxiliary improvement method based on fuzzy decision support system. *Discover Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 5, № 63. P. 1–14. DOI: <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00308-7>.
9. Senkivskyy V., Sikora L., Lysa N., Kudriashova A., Pikh I. Fuzzy system for the quality assessment of educational multimedia edition design. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15, № 8. Article 4415. DOI: <https://doi.org/10.3390/app15084415>.
10. Sajja R., Sermet Y., Cikmaz M., Cwiertyny D., Demir I. Artificial Intelligence-Enabled Intelligent Assistant for Personalized and Adaptive Learning in Higher Education. *Information*. 2024. Vol. 15(10). Article 596. DOI: <https://doi.org/10.3390/info15100596>.
11. Tavakoli M., Mol S. T., Kismihók G. Labour market information driven, personalized, OER recommendation system for lifelong learners. *arXiv preprint*. 2020. P. 96–104. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.07465>.
12. Гладченко М. С. Інформаційна система інтелектуального аналізу якості освітнього контенту кафедри : роб. на здоб. кваліф. ступ. магістр ; спец. 122 – комп'ютерні науки (інформатика)

- [Електрон. ресурс] / М. С. Гладченко ; наук. кер. І. В. Шелехов. Суми : СумДУ, 2019. 59 с. URL: <http://essuir.sumdu.edu.ua/handle/123456789/76815>.
13. Shelekhov I. V., Prylepa D. V., Khibovska Y. O., Otroshchenko M. S. Machine learning decision support systems for adaptation of educational content to the labor market requirements. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2023. Vol. 1, № 62. P. 62–72. DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-1-6>.
 14. Шелехов І. В., Прилепа Д. В., Зборщик О. П., Міщенко А. Є. Побудова вирішальних правил для СППР адаптації навчального контенту випускної кафедри до вимог ринку праці. *Patent RF*. № 6551. 2022.
 15. Moskalenko V. V., Moskalenko A. S., Korobov A. G. Models and methods of intellectual information technology of autonomous navigation for compact drones. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018. № 3. P. 68–77. DOI: 10.15588/1607-3274-2018-3-8.
 16. Dorenskyi O., Drobko O., Drieiev O. Improved Model and Software of the Digital Information Service of the Municipal Health Care Institutions. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2022. Вип. 5(36), ч. 2. С. 3–10. DOI: 10.32515/2664-262X.2022.5(36).2.3-10.
 17. Korniiienko O., Kozub N., Dorenskyi O. Method and Technological Solution of an AI-Based Adaptive Investor Survey Service for Determining an Individual Risk Profile. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*. 2025. Issue 11(42), Part II. P. 3–10. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.3-10.
 18. Kachurivskyi V., Kotovskyi A., Lykhodid T., Kachurivska H., Dorenskyi O. The Concept of Digital Transformation of Monitoring Scientific Activity of Participants in Educational Process of the Ukrainian HEI. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 11(42), ч. 1. С. 27–36. DOI: 10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.27-36.

References

1. Meylani, R. (2024). A comparative analysis of traditional and modern approaches to assessment and evaluation in education. *Journal of Educational Research*, 15(1), 520–555. <https://doi.org/10.51460/baebd.1386737>.
2. Kintanar, F., Elladora, S. T., Genabe, V. C., & Rendon, Z. L. L. (2021). Perceived limitations of e-learning platforms. *International Journal of Educational Research*, 11(2), 157–172.
3. Dovbysh, A. S. (2009). *Osnovy proektuvannia intelektualnykh system* [Fundamentals of intelligent systems design]. Sumy: SumDU. [in Ukrainian].
4. Prylepa, D. V. (2024). *Informatsiino-ekstremalna intelektualna tekhnolohiia diahnostuvannia emotsiino-psykhichnoho stanu liudyny* [Information-extreme intellectual technology for diagnosing the emotional and mental state of a person] (Doctoral dissertation). Kharkiv [in Ukrainian].
5. Ezzahraa Elhabti, F. (2025). Enhancing student performance prediction in e-learning ecosystems using machine learning techniques. *International Journal of Information and Education Technology*, 15(2), 301–311. <https://doi.org/10.18178/ijiet.2025.15.2.2243>.
6. Sayed, B. T., Madanan, M., & Biju, N. (2022). Intelligent systems to measure the quality of assessments in higher education. *Journal of Management Information and Decision Sciences*, 25(S6), 1–11.
7. Dovbysh, A. S., Shelekhov, I. V., Khibovska, Y. O., & Matiash, O. V. (2021). Informatsiino-analitychna systema otsiniuvannia vidpovidnosti suchasnym vymoham navchalnoho kontentu spetsialnosti kiberbezpeka [Information-analytical system for assessing compliance of cybersecurity educational content with modern requirements]. *Radioelektronika i kompiuterni systemy*, 1(197), 70. <https://doi.org/10.32620/reks.2021.1.06> [in Ukrainian].
8. Zhang, Y., & Li, X. (2025). Student achievement prediction and auxiliary improvement method based on fuzzy decision support system. *Discover Artificial Intelligence*, 5(63), 1–14. <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00308-7>.
9. Senkivskyy, V., Sikora, L., Lysa, N., Kudriashova, A., & Pikh, I. (2025). Fuzzy system for the quality assessment of educational multimedia edition design. *Applied Sciences*, 15(8), 4415. <https://doi.org/10.3390/app15084415>.
10. Sajja, R., Sermet, Y., Cikmaz, M., Cwiertny, D., & Demir, I. (2024). Artificial intelligence-enabled intelligent assistant for personalized and adaptive learning in higher education. *Information*, 15(10), 596. <https://doi.org/10.3390/info15100596>.
11. Tavakoli, M., Mol, S. T., & Kismihók, G. (2020). Labour market information driven, personalized, OER recommendation system for lifelong learners. *arXiv preprint*, 96–104. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.07465>.
12. Hladchenko, M. S. (2019). *Informatsiina systema intelektualnoho analizu yakosti osvithnoho kontentu kafedry* [Information system for intelligent analysis of the quality of educational content of the department]

- (Master's thesis, SumDU). Sumy: SumDU. <http://essuir.sumdu.edu.ua/handle/123456789/76815> (Accessed: 06.06.2025). [in Ukrainian].
13. Shelehov, I. V., Prylepa, D. V., Khibovska, Y. O., & Otroshchenko, M. S. (2023). Machine learning decision support systems for adaptation of educational content to the labor market requirements. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 1(62), 62–72. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-1-6>.
 14. Shelehov, I. V., Prylepa, D. V., Zborshchuk, O. P., & Mishchenko, A. Ye. (2022). Pobudova vyrishalnykh pravyl dlia SPPR adaptatsii navchalnoho kontentu vypusknoi kafedry do vymoh rynku pratsi [Construction of decision rules for DSS adaptation of graduation department's educational content to labor market requirements]. Patent RF No. 6551. [in Ukrainian].
 15. Moskalenko, V. V., Moskalenko, A. S., & Korobov, A. G. (2018). Models and methods of intellectual information technology of autonomous navigation for compact drones. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 3, 68–77. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-3-8>.
 16. Dorenskyi, O., Drobko, O., & Drieiev, O. (2022). Improved model and software of the digital information service of the municipal health care institutions. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 5(36, Part II), 3–10. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5\(36\).2.3-10](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5(36).2.3-10).
 17. Korniienko, O., Kozub, N., & Dorenskyi, O. (2025). Method and technological solution of an AI-based adaptive investor survey service for determining an individual risk profile. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11(42, Part II), 3–10. [doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).1.3-10](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.3-10).
 18. Kachurivskiy, V., Kotovskyi, A., Lykhodid, T., Kachurivska, H., & Dorenskyi, O. (2025). The concept of digital transformation of monitoring scientific activity of participants in educational process of the Ukrainian HEI. *Central Ukrainian Scientific Bulletin. Technical Sciences*, 11(42, Part I), 27–36. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).1.27-36](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).1.27-36).

Igor Shelehov^{1,2}, Assoc. Prof., PhD tech. sci., **Dmytro Prylepa**², PhD tech. sci., **Yuliia Khibovska**², **Kiril Shamonin**², **Oleksandr Dorenskyi**³, Assoc. Prof., PhD tech. sci.

¹Sumy National Agrarian University, Sumy, Ukraine

²Sumy State University, Sumy, Ukraine

³Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

Information-Extreme Technology of Intelligent Analysis of Educational Content Quality in Higher Education Institutions

The article is dedicated to the development of an informational analytical-intellectual system for assessing the quality of educational content produced by the graduating department, using information-extreme intellectual technology. The research focuses on improving the accuracy of classifying educational materials according to the evaluations of graduates and employers, considering the dynamics of the labor market. The main attention is on developing a mathematical model of the machine learning process for a system that classifies the quality of educational materials based on the assessments of employers and graduates.

A mathematical model for the operation of the analytical intellectual analysis system has been developed, based on the concept of nested hyperspherical containers of quality classes. Algorithms for parallel and sequential optimization of assessment feature tolerance limits have been developed, allowing the improvement of the system's functional efficiency under conditions of limited input data. The optimal geometric parameters of containers for each quality class have been defined in accordance with the Kullback information criterion. Experimental results show a significant improvement in classification accuracy - from 55% to 97%.

The obtained results confirm the feasibility of using IEI technology for assessing the quality of educational materials in higher education. The proposed approach allows adapting the educational content to the current market requirements, which contributes to improving the competitiveness of graduates. A promising direction for further research is the integration of hybrid intelligent methods, including neuro-fuzzy models, as well as expanding the system's functional capabilities in the context of automated monitoring of the quality of the educational process.

intellectual data analysis, assessment of functional efficiency, information-extreme intellectual technology, analytical-informational system, classifier

Одержано (Received) 25.06.2025

Прорецензовано (Reviewed) 15.07.2025

Прийнято до друку (Approved) 19.09.2025