

ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ТА НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ В ОСВІТНЬОМУ ПРОЦЕСІ

APPLICATION OF CLUSTERING METHODS AND FUZZY LOGIC FOR INTELLIGENT DATA ANALYSIS IN THE EDUCATIONAL PROCESS

У освіті все частіше застосовуються інноваційні методи аналізу даних, які можуть радикально трансформувати способи ведення освітнього процесу та адміністрування в освітніх установах. Нечітка логіка та методи кластеризації можуть бути використані для створення більш гнучких, адаптивних систем навчання, що враховують індивідуальні особливості та потреби здобувачів освіти, а також сприяють оптимізації управління освітніми ресурсами.

Нечітка логіка дозволяє використовувати невизначеність та непевність при прийнятті рішень, що ідеально підходить для моделювання складних освітніх процесів, де врахування неоднозначності відповідей здобувачів освіти, знань та навичок є ключовим фактором. Такий підхід може сприяти розробці індивідуалізованих навчальних планів, забезпечуючи при цьому високий рівень взаємодії та залучення здобувачів освіти.

Кластеризація, як метод інтелектуального аналізу даних, представляє собою процес групування об'єктів за певними схожими характеристиками. В освітньому контексті це може бути використано для ідентифікації груп здобувачів освіти з подібними навчальними потребами або поведінкою, дозволяючи закладам вищої освіти краще налаштовувати навчальні процеси та інтервенції для підтримки кожної групи.

У методиках групування даних використовується навчання без «вчителя», що усуває необхідність у попередньому освітньому процесі. Такі підходи до кластеризації активно застосовуються для обробки освітньої інформації, дозволяючи поділити початковий великий набір даних на сегменти, або кластери. Цей процес сприяє організації даних та виявленню в них корисних зразків і тенденцій.

Розглянуто практичне застосування цих технологій для аналізу ефективності навчальних матеріалів, прогнозування успішності здобувачів освіти та оптимізації управлінських рішень у закладах вищої освіти.

Інтеграція нечіткої логіки та кластеризації в освітній процес відкриває нові перспективи для створення більш адаптивної, ефективної та персоналізованої освіти, проте водночас вимагає відповідального підходу до використання та аналізу даних.

Ключові слова: цифровізація освіти, здобувачі освіти, заклади вищої освіти, кластеризація, інтелектуальний аналіз даних, нечітка логіка, освітні дані.

In education, innovative methods of data analysis are increasingly used, which can radically transform the ways of conducting the educational process and administration in educational institutions. Fuzzy logic and clustering methods can be used to create more flexible, adaptive learning systems that take into account the individual characteristics and needs of learners, as well as contribute to the optimization of educational resource management.

Fuzzy logic allows the use of ambiguity and uncertainty in decision-making, which is ideal for modeling complex educational processes, where taking into account the ambiguity of learner responses, knowledge and skills is a key factor. Such an approach can facilitate the development of individualized curricula, while ensuring a high level of interaction and engagement of learners.

Clustering, as a method of intelligent data analysis, is a process of grouping objects according to certain similar characteristics. In an educational context, this can be used to identify groups of learners with similar learning needs or behaviours, allowing higher education institutions to better tailor learning processes and interventions to support each group.

Data grouping techniques use learning without a "teacher", which eliminates the need for a previous educational process. Such approaches to clustering are actively used for processing educational information, allowing to divide the initial large data set into segments, or clusters. This process helps to organize the data and identify useful patterns and trends in it.

The practical application of these technologies for analyzing the effectiveness of educational materials, predicting the success of education seekers and optimizing management decisions in higher education institutions is considered.

The integration of fuzzy logic and clustering into the educational process opens up new perspectives for creating more adaptive, effective and personalized education, but at the same time requires a responsible approach to the use and analysis of data.

Key words: Digitalization of Education, Education Seekers, Institutions of Higher Education, Clustering, Data Mining, Fuzzy Logic, Educational Data.

УДК 37.018.4:004.85
DOI <https://doi.org/10.32782/2663-6085/2024/68.1.25>

Деревянчук О.В.,

канд. фіз.-мат. наук, доцент,
доцент кафедри професійної
та технологічної освіти і загальної фізики
Чернівецького національного
університету імені Юрія Федьковича

Постановка проблеми у загальному вигляді.

Сучасна освітня сфера активно обробляє великі масиви інформації, накопичені на різноманітних стадіях освітньої діяльності [1; 2]. Зокрема, здійснюється аналіз характеристик студентів та підсумків їх засвоєння навчальних дисциплін. У процесі вивчення цієї інформації розробляються різноманітні завдання, пов'язані з інтелектуальним аналізом даних (Data Mining) [3; 4]. Цей процес полягає у відборі значущих властивостей з великої

кількості інформації. Ручний аналіз освітніх даних вимагає значних зусиль та високої кваліфікації аналітика. Тому, в даній роботі пропонується автоматизувати процес аналізу освітніх даних за допомогою методів кластеризації та інструментів нечіткої логіки, що дозволить знизити складність аналізу та підвищити його точність [5; 6; 7; 28].

Створення інформаційної системи для кластеризації та аналізу освітніх даних із використанням нечіткої логіки включає виконання наступних

етапів: визначення джерел первинної інформації, таких як електронні таблиці або текстові файли зі спеціалізованих порталів; розробку концептуальної та логічної моделей для системи кластеризації освітніх даних; моделювання функціонування зазначеної системи.

У сучасному освітньому середовищі існує величезний потенціал для вдосконалення процесів навчання та адміністрування за допомогою передових технологій аналізу даних. Традиційні методи навчання часто не здатні враховувати індивідуальні особливості кожного здобувача освіти, що може призводити до зниження ефективності освітнього процесу та недостатнього задоволення потреб студентів. Крім того, освітні установи зіштовхуються з викликами у плануванні та розподілі ресурсів, а також у прогнозуванні успішності здобувачів освіти та їх залученості до освітнього процесу.

Проблема полягає у необхідності розробки ефективних інструментів та методик, які б дозволили закладам вищої освіти краще розуміти та задовольняти потреби здобувачів освіти, оптимізувати використання навчальних та адміністративних ресурсів, а також підвищити загальну якість та доступність освіти. У цьому контексті, нечітка логіка та кластеризація, які є важливими компонентами інтелектуального аналізу даних, можуть запропонувати нові підходи до розв'язання цих викликів.

Нечітка логіка дозволяє моделювати неоднозначність та невизначеність, характерні для багатьох освітніх процесів, тим самим забезпечуючи більш точне та гнучке прийняття рішень. Кластеризація допомагає ідентифікувати групи здобувачів освіти з подібними характеристиками або потребами, що може сприяти розробці цільових навчальних програм та індивідуалізованих підходів до навчання. Використання цих методів у комплексі з іншими інструментами аналізу даних може значно покращити процеси прийняття рішень у закладах вищої освіти, зробити навчання більш ефективним і персоналізованим, а також допомогти в адмініструванні та стратегічному плануванні.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Питання застосування новітніх технологій, зокрема цифрових, у сфері освіти стало об'єктом дослідження таких вчених, як В. Ковальчук, Ж. Ху, С. Баловсяк, О. Деревянчук, Ю. Ушенко, А. Кочарян, Н. Ткаченко, В. Сорока, С. Масліч, І. Шелудько та інші [8; 9; 10; 11; 12; 13; 14; 15].

Важливим напрямом цифровізації професійної освіти є проектування, дослідження та застосування комп'ютерних систем для інтелектуального аналізу даних, зокрема, розпізнавання зображень [16; 17; 18; 19; 20], сегментації [21; 22] та кластеризації [5; 28].

В освіті використання методів групування даних є дієвим способом для оцінювання навчальних досягнень здобувачів освіти. Однак, під час аналізу реальних освітніх даних, не завжди можливо чітко відокремити кластери. Це створює труднощі при аналізі даних здобувачів освіти, розташованих на межі між групами (кластерами). Для подолання цієї проблематики у дослідженні пропонується застосування інструментів нечіткої логіки. Зокрема, пропонується визначити ступінь приналежності здобувача освіти до певного кластеру за допомогою нечітких функцій приналежності.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Проблематика групування даних активно застосовується в рамках сучасних освітніх платформ як дієвий підхід до оцінювання навчальних досягнень здобувачів освіти [24; 25]. Однак, детальне вивчення методик її застосування у сфері освіти залишається неповним. Аналіз за допомогою кластеризації дозволяє формувати рекомендації для освітнього процесу, який проводиться у стаціонарній або в дистанційній формах. Кластерний аналіз проміжних та кінцевих навчальних результатів сприяє налаштуванню складності навчальних завдань. Використання методів інтелектуального аналізу даних у контексті освітньої статистики значно розширює перспективи онлайн-освіти, підвищує продуктивність викладання та засвоєння матеріалу. У ході такого аналізу виявляється прихована, раніше невідома та потенційно цінна інформація з великої бази даних.

При аналізі освітніх даних за допомогою кластеризації отримуємо групи (кластери), які іноді виявляються не чітко розділеними одна від одної [25]. Через це використовуються алгоритми кластеризації, що базуються на принципах нечіткої логіки, такі як fuzzy k-means та fuzzy c-means (FCM) [26]. Ці алгоритми дозволяють елементу бути частиною декількох груп одночасно, але з різним ступенем приналежності до кожної з них [6; 7]. Fuzzy k-means є варіацією стандартного методу k-means, але з можливістю нечіткого визначення кластерів. Одна з ключових характеристик алгоритму Fuzzy C-means (FCM) полягає в автоматичному встановленні кількості кластерів [27].

Однак, нечіткі функції належності, що визначаються за допомогою нечітких методів кластеризації, не завжди адекватно відображають приналежність об'єкта до різних кластерів, враховуючи специфіку задачі. Це може бути пов'язано зі складними та нерівномірними формами кластерів, характерними для освітніх даних. Для поліпшення якості аналізу застосовуються методи нечіткої логіки, що надають змогу гнучко налаштувати параметри функцій належності [5].

Мета статті. Дослідження та аналіз ефективності застосування методів кластеризації та

нечіткої логіки в контексті інтелектуального аналізу даних в освітньому процесі.

Виклад основного матеріалу. У сучасному світі освіти модель кластеризації виявляється потужним інструментом для створення ефективних та персоналізованих систем навчання. У сфері освіти кластеризація використовується для виявлення рівня навчальних досягнень здобувачів освіти і можливості вжити відповідні дії для оптимізації освітнього процесу. Кластерний аналіз дозволяє виявити різні фактори, які сильно корелюють з успішністю навчання здобувачів освіти. У більшості випадків для кластеризації освітніх даних використовуються алгоритми k-means, BIRCH, and DBSCAN [24]. За їх допомогою можливо аналізувати та корегувати навчання здобувачів освіти у електронних системах, а також прогнозувати їх досягнення. Для глибшого аналізу даних у роботі пропонується обробляти результати кластеризації, отримані методом k-means, за допомогою нечіткої логіки.

Застосування нечіткої логіки та методів кластеризації, які є частиною інтелектуального аналізу даних, у освітньому процесі відкриває нові можливості для підвищення ефективності навчання та адміністрування. Ці методи дозволяють розробляти більш гнучкі та адаптивні системи навчання, а також забезпечують краще розуміння освітніх даних. Ось декілька способів застосування цих технологій в освіті:

1. *Адаптивне навчання.* Нечітка логіка може бути використана для розробки адаптивних систем навчання, які змінюють зміст та темп навчання в залежності від індивідуальних потреб та здібностей здобувачів освіти. Це дозволяє створювати персоналізовані навчальні траєкторії, підвищуючи ефективність освіти.

2. *Кластеризація здобувачів освіти.* Методи кластеризації можуть бути застосовані для групування здобувачів освіти за різними параметрами, такими як рівень знань, стиль навчання або мотивація. Це допомагає викладачам ефективніше організувати освітній процес, а також адаптувати навчальні матеріали та методики до потреб різних груп здобувачів освіти.

3. *Аналіз ефективності навчальних матеріалів.* За допомогою інтелектуального аналізу даних можна аналізувати взаємодію здобувачів освіти з навчальними матеріалами, виявляючи найбільш та найменш ефективні методи та зміст навчання. Це дозволяє закладам вищої освіти оптимізувати навчальні ресурси.

4. *Прогнозування успішності здобувачів освіти.* Використання нечіткої логіки та кластеризації може допомогти у прогнозуванні академічної успішності здобувачів освіти, виявленні ризиків невдачі та розробці стратегій підтримки здобувачів освіти, що мають проблеми з навчанням.

5. *Управління закладами вищої освіти.* Аналіз даних може бути використаний для оптимізації управлінських процесів у закладах вищої освіти, наприклад, для планування навчального навантаження, розподілу ресурсів або виявлення потреб у професійному розвитку викладачів.

Застосування цих методів вимагає доступу до великих наборів даних та вміння їх аналізувати. Також важливо забезпечити захист персональних даних здобувачів освіти та відповідність усім нормативним вимогам. Незважаючи на ці виклики, інтеграція нечіткої логіки та інтелектуального аналізу даних в освітній процес має потенціал значно покращити якість та доступність освіти.

Застосування інтелектуального аналізу даних в освітньому процесі

На даний час в освіті обробляються великі об'єми даних, які отримуються на різних етапах освітнього процесу. Наприклад, обробляються дані про здобувачів освіти та результати їх навчання з різних предметів. При аналізі таких даних вирішуються задачі інтелектуального аналізу даних (Data Mining), оскільки з великої вибірки даних потрібно отримати тільки деякі корисні характеристики. Аналіз освітніх даних у ручному режимі є досить трудомістким і вимагає високої кваліфікації виконавця. Тому з метою зменшення трудомісткості аналізу та підвищення його точності запропоновано проводити інтелектуальний аналіз освітніх даних (методами кластеризації, нечіткої логіки, розпізнавання образів).

Приклад застосування методів кластеризації при обробці освітніх даних

Методи кластеризації широко застосовуються при аналізі освітніх даних для розділення початкової множини даних великого розміру на частини (кластери). Це дозволяє структурувати дані, виявляти в них певні корисні закономірності. Крім цього, аналіз кластера малого розміру значно простіший за обробку всієї початкової множини. Кластеризація звичайно виконується у просторі двох параметрів, але можлива кластеризація у просторі одного чи трьох параметрів.

Наприклад, якщо для кожного здобувача освіти відома його оцінка з вищої математики "math score" та оцінка з англійської мови "writing score", то у просторі параметрів "math score" (координата x) та "writing score" (координата y) (рис. 1) кожному здобувачу освіти буде відповідати певна точка.

За мірою близькості такі точки можна розділити на певну кількість кластерів, при цьому кожен кластер буде означати характерну групу здобувачів освіти (наприклад, з середніми результатами навчання обох предметів). Для кожної групи/кластеру/здобувачів освіти доречно пропонувати завдання відповідного рівня складності. Кількість кластерів вибирається вручну або визначається автоматично (наприклад, на основі критеріїв компактності).

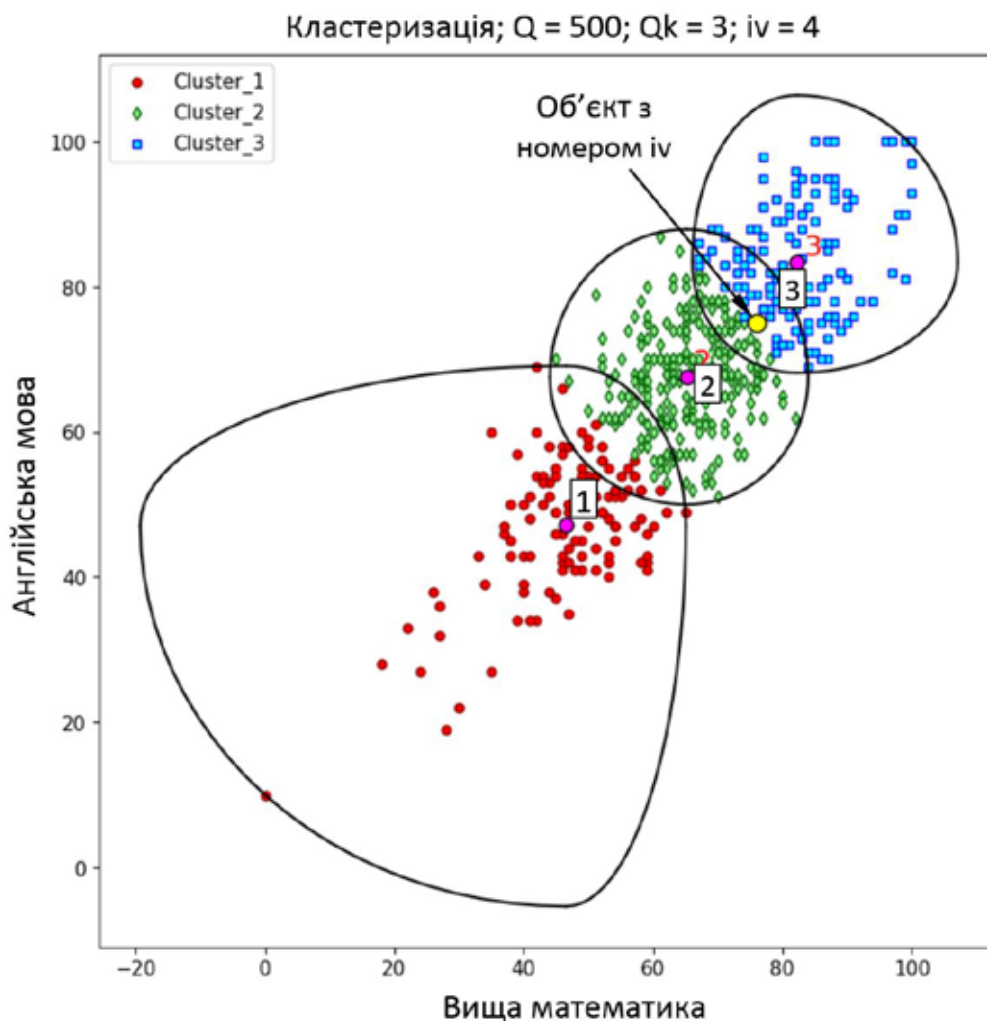


Рис. 1. Приклад кластеризації даних здобувачів освіти за параметрами “math score” (оцінки з вищої математики), “writing score” (оцінки з англійської мови); Q_k – кількість кластерів Q_k , Q – кількість об’єктів (здобувачів освіти), iv – номер виділеного здобувача освіти; межі кластерів № 1-3 виділено дугами по кожному з 4 квадрантів [29]

Застосовується ряд методів кластеризації. Популярним та ефективним методом кластеризації є метод K-means. Такий метод дозволяє розділити початкову множину даних на кілька кластерів, які не перекриваються, тобто виконується чітка кластеризація. Програмна реалізація кластеризації освітніх даних з використанням нечіткої логіки виконана на мові Python засобами хмарного сервісу Google Colab.

Кожний отриманий кластер охоплює здобувачів освіти, які мають характерну комбінацію освітніх досягнень:

Кластер № 1 – низькі оцінки з вищої математики та англійської мови;

Кластер № 2 – середні оцінки з вищої математики та англійської мови;

Кластер № 3 – високі оцінки з вищої математики та англійської мови.

На основі аналізу кластеризації надаються рекомендації до навчання як у випадку очного,

так і дистанційного навчання. Кластерний аналіз проміжних та підсумкових результатів навчання дозволяє корегувати рівень складності навчальних завдань. У сфері освіти кластеризація використовується для виявлення моделей поведінки здобувачів освіти і вживання відповідних дій для оптимізації освітнього процесу. Кластерний аналіз можливо використати для оцінки складності тестових завдань (виявлення групи найважчих завдань).

Приклад застосування нечіткої логіки при обробці освітніх даних

За допомогою нечіткої логіки (fuzzy logic) можливо описати результати навчання не тільки чіткими значеннями, але й нечіткими (рис. 2). Наприклад, складність навчального завдання можна описати лінгвістичною змінною «Складність навчального завдання/тесту», яка приймає значення «низька», «нижче середньої» та ін. Кожне значення (терм) лінгвістичної змінної описується відповідною

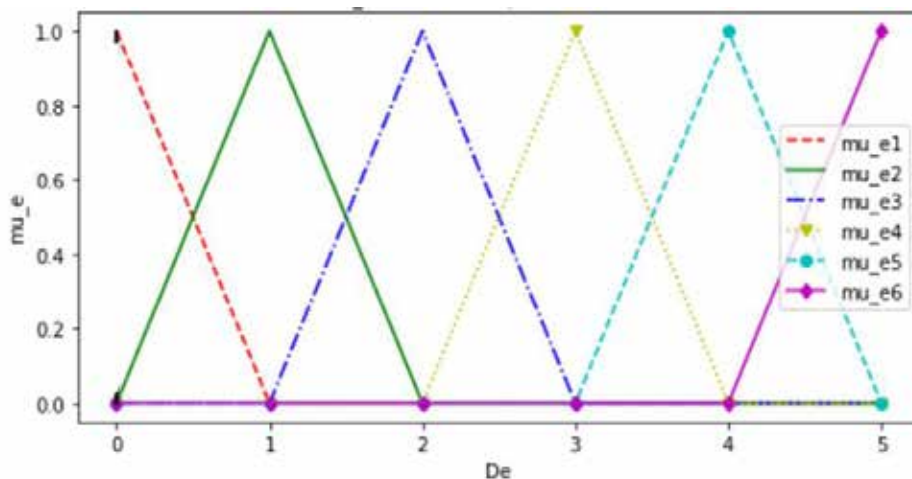


Рис. 2. Нечіткі функції належності лінгвістичної змінної «Складність навчального завдання / тесту»: μ_{e1} (червоний графік) – низька; μ_{e2} – нижче середньої, μ_{e3} – середня; μ_{e4} – вище середньої; μ_{e5} – нижче високої; μ_{e6} – висока; De – складність завдання в балах

нечіткою функцією належності (рис. 2). На основі лінгвістичних змінних можливо розробити нечітку базу знань (яка складається з нечітких правил), за допомогою якої можливо робити нечітке логічне виведення. На практиці часто застосовуються нечіткі бази знань Мамдані. Наприклад, нечітке правило може бути таке:

Якщо «Рівень підготовки з вищої математики» = середньому та «Рівень підготовки з англійської мови» = високому, то «Рівень складності завдання/тесту» = вище середнього.

Приклад застосування кластеризації та нечіткої логіки при обробці освітніх даних

Можливе поєднання методів нечіткої логіки та кластеризації. В ідеальному випадку міжкластерна відстань значно більша за внутрішню кластерну, тому такі кластери чітко розділяються. Проте при обробці реальних освітніх даних часто не існує чітких меж між кластерами. Через це об'єкти на межах кластерів складно віднести тільки до одного кластеру. Тому пропонується доповнити методи кластеризації засобами нечіткої логіки. Якщо розглядати кластери даних як нечіткі множини, то належність об'єкту до певного кластеру можна описати нечіткою функцією належності до певної нечіткої множини. Завдяки нечітким функціям належності можливо коректно описати належність певного об'єкту, який знаходиться на межі кластерів, одночасно до кількох кластерів.

Для кластеризації даних застосовуються нечіткі алгоритми кластеризації (Fuzzy clustering, soft clustering), наприклад, алгоритми Fuzzy K-Means та Fuzzy C-Means (FCM). У нечітких алгоритмах кластеризації допускається належність одного елемента множини до декількох кластерів (із різним ступенем належності). Алгоритм Fuzzy K-Means є нечітким аналогом алгоритму K-Means. Особливістю алгоритму Fuzzy C-Means є автоматичне

визначення кількості кластерів. Проте функції належності, обчислені нечіткими алгоритмами кластеризації, не в усіх випадках коректно описують належність певного об'єкту до різних кластерів з урахуванням вимог конкретної задачі. Це зумовлено, зокрема, складною та асиметричною (відносно центру) формою кластерів, які отримуються при обробці освітніх даних (рис. 1). Тому для розширення можливостей аналізу використовується опис освітніх даних засобами нечіткої логіки з можливістю вибору параметрів нечітких функцій належності (рис. 3, 4). У роботі застосовано нечіткі гаусівські функції належності, проте можливе використання і трикутних функцій належності. Перевагою гаусівських функцій належності є плавна зміна їх значень.

Розглянемо приклад кластеризації освітніх досягнень здобувачів освіти за їх оцінками з предметів «Вища математика» та «Англійська мова» (за двома ознаками, які відповідають двом координатам у просторі ознак). У такому випадку кожен здобувач освіти може бути зображений точкою з координатами x (оцінка з предмета «Вища математика») та y (оцінка з предмета «Англійська мова»). Нехай здобувач освіти з номером iv знаходиться на межі кластеру № 2 (множина здобувачів освіти із середніми оцінками з предметів «Вища математика» і «Англійська мова») та кластеру № 3 (множина здобувачів освіти з високими оцінками з предметів «Вища математика» і «Англійська мова»). Оскільки кластери № 2 та № 3 чітко не розділяються, тому складно віднести здобувача освіти з номером iv тільки до одного кластеру (рис. 1). Через це вводяться нечіткі функції належності $\mu_x(k)$ (рис. 3) та $\mu_y(k)$ (рис. 4), які описують ступінь належності здобувача освіти з номером iv до кластерів з номерами k із урахуванням його координат x та y . На основі обчислених значень

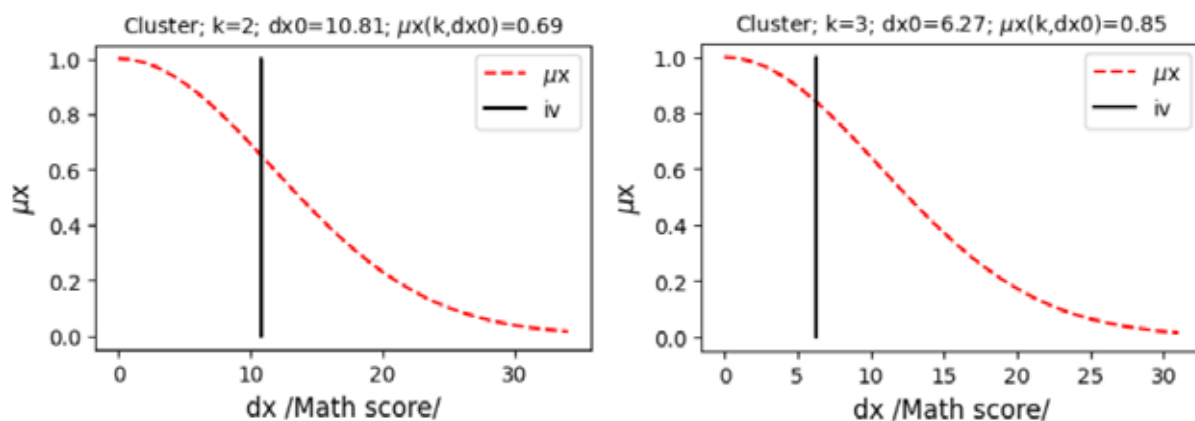


Рис. 3. Нечіткі функції належності $\mu_x(k, dx)$ здобувачів освіти до кластерів з номерами $k = 2, 3$ за параметром “math score”; вертикальною прямою вказані значення відстані dx_0 до центру кластера для здобувача освіти з номером $iv = 4$ (рис. 1)

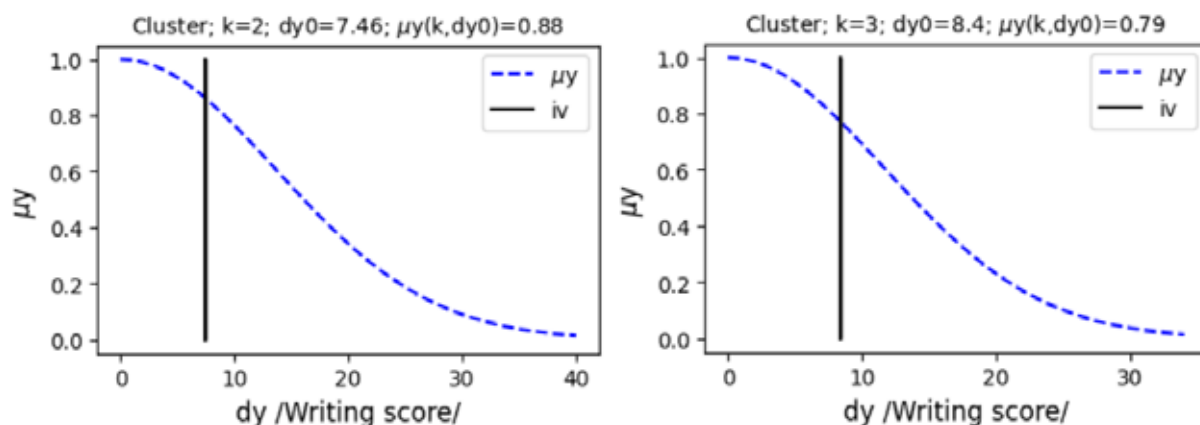


Рис. 4. Нечіткі функції належності $\mu_y(k, dy)$ здобувачів освіти до кластерів з номерами $k = 2, 3$ за параметром “writing score”; вертикальною прямою вказані значення відстані dy_0 до центру кластера для здобувача освіти з номером $iv = 4$ (рис. 1)

функції належності $\mu_x(k)$ та $\mu_y(k)$ можливо досить точно оцінювати результати навчання здобувача освіти (рис. 5).

Наприклад, здобувач освіти з номером iv (рис. 1) найбільше належить до кластера 3 ($\mu_{xyR}(3) = 0.82$) – нечітка множина «Високі оцінки з вищої математики та англійської мови», а в меншій мірі належить до кластера 2 ($\mu_{xyR}(2) = 0.79$) – нечітка множина «середні оцінки з вищої математики та англійської мови» (рис. 5). Така інформація також корисна для визначення рівня складності навчальних завдань (кожному номеру кластера відповідає відповідний рівень складності завдання). Наприклад, для розглянутого здобувача освіти з номером iv доцільно пропонувати завдання з рівнем складності 3 та додатково – завдання з рівнем складності 2 (рис. 5).

Висновки. Програмна реалізація інформаційної системи для кластеризації освітніх даних з використанням нечіткої логіки, наголошує на

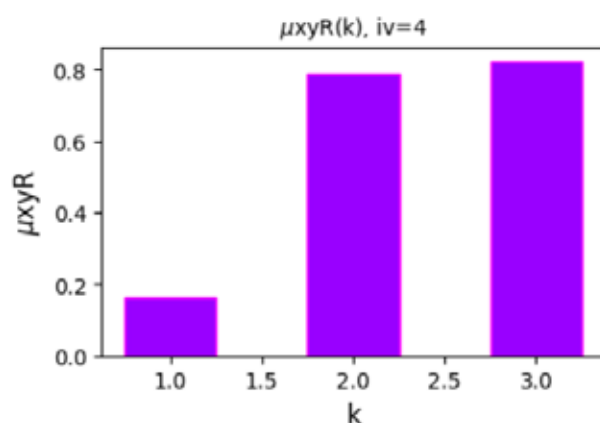


Рис. 5. Значення ступеню належності $\mu_{xyR}(k)$ здобувача освіти з номером $iv = 4$ (рис. 1) до кластерів з номерами k , обчислені на основі нечітких функцій належності $\mu_x(k)$ (рис. 3) та $\mu_y(k)$ (рис. 4)

значній ефективності цього підходу в контексті аналізу освітніх досягнень здобувачів освіти. Основною перевагою використання нечіткої логіки є її здатність адекватно обробляти випадки, коли дані не можуть бути чітко розділені на окремі групи та ситуації, коли об'єкти даних (здобувачі освіти) мають характеристики, які дозволяють їм відноситися одночасно до кількох кластерів з різним ступенем належності.

Реалізація такої системи дозволяє ефективно кластеризувати здобувачів освіти за їх освітніми досягненнями, враховуючи перекриття між різними категоріями успішності, що відображає реальну ситуацію більш точно, ніж традиційні методи кластеризації. Застосування нечітких функцій належності в цьому контексті дозволяє встановити гнучкіші критерії для визначення приналежності здобувачів освіти до груп, що сприяє кращій адаптації навчальних програм та підходів до індивідуальних потреб здобувачів освіти.

Висновок статті підкреслює важливість впровадження апаратно-програмних комплексів, заснованих на нечіткій логіці, для покращення аналізу та управління освітніми процесами. Це не тільки підвищує точність аналізу освітніх даних, але й забезпечує основу для розробки більш ефективних та персоналізованих освітніх стратегій. Такий підхід має великий потенціал для оптимізації освітнього процесу, зокрема через більш точне визначення потреб здобувачів освіти і адаптацію навчальних матеріалів до цих потреб.

У подальшому планується виконати інтелектуальний аналіз освітніх даних за допомогою розроблених програмних засобів.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

- Ahuja R., Jha A., Maurya R., Srivastava R. Analysis of Educational Data Mining. In Harmony Search and Nature Inspired Optimization Algorithms. *Springer: Singapore*. 2019. P. 897–907. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-13-0761-4_85.
- Aldowah H., Al-Samarrate H., Fauzy W.M. Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis. *Telemat. Inform.* 2019. Vol. 37. P. 13-49. DOI: 10.1016/j.tele.2019.01.007.
- Tereikovskiy I., Hu Z., Chernyshev D., Tereikovska L., Korystin O., Tereikovskiy O. The Method of Semantic Image Segmentation Using Neural Networks. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2022. Vol.14, № 6. P. 1-14. DOI:10.5815/ijigsp.2022.06.01.
- Enitan Olabisi Adebayo, Ibiyinka Temilola Ayorinde. Efficacy of Assistive Technology for Improved Teaching and Learning in Computer Science. *International Journal of Education and Management Engineering (IJEME)*. 2022. Vol.12, № 5, P. 9-17. DOI:10.5815/ijeme.2022.05.02.
- Balovsyak S., Derevyanchuk O., Kravchenko H., Ushenko Y., Hu Z. Clustering Students According to their Academic Achievement Using Fuzzy Logic. *International Journal of Modern Education and Computer Science (IJMECS)*. 2023. Vol.15, № 6. P. 31-43. DOI:10.5815/ijmeecs.2023.06.03.
- Balovsyak S. V., Derevyanchuk O. V., Tomash V. V., Yarema S. V. Segmentation of railway transport images using fuzzy logic. *Trans Motauto World*. 2022. V. 7 № 3. P. 122-125.
- Fayek A. R. Fuzzy Logic and Fuzzy Hybrid Techniques for Construction Engineering and Management. *Journal of Construction Engineering and Management*. 2020. Vol. 146, № 7. P. 1–12. DOI: 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001854.
- Derevyanchuk O.V., Kovalchuk V.I., Kramar V.M., Kravchenko H.O., Kondryuk D.V., Kovalchuk A.V., Onufriichuk B.V. Implementation of STEM education in the process of training of future specialists of engineering and pedagogical specialties. *Proceedings of SPIE*. 2024. Vol. 12938. P. 214-217. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.3012996>.
- Kovalchuk V., Tkachenko N., Soroka V., Tomash V., Kovalchuk A. Forming and Developing Future Masters' of Industrial Training of Motor Transport Profile Readiness for Applying Digital Technologies in the Conditions of Education Digitalization. *International journal of computer science and network security*. 2022. Vol. 22, № 5. P. 559-564. DOI: <https://doi.org/10.22937/IJCSNS.2022.22.5.77>.
- Kovalchuk, V.I., Maslich, S.V., Movchan, L.G., Lytvynova, S.H., Kuzminska, O.H. Digital transformation of vocational schools: Problem analysis. *CEUR Workshop Proceedings*. 2022. Vol. 3085. P. 107–123.
- Kovalchuk V. I., Sheludko I. V. Implementation of digital technologies in training the vocational education pedagogues as a modern strategy for modernization of professional education. *Annales Universitatis L*. 2019. № 9. P. 122–138. DOI: 10.24917/20837276.9.13.
- Kovalchuk V. High education system challenges in the context of requirements of labour market and society. *Scientific letters of academic society of Michal Baludansky*. 2016. P. 88–90.
- Kovalchuk V., Androsenko A., Boiko A., Tomash V., Derevyanchuk O. Development of Pedagogical Skills of Future Teachers of Labor Education and Technology by means of Digital Technologies. *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*. 2022. V. 22, № 9. P. 551–560.
- Kovalchuk V., Shevchenko L., Iermak T., Chekaniuk K. Computer modeling as a means of implementing project-based activities in STEM-education. *Open Journal of Social Sciences*. 2021. Vol. 9, № 10. P. 173–183. DOI: 10.4236/jss.2021.910013.
- Ніколаєнко С. М., Шинкарук В. Д., Ковальчук В. І., Кочарян А. Б. Використання Big Data в освітньому процесі сучасного університету. Інформаційні технології і засоби навчання. 2017. С. 240–253. URL: <https://journal.iitta.gov.ua/index.php/itlt/article/view/1681>.
- Balovsyak S.V., Odaiska Kh. S. Automatic Determination of the Gaussian Noise Level on Digital Images by High-Pass Filtering for Regions of Interest. *Cybernetics and Systems Analysis*. Vol. 54, № 4, P. 662–670. 2018. DOI: 10.1007/s10559-018-0067-3.

17. Balovsyak S. V., Derevyanchuk O. V., Fodchuk I. M. Method of calculation of averaged digital image profiles by envelopes as the conic sections. *Advances in Intelligent Systems and Computing (AISC)*. 2019. Vol. 754. P. 204–212. DOI: 10.1007/978-3-319-91008-6_21.
18. Balovsyak S. V., Derevyanchuk O. V., Fodchuk I. M., Kroitor O. P., Odaiska Kh. S., Pshenychnyi O. O., Kotyra A., Abisheva A. Adaptive oriented filtration of digital images in the spatial domain. *Proc. SPIE 11176, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments*. 2019. Vol. 11176. P. 111761A-1–111761A-6. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2537165>.
19. Balovsyak S.V., Derevyanchuk O.V., Kravchenko H.O., Kroitor O.P., Tomash V.V. Computer system for increasing the local contrast of railway transport images. *Proc. SPIE, Fifteenth International Conference on Correlation Optics*. 2021. Vol. 12126. P. 121261E1–7. DOI: 10.1117/12.2615761.
20. Derevyanchuk O.V., Kravchenko H.O., Derevyanchuk Y.V., Tomash V.V. Recognition images of broken window glass. *Proceedings of SPIE*. 2024. Vol. 12938. P. 210-213. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.3012995>.
21. Shkurat O. et al. Image Segmentation Method Based on Statistical Parameters of Homogeneous Data Set. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 902. P. 271–281. DOI: 10.1007/978-3-030-12082-5_25.
22. Tereikovskiy I., Zhengbing Hu, Chernyshev D., Tereikovska L., Korystin O., Tereikovskiy O. The Method of Semantic Image Segmentation Using Neural Networks. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*. 2022. Vol. 14, № 6, P. 1–14. DOI: 10.5815/ijigsp.2022.06.01.
23. Chen B. Application of Cluster Analysis Algorithm in the Construction of Education Platform. In: Macintyre, J., Zhao, J., Ma, X. (eds) *The 2021 International Conference on Machine Learning and Big Data Analytics for IoT Security and Privacy. SPIoT 2021. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. Springer, Cham. 2022. Vol 98. P. 424–430. https://doi.org/10.1007/978-3-030-89511-2_54.
24. Prabha T., Priyaa D.S. Knowledge Discovery of the Students Academic Performance in Higher Education Using Intuitionistic Fuzzy Based Clustering. *J. Theor. Appl. Inf. Technol.* 2017. Vol. 95. P. 7005–7019.
25. Tarik Bourahi, Azouazi Mohamed, Abdessamad Belangour. The application of fuzzy logic to improve orientation in system education in Morocco. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2021. Vol. 99. № 13. P. 3292–3305.
26. Heni A., Jdey I., Ltifi H. k-means and fuzzy c-means fusion for object clustering. *8th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*. Istanbul, Turkey. 2022. P. 177–182. DOI: 10.1109/CoDIT55151.2022.9804078.
27. Li X., Zhang Y., Cheng H., Zhou F., Yin B. An Unsupervised Ensemble Clustering Approach for the Analysis of Student Behavioral Patterns. *In IEEE Access*. 2021. Vol. 9 P. 7076-7091. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3049157.
28. Деревянчук О.В., Баловсяк С.В. Комп'ютерна програма «Кластеризація даних із використанням нечіткої логіки» («ClusterFuzzy23»). *Український національний офіс інтелектуальної власності та інновацій (УКРНОІВІ)*. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір, № 123369, 31.01.2024. Ідентифікатор CR3206310124.
29. Students performance in exams. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/spscientist/students-performance-in-exams>.