

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ОСВІТНІХ ДАНИХ ІЗ ВИКОРИСТАННЯМ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ: ПОБУДОВА ПРОТОТИПУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

CLUSTERIZATION OF EDUCATIONAL DATA USING FUZZY LOGIC: BUILDING A PROTOTYPE OF INFORMATION SYSTEM

У сучасних освітніх платформах методи кластеризації забезпечують ефективний аналіз результатів навчання студента. Стаття присвячена розробці прототипу інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки. Актуальність теми зумовлена потребою в розробці інформаційних систем для аналізу та контролю стану освітніх даних. Аналіз таких даних у ручному режимі є досить трудомістким і вимагає високої кваліфікації виконавця. Тому, з метою зменшення трудомісткості аналізу та підвищення його точності, у даній роботі запропоновано проводити аналіз даних методом кластеризації та з використанням засобів нечіткої логіки. У методах кластеризації застосовується навчання без вчителя, тому попереднє навчання не потрібне. 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.

Представлено алгоритм побудови концептуальної та логічної моделей інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки, побудовано UML діаграму активності системи. За допомогою логічної моделі засобами пакету Mental Modeler досліджено вплив параметрів системи на точність кластеризації освітніх даних. Описано принципи застосування нечітких функцій належності при встановленні належності об'єктів до кластерів.

На основі аналізу логічної моделі системи встановлено, що для досягнення високої точності бажано виконувати кластеризацію в просторі трьох ознак (нормована кількість аналізованих параметрів освітніх даних «Parameter» вища за середню). При цьому кластеризація в просторі двох ознак забезпечує також високу точність аналізу освітніх даних, але значно простіше реалізується, тому в роботі виконано кластеризацію в просторі двох ознак.

У роботі описана послідовність побудови прототипу інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки, яка може бути застосована студентами інженерно-педагогічних та технічних спеціальностей для побудови різноманітних комп'ютерних систем інтелектуального аналізу даних.

Ключові слова: цифровізація освіти, кластеризація, Data Mining, нечітка логіка, нечіткі когнітивні карти.

In modern educational platforms, clustering methods provide effective analysis of student learning outcomes. The article is devoted to the development of a prototype information system for the clustering of educational data and their analysis using fuzzy logic. The topicality of the topic is determined by the need to develop information systems for the analysis and control of the state of educational data. The manual analysis of such data is quite time-consuming and requires high qualification of the performer. Therefore, in order to reduce the complexity of the analysis and increase its accuracy, in this work it is proposed to analyze the data by the method of clustering and using the means of fuzzy logic. Clustering methods use unsupervised learning, so no prior training is required. Clustering methods are widely used in the analysis of educational data to divide the initial set of large data into parts (clusters). This allows you to structure the data and identify certain useful patterns in them.

The algorithm for building conceptual and logical models of the information system for the clustering of educational data and their analysis using fuzzy logic is presented, and the UML diagram of the system's activity is built. With the help of a logical model, the influence of the system parameters on the accuracy of the clustering of educational data was investigated using the tools of the Mental Modeler package. The principles of applying fuzzy membership functions in determining whether objects belong to clusters are described.

Based on the analysis of the logical model of the system, it was established that in order to achieve high accuracy, it is desirable to perform clustering in the space of three features (the normalized number of analyzed parameters of educational data "Parameter" is higher than the average). At the same time, clustering in the space of two features also ensures high accuracy of the analysis of educational data, but it is much easier to implement, therefore, clustering in the space of two features is performed in the work.

The sequence of building a prototype of an information system for the clustering of educational data and their analysis using fuzzy logic described in the work can be applied by students of engineering, pedagogical and technical specialties to build various computer systems for intelligent data analysis.

Key words: digitalization of education, clustering, Data Mining, Fuzzy Logic, Fuzzy Cognitive Map.

УДК 37.018.4:004.85

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-6085/2023/67.1.32>

Дерев'янчук 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.

На даний час в освіті обробляються великі об'єми даних, які отримуються на різних етапах освітнього процесу [1; 2]. Наприклад, обробляються параметри студентів 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 [3; 4]. Аналіз освітніх даних у ручному режимі є досить трудомістким і вимагає високої кваліфікації виконавця. Тому, з метою зменшення трудомісткості аналізу та підвищення його точності, у даній роботі запропоновано проводити

комп'ютерний аналіз освітніх даних методами кластеризації та з використанням засобів нечіткої логіки [5; 6; 7].

Побудова інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки передбачає виконання таких завдань: вибору джерела початкових даних (наприклад, електронних таблиць або текстових файлів на спеціалізованих сайтах), побудова концептуальної, та логічної моделей системи кластеризації освітніх даних, моделювання роботи системи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Проблему використання інноваційних технологій в освітньому процесі, у тому числі й цифрових, досліджували В. Ковальчук, С. Баловсяк, Ю. Ушенко, Н. Ткаченко, А. Кочарян, В. Сорока, І. Шелудько, С. Масліч та інші [8; 9; 10; 11; 12; 13; 14].

Важливим напрямом цифровізації професійної освіти є проектування та застосування студентами комп'ютерних систем для інтелектуального аналізу даних, зокрема, розпізнавання зображень [15; 16; 17; 18; 19], сегментації [20; 21] та кластеризації [5].

У сучасних освітніх платформах методи кластеризації (наприклад, метод K-Means) забезпечують ефективний метод оцінювання результатів навчання студента.

Проте, при обробці реальних освітніх даних у багатьох випадках кластери чітко не розділяються. Через це виникає проблема аналізу об'єктів (студентів), які знаходяться на межах кластерів. Для вирішення такої проблеми, у роботі запропоновано використати засоби нечіткої логіки, тобто ступінь належності об'єкту до кластерів описати нечіткими функціями належності.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.

Питання кластеризації широко використовується сучасними освітніми платформами, які забезпечують ефективний метод оцінювання результатів навчання студента [22; 23], проте шляхи її використання в освіті дослідженні недостатньо. На основі аналізу такої кластеризації надаються рекомендації до навчання як у випадку очного, так і дистанційного. Кластерний аналіз проміжних та підсумкових результатів навчання дозволяє корегувати рівень складності навчальних завдань. Застосування інтелектуального аналізу даних до освітньої статистики в цілому розширює можливості мережевої освіти, підвищує ефективність викладання та навчання. У процесі інтелектуального аналізу даних отримується прихована, невідома та потенційно корисна інформація із великої бази даних.

Зокрема, при кластеризації освітніх даних, отримані кластери не завжди чітко розділяються [24]. Тому для кластеризації таких даних

застосовуються нечіткі алгоритми кластеризації (Fuzzy clustering, soft clustering), наприклад, алгоритми fuzzy k-means та fuzzy c-means (FCM) [25]. У нечітких алгоритмах кластеризації допускається належність одного елемента множини до декількох кластерів (із різним ступенем належності) [6; 7]. Алгоритм fuzzy k-means є нечітким аналогом алгоритму кластеризації k-means. Особливістю алгоритму Fuzzy C-means (FCM) є автоматичне визначення кількості кластерів [26]. 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. Тому, для розширення можливостей аналізу, використовується опис освітніх даних засобами нечіткої логіки з можливістю вибору параметрів нечітких функцій належності [5].

Мета статті. Описати алгоритм побудови та дослідження прототипу інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки.

Виклад основного матеріалу. В 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 студентів і можливості вжити відповідні дії для оптимізації навчального процесу. Кластерний аналіз дозволяє виявити різні фактори, які сильно корелюють з успішністю навчання студентів. У більшості випадків для кластеризації освітніх даних використовуються алгоритми k-means, BIRCH, and DBSCAN [23]. За їх допомогою можливо аналізувати та корегувати навчання студентів 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.

Побудову прототипу інформаційної системи для кластеризації освітніх даних здійснюємо на прикладі кластеризації студентів за їх освітніми досягненнями з використанням нечіткої логіки та проведемо його дослідження. Виконано моделювання впливу на прототип системи основних факторів.

Алгоритм побудови прототипу інформаційної системи та його дослідження містить три етапи.

На першому етапі необхідно здійснити обґрунтування та вибір прототипу інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки. Апаратно-програмний прототип інформаційної системи для

кластеризації буде містити наступні складові частини:

- 1) фрейми даних, в які записана інформація про навчальні досягнення студентів;
- 2) мікрокомп'ютер Raspberry Pi 3B+;
- 3) база даних SQLite на хмарній платформі GoogleColab, призначена для збереження та аналізу даних;
- 4) модуль отримання статистичних характеристик про досліджувані об'єкти;
- 5) модуль кластерного аналізу з використанням бібліотеки sklearn.cluster та засобів нечіткої логіки;
- 6) модуль контролю стану показників, візуалізації та збереження отриманих результатів.

На другому етапі пропонується розробити концептуальну модель інформаційної системи для кластеризації освітніх даних.

Дана модель інформаційної системи показує основні дії, що може виконувати користувач. На рисунку 1 у вигляді UML діаграми варіантів використання зображена концептуальна модель [27], яка містить такі прецеденти:

1. «Зчитати дані» – програмно зчитати файл інформаційного ресурсу з даними показників про навчальні досягнення студентів.
2. «Створити фрейм» – зчитати початкові дані про навчальні досягнення студентів.
3. «Створити базу даних» – створити базу даних SQLite для збереження та аналізу даних на хмарній платформі GoogleColab.

4. «Вибірка даних» – вибрати дані з БД за допомогою SQL-запитів.

5. «Кластерний аналіз» – виконати кластеризацію навчальних досягнень студентів методом k-середніх з використанням бібліотеки sklearn.cluster, після чого провести аналіз кластерів засобами нечіткої логіки.

6. «Статистичні дані» – отримати інформацію про параметри кластерів, виконати контроль стану навчальних досягнень студентів.

7. «Візуалізація» – візуалізація результатів кластерного аналізу навчальних досягнень.

8. «Зберегти» – зберегти результати кластерного аналізу.

На третьому етапі розробляється логічна модель інформаційної системи для кластеризації освітніх даних. Логічна модель інформаційної системи побудована за допомогою моделі нечіткої когнітивної карти (НКК) та пакету Mental Modeler (ММ) [28]. НКК (Fuzzy Cognitive Map, FCM) застосовуються в умовах невизначеності щодо аналізу та прийняття рішень. У даному випадку НКК застосовуються для обґрунтування структури інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки.

Для побудови нечіткої когнітивної карти, яка описує систему кластеризації освітніх даних, потрібно проаналізувати основні характеристики такої системи: кількість аналізованих параметрів освітніх даних, кількість об'єктів у вибірці, кількість

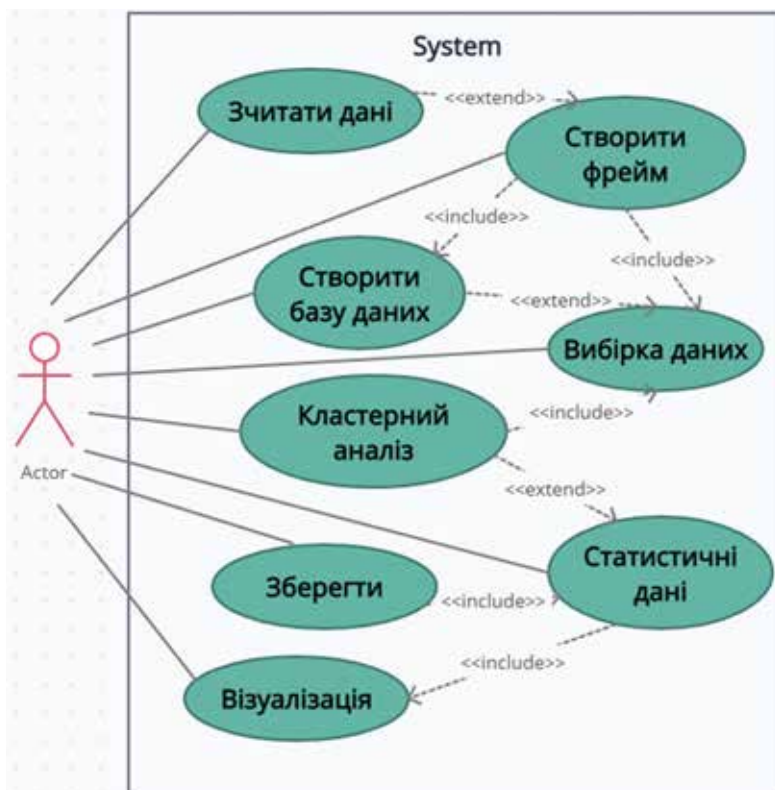


Рис. 1. Концептуальна модель системи для кластеризації освітніх даних

кластерів, кількість ітерацій при кластеризації, точність і час кластеризації. Також потрібно виявити вразливості та визначити основні характеристики системи кластеризації освітніх даних. Концепти визначаються як ключові фактори об'єкта моделювання. Значення концептів нормуються у відносних одиницях діапазону від -1 до 1.

Для інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки визначено такі концепти:

1. **Parameter** – нормована кількість аналізованих параметрів освітніх даних, кількість координат дільниць у просторі ознак (-1 – мінімальна кількість параметрів (дві координати у просторі ознак), 1 – максимальна кількість параметрів (три координати у просторі ознак)); як параметр освітніх даних можна розглядати, наприклад, оцінки студентів із певного предмета.

2. **M** – нормована кількість об'єктів у вибірці (-1 – мінімальна кількість студентів, 1 – максимальна кількість студентів).

3. **Cluster** – нормована кількість кластерів (-1 – мінімальна кількість кластерів, 1 – максимальна кількість кластерів).

4. **Iteration** – кількість ітерацій при кластеризації (-1 – мінімальна кількість ітерацій, 1 – максимальна кількість ітерацій).

5. **Precision** – точність кластеризації (-1 – мінімальна точність, 1 – максимальна точність).

6. **Time** – нормований час кластеризації (-1 – мінімальний час, 1 – максимальний час).

У пакеті ММ побудовано та параметризовано FCM. Для цього відповідні концепти послідовно додавалися в карту та встановлювалися зв'язки між концептами. Відповідно для кожного зв'язку встановлено рівень залежності.

Між концептами інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки встановлено зв'язки (рис. 2), вибрано ваги зв'язків (рис. 3), а також задано значення концептів.

За допомогою Sigmoid Function проводилося моделювання змін в середовищі, а сценарій виконувався командою File> New> Scenario. При виконанні сценарію значення кожного концепту

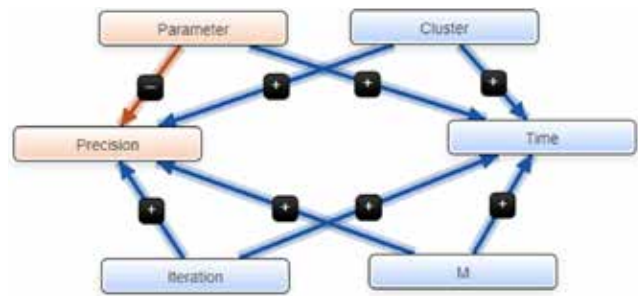


Рис. 2. FCM системи для кластеризації освітніх даних у вигляді графу

змінюється з урахуванням значень зв'язків між концептами.

Початкові значення встановлюються в ручному режимі в зоні State Prediction. У вікні відображення результатів моделювання за обраним сценарієм виводяться значення рівня оцінки концептів, обраних для моделювання їх стану (графічно і в чисельному вигляді [-1, +1]). Аналіз результатів моделювання дозволяє виявити найбільш впливові концепти для системи, що проєктується.

Результати моделювання показали, що висока точність кластеризації освітніх даних «Precision» досягається за наступних умов (рис. 4):

1. Нормована кількість аналізованих параметрів освітніх даних «Parameter» вища за середню (кількість координат дільниць у просторі ознак – 3).
2. Нормована кількість об'єктів у вибірці «M» вища за середню.
3. Нормована кількість кластерів «Cluster» вища за середню.
4. Кількість ітерацій при кластеризації освітніх даних «Iteration» максимальна.
5. Нормований час кластеризації освітніх даних «Time» вищий за середній.

Отримані результати моделювання FCM системи показують, що для досягнення високої точності бажано виконувати кластеризацію в просторі трьох ознак (нормована кількість аналізованих параметрів освітніх даних «Parameter» вища за середню).

При цьому кластеризація в просторі двох ознак забезпечує також високу точність освітніх даних,

	M	Time	Cluster	Parameter	Precision	Iteration
M		0.5			0.5	
Time						
Cluster		0.5			0.25	
Parameter		0.5			-0.25	
Precision						
Iteration		0.5			0.5	

Рис. 3. Ваги зв'язків FCM системи для кластеризації освітніх даних



Рис. 4. Моделювання впливу факторів на точність «Precision» та час «Time» кластеризації; значення всіх факторів впливу (крім кількості ітерацій «Iteration») – близькі до середніх

але значно простіше реалізується, тому в роботі виконано кластеризацію в просторі двох ознак.

Висновки. Презентовано алгоритм побудови концептуальної та логічної моделі інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки. Сформовано нечіткі когнітивні карти, які використано для обґрунтування структури системи для кластеризації освітніх даних. За допомогою логічної моделі досліджено вплив параметрів системи на точність кластеризації освітніх даних.

У подальшому планується виконати апаратно-програмну реалізацію інформаційної системи для кластеризації освітніх даних та їх аналізу з використанням нечіткої логіки на прикладі кластеризації студентів за їх освітніми досягненнями. Застосування нечіткої логіки доцільне в тому випадку, якщо кластери частково перекриваються. У такому випадку один об'єкт може відноситися одночасно до кількох кластерів, тому його належність до певного кластера описується відповідною нечіткою функцією належності. Для апаратної реалізації системи планується використати мікрокомп'ютер Raspberry Pi, а для програмної реалізації – мову Python. Побудова та дослідження прототипу системи для кластеризації та аналізу освітніх даних забезпечить студентам інженерно-педагогічних та технічних спеціальностей набуття професійних компетентностей, пов'язаних із розробкою інформаційних комп'ютерних систем.

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-Samarraie 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.
- Balovskyak 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.
- Balovskyak 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.

7. 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.
8. 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>.
9. 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>.
10. 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.
11. 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 Paedagogicae Cracoviensis. Studia ad Didacticam Biologiae Pertinentia*. 2019. №9. P. 122–138. DOI: 10.24917/20837276.9.13.
12. 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.
13. 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.
14. 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.
15. 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.
16. 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.
17. 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>.
18. 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.
19. 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>.
20. 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.
21. 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.
22. 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.
23. 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.
24. 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.
25. Heni A., Jdeyl., 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.
26. 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.
27. UML Diagrams. The Unified Modeling Language. URL: <http://www.uml-diagrams.org> (дата звернення 10.12.2023).
28. Fuzzy Cognitive Map. Mental Modeler. URL: <https://www.mentalmodeler.com> (дата звернення 10.12.2023).