

Д. Я. Зайцев, Т. В. Філімончук, А. С. Гук, Г. В. Майстренко

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна

## ОГЛЯД ЗАСОБІВ ЕФЕКТИВНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ДАНИХ

**Анотація.** **Актуальність.** Протягом багатьох десятиліть люди мріяли створити машини, які могли б зрівнятись по характеристикам з людським інтелектом та мислити й діяти як люди. Однією з найцікавіших ідей було дати комп'ютерам можливість «бачити» та інтерпретувати навколишній світ у зручний для розуміння комп'ютером. Завдяки прогресу в галузі штучного інтелекту, інноваціям в області deep learning та нейронних мережах ця сфера змогла зробити значний стрибок за останні роки та перевершити людей у деяких задачах, пов'язаних із виявленням та маркуванням об'єктів. **Метою даної роботи** є розгляд та порівняльний аналіз існуючих засобів сегментації зображень, зокрема, з використанням методів кластеризації. **Об'єктом дослідження** виступають алгоритми сегментації зображень, які є ключовими у сфері комп'ютерного зору для розпізнавання та аналізу об'єктів. **Предметом дослідження** є конкретне використання методів кластеризації в цих алгоритмах, їх ефективність та точність. **Результати.** У даній роботі проведено розгляд та порівняльний аналіз основних методів кластеризації даних. Виявлено 3 найпоширеніші та найперспективніші для покращення алгоритми. Для кожного з них описано принцип роботи, виділено їх головні переваги та недоліки. **Висновок.** Серед розглянутих методів немає найкращого універсального вибору, оскільки ефективність кожного з них залежить від конкретної задачі. Описані алгоритми плануються бути використані для їх подальших досліджень та модифікацій.

**Ключові слова:** кластеризація, сегментація, комп'ютерний зір, обробка зображень, штучний зір.

### Вступ

**Постановка проблеми.** Сучасний технологічний прогрес вражає. Нові досягнення у сферах штучного інтелекту, комп'ютерного зору, Data Mining, активність інтернет-пошуку, постійно зростаюча кількість цифрових зображень та інших медіа-матеріалів зародили проблему організації та структуризації цих даних. Окрім того, з часом постала необхідність зручного оперування та аналізу такими даними. Останнім часом активно почала розвиватись сфера розпізнавання зображень. Це сприяло створенню автомобілів, які здатні самокеруватись без участі водія, реалізації систем спостереження, які б могли за лічені секунди розпізнати кожен об'єкт у полі бачення однієї або цілої мережі відеокамер, полегшенню роботи в області рентгенографії алгоритмами, які можуть аналізувати сотні знімків за раз.

Кластеризація вважається одним з найцікавіших підходів до задачі пошуку схожих даних і об'єднання їх у групи. Вона передбачає розбиття набору даних на кілька груп таким чином, що подібність усередині групи є більшою ніж серед усіх груп.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У статті [1] було проведено порівняльний аналіз методів сегментації зображень: розглянуто актуальні типові методи сегментації зображень та аналіз кожного з них; окреслено поняття сегментації, виділено її мету та сферу використання. Також, згідно статті, сегментацію умовно можна поділити на сегментацію статичних та динамічних зображень. В першому випадку доводиться мати справу з окремими зображеннями (картинками), а у другому – з відео потоком даних.

Як одну з можливих опцій для сегментації, розглянуто методи, які засновані на використанні поро-

гів [2]. Також у публікації було порівняно ефективність алгоритмів із використанням гістограми з іншими. Окрім того, серед розглянутих методів також є згадка про алгоритми, які базуються на кластеризації, зокрема, алгоритмом K-Means, який є одним з найпопулярніших через задачі кластеризації.

Автори дійшли висновку що існування значної кількості методів сегментації зображень вимагає їх дослідження та формування рекомендацій щодо їх використання в конкретних задачах розпізнавання зображень в різних предметних областях. А також створення нових методів сегментації, які не будуть мати недоліки розглянутих методів, насамперед мова йде про методи адаптивної сегментації.

У статті [3] наведено огляд сучасних методів комп'ютерної або автоматизованої сегментації анатомічних медичних зображень. Коротко описано конкуруючі методи та їх застосування. Також увага зосереджується на представленні актуальних застосувань сегментації зображень в медичній візуалізації та різноманітних проблемах галузі, які мають бути вирішеними.

Незважаючи на те, що автори посилаються здебільшого на найбільш часто використовувані рентгенологічні методи візуалізації анатомії, більшість описаних концепцій також можна застосувати до інших методів сегментації.

Стаття [4] містить комплексний огляд різних технік сегментації зображень. Автори визначають мету процесу сегментації як самостійне розкладання зображення на окремі регіони. Також у статті наведено кілька прикладів застосування даної техніки у сьогоднішній день, так, згідно думки авторів, сегментація зображення стала дуже важливою задачею в сьогоднішньому сценарії розвитку технологій, у сучасному світі комп'ютерне бачення стало міждисциплінарною областю і його застосування можна знайти в будь-якій сфері.

Що до питання сегментації зображень, також доречно було б розглянути інші існуючі та конкуруючі методи, окрім кластеризації. Частково, це було зроблено у статті [1], яка саме розглядала та порівнювала існуючі рішення для сегментації зображень, але варто більше звернути уваги на один з них, а саме на генетичні алгоритми.

У статті [5] автори використовують генетичні алгоритми для розв'язання проблеми сегментації зображень, яка є вирішальним етапом у процесі оброблення та аналізу зображень. Згідно статті, сегментація зображення – це процес розбиття одного зображення на множину сегментів, де сегменти вже більш репрезентативні та зручніші для дослідження, як деталі можна використовувати окремі поверхні або предмети. Процес сегментації зображень застосовують для визначення об'єктів та їхніх меж. Сенс використання генетичних алгоритмів полягає у тому, що кожен піксель групується в інші пікселі за допомогою функції відстані на основі як локальних, так і глобальних уже обчислених сегментів. Майже кожен алгоритм сегментації зображень містить параметри, які використовують для управління результатами сегментації; генетична система може динамічно змінювати параметри для досягнення найкращих показників.

Як і в послідовності зображень, для оптимізації декількох параметрів автори застосовували багаточільові генетичні алгоритми, за допомогою яких можна знайти різноманітну колекцію рішень із більшою кількістю змінних.

Алгоритми кластеризації поширені набагато більше аніж суто на вирішення проблем сегментації. В статті [6] представлена загальна характеристика процедури кластерного аналізу. Наведено огляд існуючих підходів до вирішення задачі кластеризації та математичних методів кластерного аналізу даних. Описано етапи процесу кластеризації, розглянуто питання вибору міри відстані та ваг для класифікуючих властивостей об'єктів. Проведено класифікацію та аналіз існуючих алгоритмів кластерного аналізу, розглянуто переваги та недоліки цих алгоритмів. Обґрунтовано доцільність використання карт Кохонена в методиках кластеризації з метою дослідження наявності чи відсутності кластерної структури в даних, числа кластерів, законів сумісного розподілу ознак, залежностей тощо. Надано порівняльну таблицю алгоритмів та зроблено висновок щодо необхідності подальшого розроблення простих в реалізації алгоритмів, які потребують мінімальної кількості початкових параметрів, дозволяють проводити багатоваріантний аналіз та дають задовільні результати.

Коли мова йде про взаємозв'язок кластеризації та зображень, не завжди мається на увазі сегментація. У статті [7] запропоновано метод кластеризації зображень для їх подальшого адаптивного стискання. Проведено дослідження ефективності стискання зображень шляхом використання кластеризації та стискання кластерів на основі перетворення Карунена-Лоєва. Обраний метод кластеризації є підґрунтям для подальшого стискання інформації на основі

перетворення Карунена-Лоєва, оскільки він виключає можливість перетину кластерів.

**Метою цієї роботи** є розгляд та порівняльний аналіз існуючих засобів сегментації зображень, зокрема, з використанням методів кластеризації.

## Основна частина

Сегментація зображення – це процес поділу цифрового зображення на кілька сегментів (об'єктів). Мета сегментації – змінити подання зображення на щось більш значуще та легше для аналізу.

Сегментація зображення – це важливий крок в обробці зображення, і вона стає майже обов'язковою, якщо є задача проаналізувати, що знаходиться всередині зображення.

Наприклад, якщо необхідно визначити, чи є стілець або людина всередині зображення приміщення, то в цьому випадку може знадобитися сегментація зображення, щоб розділити об'єкти та проаналізувати кожен об'єкт окремо, щоб перевірити, що це таке. Сегментація зображення зазвичай виконує функцію попередньої обробки перед розпізнаванням образів, виділенням ознак та стисненням зображення.

Загалом, кластеризація – це ніщо інше, як групування наданих даних відповідно до їх подібності та отримання різних кластерів у кінці. Відповідно до методу кластеризації, який використовується, спосіб групування даних змінюється. Розглянемо 2 різні типи сегментації зображень, які найчастіше використовуються: кластеризація з розділенням (Partitioning Clustering) та нечітка (Fuzzy Clustering) кластеризація.

Методи кластеризації з розділенням ділять дані на  $k$  груп, де  $k$  – це деяке число, яке визначається завчасно користувачем. Одним з найпопулярніших представників такого різновиду методів кластеризації є метод K-Means.

Нечітка кластеризація є жорстким типом кластеризації, тоді як кластеризація з розділенням називається м'якою. Причина цього полягає в тому, що в кластеризації з розділенням одна точка даних може мати лише один кластер. У нечіткій кластеризації з вихідними даними існує деяка ймовірність для кожної точки даних, і кожна з точок може належати будь-якому кластеру на цьому рівні ймовірності. Найпоширеніший метод який демонструє нечітку (fuzzy) кластеризацію – це метод C-Means. Цікава назва, бо при схожості назви з вище згаданим алгоритмом K-Means, даний алгоритм базується на іншому алгоритмі та відноситься до іншої групи методів кластеризації.

Також не зайвим буде згадати інші 2 менш поширені типи кластеризації, а саме гірну (mountain clustering) та субтрактивну (subtractive clustering).

Mountain clustering обчислює функцію щільності у кожній можливій позиції у просторі даних і серед них знаходить позицію з найбільшою щільністю в якості вершини або центру першого кластера. Потім алгоритм знищує першу вершину та шукає другу. Таким чином алгоритм повторюється доки

необхідна кількість вершин, які є кластерами, не буде знайдена.

Subtractive clustering дещо схожа за принципом дії до попередньої, за виключенням того, що вона не рахує функцію щільності та не намагається знайти вершину в кожній можливій точці, а шукає її лише серед точок з даними.

Таким чином, кількість обчислень суттєво зменшується. Але попри це, у порівнянні з алгоритмами K-Means та C-Means, гірший та субстрактивний методи майже не використовуються.

**Кластеризація методом K-Means** Кластеризація методом K-Means – це алгоритм кластеризації, який відноситься до групи алгоритмів що не потребують навчання, він групує набір даних без міток у різні кластери. Тут  $k$  визначає кількість заздалегідь визначених кластерів, які необхідно створити в процесі, наприклад, якщо  $k=2$ , буде два кластери, а для  $k=3$  буде три кластери і так далі.

Це дозволяє кластеризувати дані в різні групи та по суті є зручним способом самостійного виявлення категорій груп у немаркованому наборі даних без необхідності навчання.

Даний алгоритм базується на основі центроїда, де кожен кластер пов'язаний із центроїдом. Основною метою цього алгоритму є мінімізація суми відстаней між точкою даних і відповідними кластерами.

Алгоритм приймає набір даних без міток як вхідні дані, ділить набір даних на  $k$  кластерів і повторює процес, доки не знайде найкращі кластери. Значення  $k$  має бути заздалегідь визначене в цьому алгоритмі. Метод кластеризації K-Means виконує дві задачі:

- визначає найкраще значення для  $K$  центральних точок або центроїдів за допомогою ітераційного процесу;

- призначає кожен точку даних найближчому  $k$ -центру. Ті точки даних, які знаходяться поблизу певного  $k$ -центру, створюють кластер  $d$ .

Таким чином, кожен кластер має точки даних з деякими спільними рисами, і він знаходиться далеко від інших кластерів.

На рис. 1 демонструється робота алгоритму кластеризації K-Means.

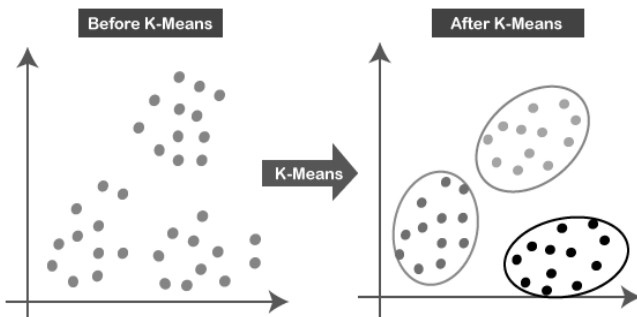


Рис. 1. Результат кластеризації за допомогою методу K-Means

Алгоритм K-Means працює наступним чином:

- на першому кроці визначається число  $k$ , щоб встановити кількість майбутніх кластерів;

- на другому кроці здійснюється вибір випадкових  $k$  точок або центроїдів (можуть бути відмінні від вхідного набору точки);

- на третьому кроці здійснюється призначення кожної точки даних найближчому центроїду, що сформує попередньо визначені  $k$  кластерів;

- на четвертому кроці обчислюється дисперсія та розміщується новий центроїд для кожного кластеру;

- далі виконується повторення третього кроку, тобто перепризначення кожної точки даних новому найближчому центроїду кожного кластера. Якщо відбувається будь-яке перепризначення, здійснюється повторення четвертого кроку. Інакше, якщо перепризначень більше не відбувається, то модель сформована та кластери призначені.

Продуктивність алгоритму кластеризації методом K-Means дуже залежить від кластерів, які він формує. Підбір оптимальної кількості кластерів може стати проблемним. Існують різні способи визначення оптимальної кількості, тобто значення коефіцієнту  $K$ , але найбільш раціональний з них тільки один.

Наведений метод має назву Elbow Method або метод ліктя. Він є одним із найпопулярніших способів знайти оптимальну кількість кластерів і для цього використовує концепцію значення WCSS (within-cluster sum of squares). WCSS – це сума квадратів у кластері, що є кількістю загальних варіацій в межах кластера.

Щоб виміряти відстань між точками даних і центроїдом, можна використовувати будь-який відомий користувачеві метод, наприклад евклідову або манхеттенську відстань.

Для пошуку оптимального значення кластерів, метод ліктя виконує наступні дії:

- здійснює кластеризацію K-Means на заданому наборі даних для різних значень  $K$  (діапазони від 1 до 10);

- для кожного значення  $K$  обчислюється значення WCSS;

- далі будується крива між обчисленими значеннями WCSS та кількістю кластерів  $K$ . Гостра точка вигину або точка графіка, що виглядає як плече, вважається найкращим значенням  $K$  (рис. 2).

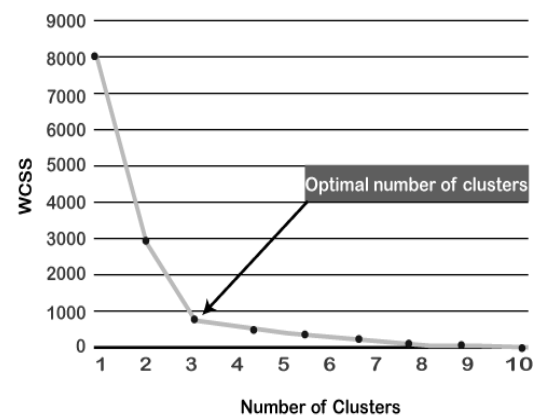


Рис. 2. Графік залежності значення WCSS від кількості кластерів

**Fuzzy C-Means кластеризація.** Існують алгоритми кластеризації з використанням нечіткої логіки. Тобто, логіки, при якій немає однозначної належності точки конкретному кластеру. Принципи нечіткої логіки можна використовувати для кластеризації багатовимірних даних, призначаючи кожній точці членство в кожному центрі кластера від 0 до 100 відсотків. Це може бути більш ефективно у порівнянні з традиційною кластеризацією з жорстким порогом, де кожній точці призначається чітка, точна мітка.

Алгоритм кластеризації методом C-Means працює шляхом призначення членства кожній точці даних, що відповідає кожному центру кластера, на основі відстані між центром кластера та точкою даних. Чим більше даних знаходиться ближче до центру кластера, тим більше їх приналежність до конкретного центру кластера. Зрозуміло, що сума належності кожної точки даних повинна дорівнювати одиниці.

C-Means – цей метод кластеризації, який дозволяє створювати нечіткі розділи з даних. Алгоритм залежить від параметра  $m$ , який відповідає ступеню нечіткості рішення.

Великі значення  $m$  призведуть до розмивання меж кластерів, і таким чином всі елементи матимуть тенденцію належати до всіх кластерів. Тобто рішення оптимізаційної задачі залежать від параметра  $m$ : різні вибори  $m$  зазвичай призведуть до різних розділів.

Нечітка кластеризація методом C-Means або Fuzzy C-Means (FCM) спирається на основну ідею Hard C-Means (HCM) кластеризації з тією різницею, що в FCM кожна точка даних належить кластеру на деякому рівні приналежності, а в HCM кожна точка даних або належить до певного кластера, або ні. Таким чином FCM використовує нечітке розділення, тобто кожна точка даних може належати до кількох груп зі своїм ступенем приналежності, визначеним оцінкою між 0 та 1.

Однак, FCM все ще використовує доволі затратну функцію, яка має бути мінімізована під час спроби розділення набору даних.

Алгоритм працює ітеративно через попередні дві умови до моменту поки покращення не перестануть спостерігатись.

Порівняємо більш детально алгоритми FCM та K-Means, щоб отримати чітке уявлення про те, де підходить описуваний алгоритм C-Means.

Перше порівняння стосується віднесення до кластера: у нечіткій кластеризації кожна точка має ймовірність належати до кожного кластера, а не повністю належати лише одному кластеру, як це має місце в традиційному алгоритмі k-середніх. У FCM кожна точка має вагове значення, пов'язане з певним кластером, тому точка не знаходиться «в кластері» повністю, оскільки вона має слабкий або сильний зв'язок із кластером, який визначається зворотною відстанню до центру кластера.

Друге порівняння стосується швидкості: засоби FCM, як правило, працюватимуть повільніше, ніж засоби k-середніх, оскільки вони насправді викону-

ють більше роботи. Кожна точка оцінюється з кожним кластером, і в кожній оцінці бере участь більше операцій. Метод K-Means потребує обчислення відстані, тоді як нечіткий FCM потребує повного оберненого зважування відстані.

**Ієрархічна кластеризація.** Ієрархічна кластеризація є однією з найпопулярніших і простих для розуміння методів кластеризації. Ця техніка кластеризації поділяється на два види: агломеративний та розділовий.

У техніці агломеративної ієрархічної кластеризації спочатку кожна точка даних розглядається як окремий кластер. На кожній ітерації подібні кластери зливаються з іншими кластерами, поки не буде сформований один або  $K$  кластерів.

Базовий алгоритм Agglomerative має наступні кроки:

- обчислення матриці близькості;
- визначення кожної точки даних як кластера;
- поєднання двох найближчих за відстанню кластерів між собою;
- повторення попередніх кроків доки необхідна кількість кластерів не буде сформована.

Візуально алгоритм ієрархічної кластеризації демонструють у вигляді дендрограми (рис. 3).

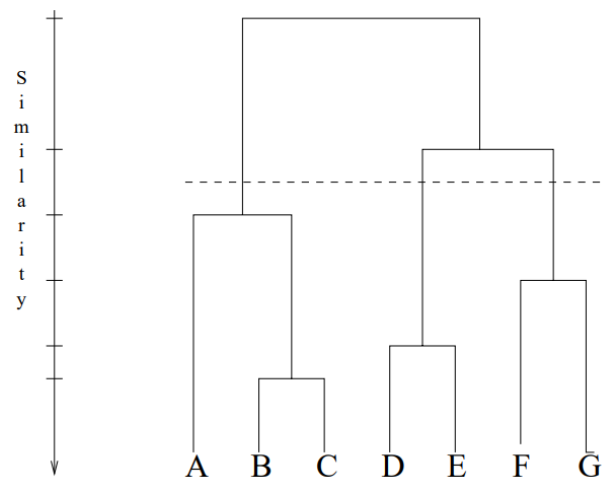


Рис. 3. Дендрограма роботи алгоритму ієрархічної кластеризації

Наступним методом для розгляду є розділовий алгоритм ієрархічної кластеризації. Можна сказати, що розділова ієрархічна кластеризація є прямою протилежністю агломеративному підходу ієрархічної кластеризації. У розділовій ієрархічній кластеризації всі точки даних розглядаються як один кластер, і на кожній ітерації точки, які найбільш не схожі, відокремлюються від кластера. Кожна відокремлена точка даних розглядається як окремий кластер. Зрештою, залишаться  $n$  кластерів, кількість яких задається на початку. Таким чином, оскільки окремі кластери діляться на  $n$  кластерів, це називається розділовою ієрархічною кластеризацією.

## Висновки

В результаті проведених авторами досліджень було розглянуто кілька методів кластеризації даних,

серед яких виділено 3 найпоширеніші методи: ієрархічний метод, метод K-Means та C-Means. Відібрані методи вирішують проблему категоризації даних шляхом поділу набору даних на ряд кластерів на основі певної міри подібності, так, що подібність у кожному кластері більша, ніж серед кластерів.

Розглянуті алгоритми кластеризації можна логічним чином поділити на дві групи: ті, які потребують початкового значення кластерів, та ті, яким воно не обов'язкове. Методи K-Means та C-Means можна віднести до алгоритмів з обов'язковим початковим значенням кількості кластерів, а ієрархічні алгоритми, які теж мають деяке число підвидів, до типу алгоритмів, яким значення кількості кластерів не потрібне.

Методи K-Means та C-Means також мають свої відмінності у принципі роботи, ефективності, результативності та призначенні. Таким чином, метод K-Means має більшу швидкість, але він жорстко поділяє точки даних на кластери, що не завжди може бути зручним. Метод C-Means при цьому може відносити точки до кластерів лише з якимось значенням приналежності, що дозволяє будувати нечіткі, але при цьому більш реалістичні межі між вибірками даних, але при цьому швидкість його роботи значно менша.

Щодо ієрархічної кластеризації, то складність та швидкість роботи ще менша за попередні розглянуті методи, але при цьому початкове значення кластерів не є обов'язковим, залежно від конкретного підвиду ієрархічної кластеризації.

Таким чином, можна прийти до висновку, що однозначного фавориту серед розглянутих методів немає, бо не існує єдиного критерію якості кластеризації.

Варто зазначити, що вибір методу значною мірою залежить від специфіки даних та поставлених задач.

Кожен підхід може давати різні результати, і кожен з них найкраще проявить свою ефективність тільки для обмеженого набору задач.

Також, неієрархічні методи часто базуються на початковому значенні кластерів, що не завжди є можливим або потрібним.

Під час вибору методу, який буде використовуватись варто враховувати далеку від лінійної складність, особливо це стосується ієрархічних типів методів кластеризації.

Додатково слід враховувати потребу в інтерпретації результатів, оскільки в залежності від використаного алгоритму, отримані набори кластерів можуть різнитися між собою.

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ониськів П.А., Литвиненко Я.В. (2019), "Аналіз методів сегментації зображень", *Матеріали IV Міжнародної науково-технічної конференції „Теоретичні та прикладні аспекти радіотехніки, приладобудування і комп'ютерних технологій“ присвячена 80-ти річчю з дня народження професора Я.І. Проця*, С. 48-49.
2. Grady L. (2006), "Random walks of image segmentation", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Pp. 1768-1783.
3. Dzung L.P., Chenyang Xu., Jerry L.P. (2000), "Current Methods in Medical Image Segmentation", *Annual Review of Biomedical Engineering Vol. 2*, Pp. 315-337.
4. Tara S., Reddy B., Ramesh G., Sandeep K. (2014), "Various Image Segmentation Methods Based On Partial Differential Equation-A Survey", *International Conference on Computer & Communication Technologies Vol. 3*, Pp. 183-186.
5. Гороховський С.С., Мороз А.В. (2021), "Сегментація зображень із використанням генетичних алгоритмів", С. 52-55.
6. Волосяк Ю.В. (2014), "Аналіз алгоритмів кластеризації для задач інтелектуального аналізу даних", *Збірник наукових праць Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка*, С. 112-119
7. Скаковська А.М., Радивоненко О.С., Шалда К.В. (2012), "Кластеризація зображень для їх компресії на основі компонентного аналізу", *Вісник Сумського державного університету*, С. 32-36.
8. Jain A.K., Murty M.N., Flynn P.J. (1999), "Data clustering: a review", *ACM Computing Surveys*, Vol. 31, No. 3, September 1999, pp. 264-323.

Received (Надійшла) 22.12.2023

(Accepted for publication) Прийнята до друку 24.01.2024

#### Review of effective image segmentation using data clustering methods

Dmytro Zaitsev, Tetiana Filimonchuk, Artem Huk, Halyna Maistrenko

**Abstract. Relevance.** For many decades, people have dreamt of creating machines that could match human intelligence, capable of thinking and acting like humans. One of the most fascinating ideas was to enable computers to "see" and interpret the surrounding world in a way that is comprehensible to them. Thanks to progress in the field of artificial intelligence and innovations in deep learning and neural networks, this area has made a significant leap in recent years, surpassing humans in some tasks related to object detection and labeling. **The purpose of this work** is to review and comparatively analyze existing image segmentation tools, particularly those using data clustering methods. **The object of research** is image segmentation algorithms, which are key in the field of computer vision for object recognition and analysis. **The subject of research** is the specific use of clustering methods in these algorithms, their effectiveness, and accuracy. **Results.** This paper conducts a review and comparative analysis of the main methods of data clustering. It highlights 3 of the most common and promising algorithms for improvement. For each of them, the working principle is briefly described, and their main advantages and disadvantages are highlighted. **Conclusion.** Among the methods considered, there is no best universal choice, as the effectiveness of each depends on the specific task. The described algorithms are planned to be used for their further research and modifications.

**Keywords:** clustering, segmentation, computer vision, image processing, artificial vision.