

УДК 004.932

DOI: 10.15587/1729-4061.2022.255203

Розробка методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок

Г. В. Худов, О. М. Маковейчук, І. А. Хижняк, О. О. Олексенко,
Ю. А. Хажанець, Ю. С. Соломоненко, І. Ю. Юзова, Є. Є. Дудар, С. В. Стеців,
В. Г. Худов

Удосконалено метод сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок. На відміну від відомих, метод сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі Red-Green-Blue;*
- використання методу рою частинок на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;*
- сегментування зображення зведено до обчислення цільової функції, швидкості переміщення та нового місцеположення для кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.*

Проведені експериментальні дослідження щодо сегментування складноструктурованого зображення методом на основі алгоритму рою частинок. Встановлено, що удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок дозволяє проводити сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

Проведено порівняння якості сегментування складноструктурованого зображення. Порівняльний візуальний аналіз відомого та удосконаленого методів сегментування свідчить про наступне:

- удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок виділяє більше об'єктів інтересу (об'єктів військової техніки);*
- відомий метод k -means відносить деякі об'єкти інтересу (особливо ті, які частково покриті снігом) до снігового покриву (відмічені синім кольором);*
- удосконалений метод сегментування також відносить деякі об'єкти інтересу, що практично повністю покриті снігом до снігового покриву (відмічені синім кольором).*

Встановлено, що удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок забезпечує зниження помилок сегментування I роду в середньому на 12 % та зниження помилок сегментування II роду в середньому на 8 %

Ключові слова: сегментування, складноструктуроване зображення, космічна система спостереження, рой частинок, помилки першого та другого роду

1. Вступ

В сучасних умовах збільшується кількість користувачів інформації з космічних систем спостереження. Інформація з таких систем використовується, наприклад, при моніторингу міської інфраструктури, в сільському господарстві,

картографії, військовій справі тощо [1]. Найбільш важливим етапом обробки зображень з бортових систем спостереження є етап сегментування.

Особливістю зображень з космічних систем спостереження є їх складноструктурованість [2]. Складноструктурованість обумовлена особливостями формування зображень з космічних систем спостереження, впливом атмосферних факторів, рухом носія апаратури спостереження тощо. Особливостями зображень з бортових систем спостереження також є значна кількість елементів розрізнення, різнорідність та морфологічна складність великої кількості об'єктів інтересу, малокоонтрасність об'єктів інтересу у порівнянні з фоном. Зазначені особливості значно ускладнюють сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

Використання існуючих методів сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження не є ефективним. Тому дослідження, присвячені розробці методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження, є актуальними.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

В [3] запропоновано для сегментування зображень використовувати метод k -means. Перевагою [3] є простота та швидкодія роботи методу. Недоліком [3] є залежність від вибору початкових значень, значний час сегментування при великих значеннях k . Це, в свою чергу, приводить до помилок сегментування (значні помилки першого та другого роду).

В [4] запропоновано адаптивний метод сегментування зображення на основі алгоритму k -means, який уникає інтерактивного введення значення k . У методі [4] вхідне зображення перед сегментацією конвертується в колірний простір *Lightness*. Недоліком методу [4] є необхідність конвертації в колірний простір *Lightness* та проведення морфологічної обробки як проміжного етапу роботи методу.

В [5] для виділення контурів запропоновані методи просторового диференціювання. Методи [5] є ефективними для сегментування об'єктів інтересу значних розмірів в умовах незначної кількості фонових об'єктів. Недоліком [5] є їх неефективність при сегментуванні складноструктурованих об'єктів.

В [6] розглянуті методи виділення контурів об'єктів з використанням операторів Собеля, Превіта, Кірша, Уолліса, Робертса. Методи [6] є ефективними при незначній кількості об'єктів інтересу. Основними недоліками [6] є великі часові витрати.

В [7] для сегментування зображень запропоновано класичний метод Отсу. Класичний метод Отсу [7] є ефективним при сегментуванні простих зображень, наприклад, медичних. Однак метод [7] має проблеми при знаходженні порогового значення для більш складних зображень, що призводить до недосегментування зображення.

В [8] запропоновано гібридний метод Отсу сегментування зображень з алгоритмом оптимізації плодкових мушок на основі пам'яті. Експериментальні результати показують, що метод [8] дає кращі результати сегментування зображень у

відтінках сірого з наявністю шуму "сіть та перець". Недоліком [8] є складності при пошуку порогового значення для сегментування кольорових зображень.

В [9] запропоновано удосконалений метод Отсу – 2D Otsu. Перевагами методу [9] є підвищення стійкості до шуму "сіть та перець" разом із технологією розподілу зображень на основі адаптивної енергії для сегментування зображення з нерівномірним освітленням. Недоліком [9] є неврахування артефактів зображень щодо нерівномірного освітлення та шумів іншого походження.

В [10] запропоновано удосконалений метод Канні для сегментування зашумленого зображення. В [10] використовується середній фільтр з метою збереження дрібних деталей зображення та усунення шуму. Недоліком [10] є неврахування складноструктурованості зображення, наявності великої кількості виділених країв та великих часових витрати.

В [11] наведений огляд методів сегментування різнорідних зображень з використанням нейронних мереж глибокого навчання. Методи [11] є ефективними для сегментування зображень незначного розміру. Недоліком [11] є значний час на навчання нейронних мереж.

В [12] розглянуто методи сегментування медичних зображень на основі нейронних мереж глибокого навчання. Встановлено, що методи [12] є ефективними для сегментування гістологічних зображень та зображень головного мозку людини. Недоліком [12] є можливість їх використання лише для сегментування тільки медичних зображень.

В [13] запропоновано використання згорткової нейронної мережі CNN для сегментування зображень дистанційного зондування Землі. Методи [13] є ефективними для сегментування площинних об'єктів інтересу на зображеннях дистанційного зондування Землі. Недоліком [13] є значний час на формування навчальної вибірки, навчання та перенавчання нейронної мережі.

В [14] запропоновано для сегментування зображень мультимодальний метод на основі оптимізації рою частинок, який включає три послідовні етапи. Перевагою методу [14] є автоматичне визначення кількості кластерів. Недоліком [14] є те, що даний метод ефективний лише для простих зображень.

В [15] запропоновано використання базового алгоритму рою частинок для сегментування зображення. Метод [15] випадковим чином призначає центри рою, а найкраще значення цільової функції ініціалізується на гістограмі зображення. Недоліком [15] є різкий збіг на ранніх стадіях процесу пошуку та, як наслідок, неможливість отримання значних покращень даного процесу.

В [16] запропоновано метод визначення об'єктів на тонових аерокосмічних зображеннях на основі мурашиних алгоритмів. Метод [16] є ефективним при виділенні контурів об'єктів інтересу при незначній кількості таких об'єктів. На складноструктурованому зображенні з космічної системи спостереження використання методу [16] призводить до наявності значної кількості "сміттєвих" об'єктів.

В [17] наведений огляд методів сегментування зображень на основі гібридних мурашиних алгоритмів. В [17] встановлено, що застосування гібридних мурашиних алгоритмів забезпечує виділення контурів об'єктів інтересу без розривів та приємну швидкодію методу. Недоліком [17] є значна кількість "сміттєвих" об'єктів.

тевих" об'єктів при сегментуванні складноструктурованих зображень та невідомість часу збіжності при вирішенні оптимізаційної задачі.

Таким чином, аналіз відомих методів сегментування зображень з бортових систем спостереження показав їх неефективність в умовах складноструктурованості таких зображень. Тому, для подальшого дослідження сегментування зображень з бортових систем спостереження доцільно обрати метод рою частинок. Основними перевагами методу рою частинок є низька алгоритмічна складність, ефективність для проведення глобальної оптимізації, відсутність зациклення в локальних оптимумах тощо.

Тому розробка методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок може дозволити вирішити проблему, що пов'язана з обмеженістю відомих методів сегментування зображень з бортових систем спостереження в умовах складноструктурованості таких зображень.

3. Мета та завдання дослідження

Метою дослідження є удосконалення методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження за рахунок використання алгоритму рою частинок. Це дасть можливість зменшити значення помилок першого та другого роду сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні завдання:

- визначити основні етапи методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок;
- провести сегментування складноструктурованого зображення з космічної системи спостереження методом на основі алгоритму рою частинок;
- провести порівняльну оцінку якості сегментування складноструктурованого зображення відомими та розробленим методом на основі алгоритму рою частинок.

4. Матеріали та методи дослідження

Об'єктом дослідження є процес сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

Основна гіпотеза дослідження полягала в тому, що використання алгоритму рою частинок при удосконаленні методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження дозволить зменшити значення помилок сегментування першого та другого роду.

При проведенні дослідження використовувалися наступні методи дослідження: математичний апарат теорії матриць; методи теорії ймовірності та математичної статистики; методи теорії обробки зображень; методи системного аналізу; ройові методи; методи теорії обробки зображень; методи математичного моделювання. При валідації запропонованих рішень використовувалися аналітичні та емпіричні методи порівняльного дослідження.

При проведенні дослідження прийняті наступні обмеження та припущення:

- у якості вихідного розглядається складноструктуроване типове зображення з космічної системи оптико-електронного спостереження;
- вихідне зображення представлено в кольоровому просторі Red-Green-Blue (RGB);
- на зображенні представлені різномірні об'єкти інтересу;
- об'єкти інтересу є різними за просторовою структурою;
- розмір об'єктів інтересу значно менший за розміри фонових об'єктів;
- вплив шумів, повороту та зміни масштабу на вихідному зображенні не враховується.

5. Результати дослідження щодо розробки методу сегментування на основі алгоритму рою частинок

5.1. Основні етапи методу сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок

Формалізація завдання сегментування складноструктурованого зображення з космічної системи спостереження $f(x, y)$ представлено виразом (1) [18]:

$$f(x, y) \rightarrow fs(x, y), \quad (1)$$

де $f(x, y)$ – вихідне зображення з космічної системи спостереження; $fs(x, y)$ – сегментоване зображення.

Сегментування складноструктурованого зображення з космічної системи спостереження (1) передбачає розбиття вихідного зображення $f(x, y)$ на сегменти B_i . При цьому розбиття вихідного зображення $f(x, y)$ на сегменти повинно задовольняти умові (2) [18]:

$$\begin{cases} \bigcup_{i=1}^K B_i = B; \\ B_i \cap B_j = \emptyset, \text{ for } i \neq j; \forall i, j = \overline{1, K}; \\ LP(B_i) = 1; \forall i = \overline{1, K}; \\ LP(B_i \cap B_j) = 0, \text{ for } i \neq j; \forall i, j = \overline{1, K}, \end{cases} \quad (2)$$

де $B: B = \{B_1, B_2, \dots, B_K\}$ – сегменти на сегментованому зображенні $fs(x, y)$; K – їх кількість, ($i = 1, 2, \dots, K$); LP – предикат.

Предикат LP дорівнює "1", коли пара точок з кожного сегменту B_i задовольняє виразу (3) [18]:

$$LP(B_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } f(x_1, y_1) = \dots = f(x_M, y_M); \\ 0, & \text{others,} \end{cases} \quad (3)$$

де $(x_m, y_m) \in B_i$; $m = 1, 2, \dots, M$; M – кількість точок сегменту B_i .

Результатом сегментування складноструктурованого зображення з космічної системи спостереження є розділення зображення на об'єкти інтересу та інші об'єкти (фон). Основні етапи методу сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок наведені на рис. 1.

Метод сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок передбачає наступні основні етапи:

1. Введення вихідних даних – вихідного зображення $f(\mathbf{X})$, де $\mathbf{X}(x,y)$ – координати пікселя на зображенні.

2. Виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB (канал яскравості R, канал яскравості G, канал яскравості B).

3. Ініціалізація рою частинок на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB. Початкові положення частинок визначаються вектором положень частинок на першій ітерації $\mathbf{X}_{i1}(x_{i1}, y_{i1})$, де $i=1, 2, \dots, S$; S – загальна кількість частинок в рої.

4. Обчислення цільової функції для кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

За цільову функцію будемо обирати функцію за виразом (4) [16, 19]:

$$\varphi_j(\mathbf{X}) = \sum_{m=1}^S \sum_{i=1}^N (D_i^m(j)), \quad (4)$$

де m – поточний номер частинки рою; N – розмір вихідного зображення; j – номер ітерації.

Функція $D_i^m(j)$ визначає ділянку маршруту. При цьому враховується різниця яскравостей сусідніх пікселів для m -ої частинки рою в i -ій точці зображення на j -ій ітерації [16, 19]. Функція $D_i^m(j)$ визначається виразом (5) [16, 19]:

$$D_i^m(j) = \left| \Delta x_i^m(j) \right| + \left| \Delta y_i^m(j) \right| + k \left| \Delta f_i^m(j) \right|, \quad (5)$$

де $\left| \Delta x_i^m(j) \right|$, $\left| \Delta y_i^m(j) \right|$ – переміщення m -ої частинки рою в i -ій точці зображення на j -ій ітерації по осям x та y відповідно;

– k – коефіцієнт, що враховує різницю масштабів по осям x та y і яскравості пікселів зображення та різні одиниці виміру елементарних переміщень та яскравості. Якщо яскравість приймає значення з діапазону $[0..255]$, то $k=1$;

– $\left| \Delta f_i^m(j) \right|$ – різниця яскравостей сусідніх пікселів для m -ої частинки рою в i -ій точці зображення на j -ій ітерації. Функція $\left| \Delta f_i^m(j) \right|$ визначається за виразом (6) [16, 19]:

$$\left| \Delta f_i^m(j) \right| = \left| f(x_i^m(j), y_i^m(j)) - f(x_{i-1}^m(j), y_{i-1}^m(j)) \right|. \quad (6)$$

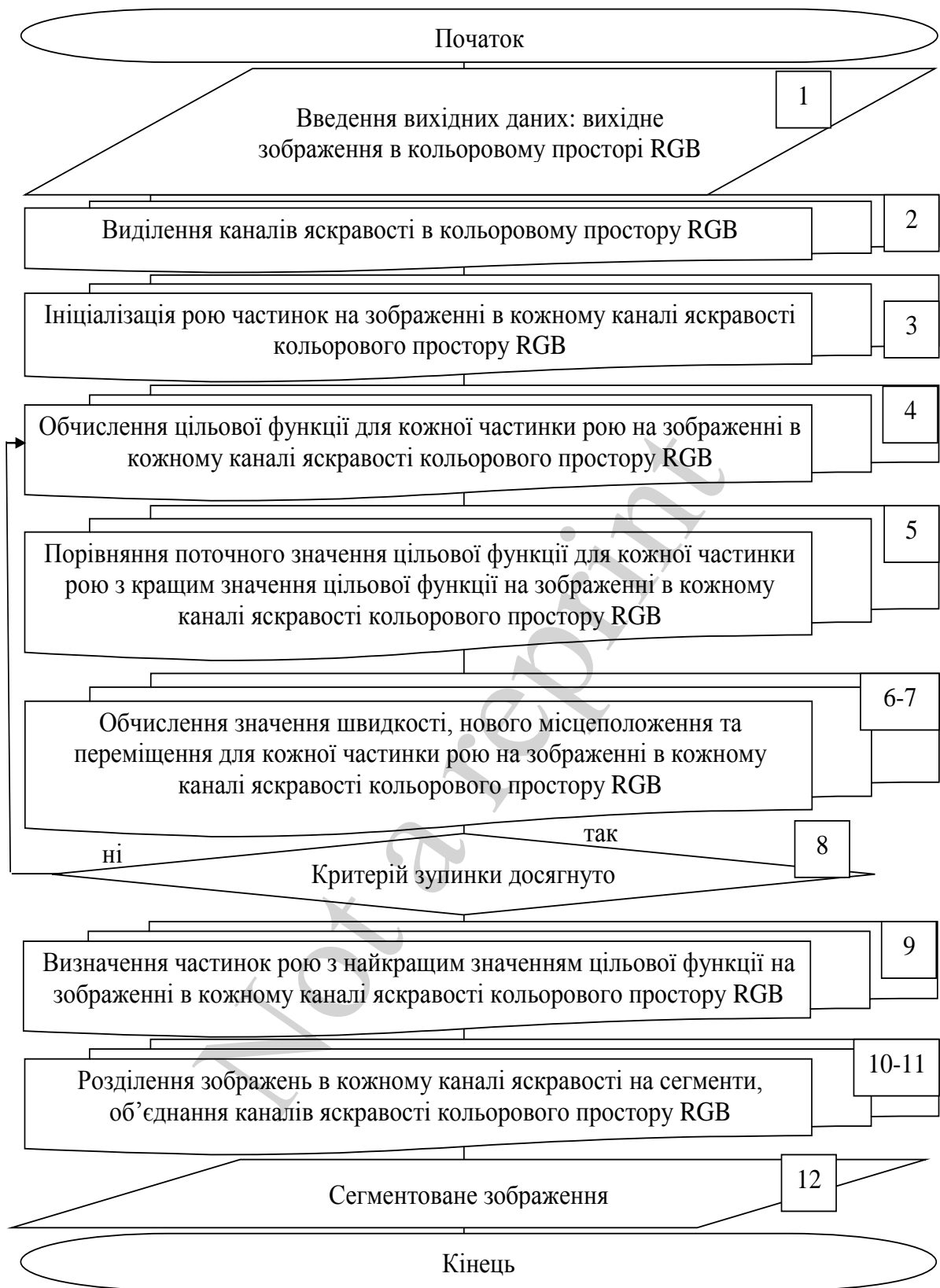


Рис. 1. Основні етапи методу сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок

Отже, з урахуванням виразів (5), (6), цільова функція $\varphi_j(\mathbf{X})$ на j -ій ітерації може бути обчислена за виразом (7):

$$\varphi_j(\mathbf{X}) = \sum_{m=1}^S \sum_{i=1}^N \left(\left| \Delta x_i^m(j) \right| + \left| \Delta y_i^m(j) \right| + k \left(\left| f(x_i^m(j), y_i^m(j)) - f(x_{i-1}^m(j), y_{i-1}^m(j)) \right| \right) \right). \quad (7)$$

5. Порівняння поточного значення цільової функції для кожної частинки рою з кращим значенням цільової функції на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB

Краща позиція (gbest) на j -ій ітерації розраховується за виразом (8):

$$\mathbf{X}_j^{gbest}(x, y) = \begin{cases} \mathbf{X}_{j-1}(x, y), & \text{if } \varphi(\mathbf{X}_{j+1}(x, y)) \geq \varphi(\mathbf{X}_j); \\ \mathbf{X}_{j+1}(x, y), & \text{if } \varphi(\mathbf{X}_{j+1}(x, y)) < \varphi(\mathbf{X}_j). \end{cases} \quad (8)$$

6. Обчислення значення швидкості переміщення та нового місцеположення для кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

Швидкість переміщення кожної частинки рою визначається виразом (9):

$$v_{i,j+1}(x, y) = w v_{i,j}(x, y) + c_1 r_{1,j} [\mathbf{X}_{i,j}^{gbest}(x, y) - \mathbf{X}_{i,j}(x, y)] + c_2 r_{2,j} [\mathbf{X}_{i,j}^{pbest}(x, y) - \mathbf{X}_{i,j}(x, y)], \quad (9)$$

де w – коефіцієнт інерції (емпіричний коефіцієнт). Він визначає зміну швидкості та управляє виявленням нових областей та пошуком в околицях перспективної області; $v_{i,j}(x, y)$ – значення швидкості частинки i на ітерації j ; $\mathbf{X}_{i,j}(x, y)$ – вектор координат частинки i на ітерації j ; $\mathbf{X}_{i,j}^{pbest}(x, y)$ – вектор координат частинки з найкращим значенням цільової функції серед усіх значень цільової функції на j -ій ітерації (глобальний оптимум). $\mathbf{X}_{i,j}^{pbest}(x, y)$ визначається за виразом (10):

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{i,j}^{pbest}(x, y) &\in \{ \mathbf{X}_{i,j}(x, y), \dots, \mathbf{X}_{i,J}(x, y) \}, \text{ for } \varphi(\mathbf{X}_{i,j+1}(x, y)) = \\ &= \min \{ \varphi(\mathbf{X}_{i,j}(x, y)), \dots, \varphi(\mathbf{X}_{i,J}(x, y)) \}, \end{aligned} \quad (10)$$

де J – загальна кількість ітерацій; c_1, c_2 – коефіцієнти прискорення; $r_{1,j}, r_{2,j}$ – випадкові коефіцієнти, мають значення в діапазоні $[0,1]$.

7. Переміщення кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB. Координати частинок рою на j -ій ітерації визначаються за виразом (11):

$$\mathbf{X}_{i,(j+1)}(x, y) = \mathbf{X}_{i,j}(x, y) + v_{i,j}(x, y). \quad (11)$$

8. Перевірка умови досягнення критерію зупинки ітераційного процесу. Обчислення повторюються до тих пір, поки не буде досягнута задана кількість ітерацій або до тих пір, поки приріст швидкості не стане достатньо близьким до нуля.

9. Визначення частинок рою з найкращим значенням цільової функції на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

10. Розділення зображень в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB на сегменти.

11. Об'єднання каналів яскравості кольорового простору RGB.

12. Отримання сегментованого зображення $fs(x, y)$.

Таким чином, на відміну від відомих, метод сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB;
- використання методу рою частинок на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;
- сегментування зображення зведено до обчислення цільової функції, швидкості переміщення та нового місцеположення для кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

5. 2. Сегментування складноструктурованого зображення методом на основі алгоритму рою частинок

У якості вихідного будемо розглядати кольорове зображення (рис. 2 [20]).



Рис. 2. Вихідне кольорове зображення [20]

Це вихідне оптико-електронне зображення, що отримано з космічного апарату WorldView-2 (Сполучені Штати Америки (США)) та представлено компанією MAXAR (США). Зображення представлено в кольоровому просторі RGB. Розмір зображення – (1868×1348) пікселів. Вихідне зображення з космічної си-

стеми оптико-електронного спостереження (рис. 2) є складноструктурованим зображенням. Об'єктами інтересу на зображенні є об'єкти військової техніки.

На рис. 3 представлено сегментоване зображення після об'єднання каналів яскравості кольорового простору RGB.

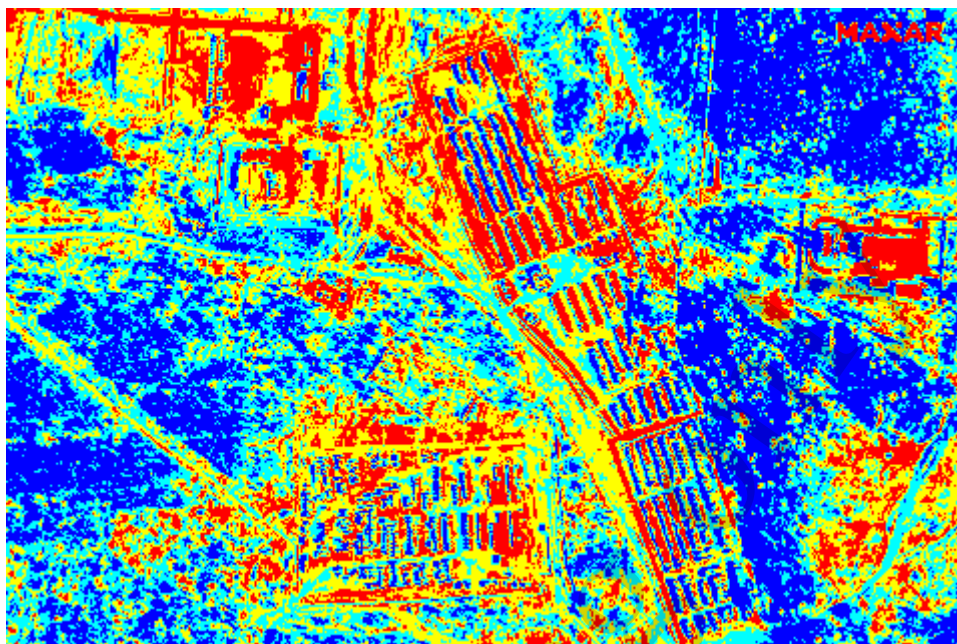


Рис. 3. Сегментоване зображення після об'єднання каналів яскравості кольорового простору RGB

На рис. 3 для наочності різні сегменти виділені різним кольором. Кількість сегментів дорівнює 4. Об'єкти інтересу (об'єкти військової техніки) виділені червоним кольором. З аналізу рис. 3 видно, що удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок дозволяє проводити сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

5.3. Оцінювання якості сегментування зображення відомим та удосконаленим методом

Для порівняння якості сегментування складноструктурованого зображення будемо розглядати наступні методи: відомий метод k -means ($k=4$); удосконалений метод сегментування складноструктурованого зображення з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок.

Для оцінки візуальної якості на рис. 4 наведено сегментоване зображення відомим методом k -means ($k=4$).

Порівняльний візуальний аналіз рис. 3 та рис. 4 свідчить про наступне:

- удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок виділяє більше об'єктів інтересу (об'єктів військової техніки);
- відомий метод k -means відносить деякі об'єкти інтересу (особливо ті, які частково покриті снігом) до снігового покриву (синій колір);

– удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок також відносить деякі об’єкти інтересу, що практично повністю покриті снігом до снігового покриву (синій колір).

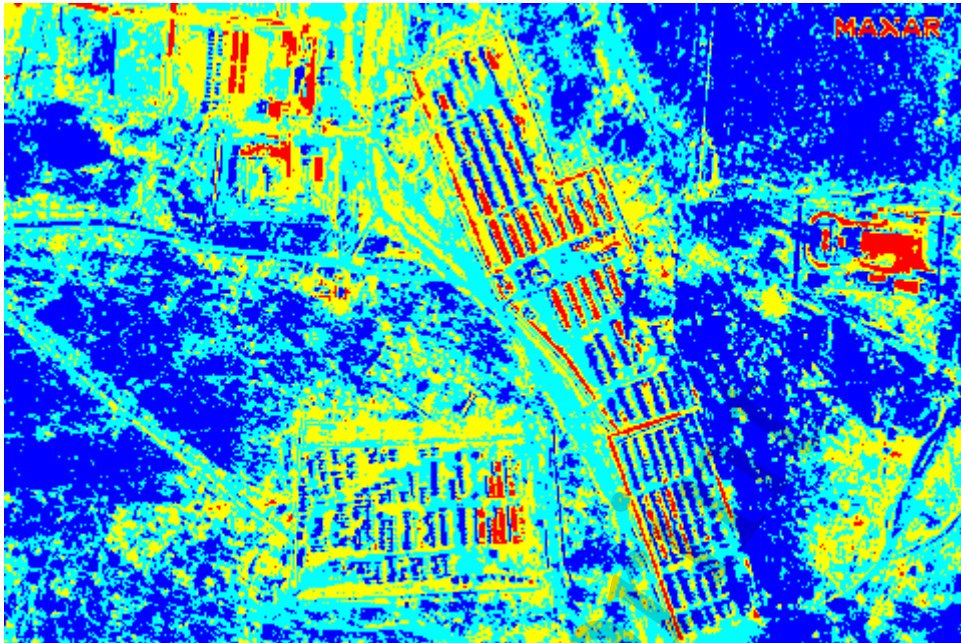


Рис. 4. Сегментоване зображення відомими методом k -means ($k=4$)

Для кількісного оцінювання якості сегментування зображення відомим та удосконаленим методом будемо використовувати помилки сегментування I і II роду [16, 18, 21]. Помилки сегментування I (α_1) та II (β_2) роду визначаються за критерієм максимальної правдоподібності [22]. Критерій максимальної правдоподібності витікає з узагальненого критерію мінімуму середнього ризику [22]. Помилки сегментування I (α_1) та II (β_2) роду розраховуються за виразами (12), (13) відповідно [22]:

$$\alpha_1 = \frac{S_1(fs(\mathbf{X}))}{S_2(f(\mathbf{X}))}, \quad (12)$$

$$\beta_2 = 1 - \frac{S_3(fs(\mathbf{X}))}{S_4(f(\mathbf{X}))}, \quad (13)$$

де $S_1(fs(\mathbf{X}))$ – площа фону, що помилково віднесена до об’єктів інтересу (об’єктів військової техніки) на сегментованому зображенні $fs(\mathbf{X})$; $S_2(f(\mathbf{X}))$ – площа фону вихідного зображення $f(\mathbf{X})$; $S_3(fs(\mathbf{X}))$ – площа правильно сегментованих об’єктів інтересу (об’єктів військової техніки) на сегментованому зображенні $fs(\mathbf{X})$; $S_4(f(\mathbf{X}))$ – площа об’єктів інтересу (об’єктів військової техніки) на вихідному зображенні $f(\mathbf{X})$.

Результати розрахунку помилок сегментування I (α_1) та II (β_2) роду наведені в табл. 1, рис. 5, табл. 2 та рис. 6. На рис. 5 та рис. 6 нижня крива (синій колір) відповідає відомому методу k -means ($k=4$), верхня крива (зелений колір) відповідає удосконаленому методу.

В табл. 1 та на рис. 5 наведені результати розрахунку помилок сегментування I (α_1) роду. На рис. 5 наведені результати оцінки помилок I роду при десяти реалізаціях сегментування складноструктурованого зображення.

Таблиця 1

Результати розрахунку помилок сегментування I (α_1) роду

Найменування методу сегментування	Помилка сегментування I (α_1) роду, %									
	Номер процесу сегментування зображення									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Відомий метод k -means ($k=4$)	34,7	37,2	35,8	35,3	37,1	36,9	35,1	36,8	35,5	37,0
Удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок	23,8	25,2	24,3	24,7	23,9	25,3	25,1	24,2	25,2	25,3

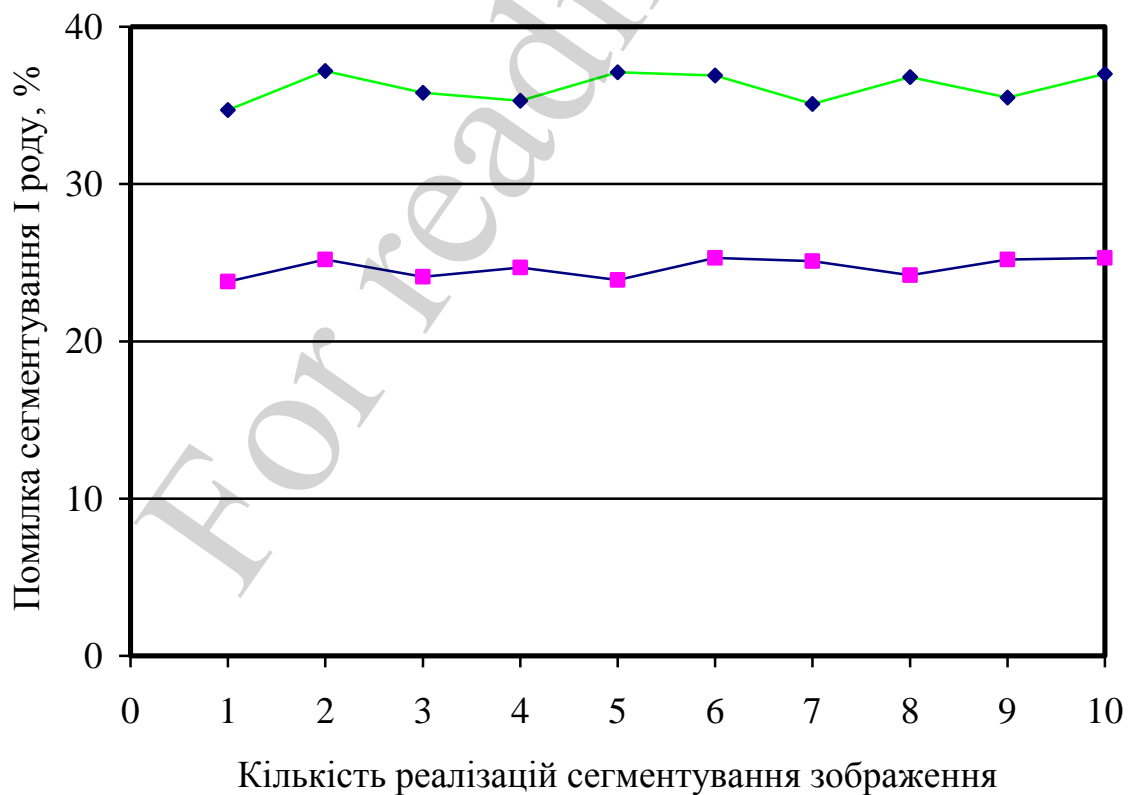


Рис. 5. Розрахунок помилки сегментування I роду при реалізаціях сегментування зображення від 1 до 10

В табл. 2 та на рис. 6 наведені результати розрахунку помилок сегментування II (β_2) роду. На рис. 6 наведені результати оцінки помилок II роду при десяти реалізаціях сегментування складноструктурованого зображення.

Таблиця 2

Результати розрахунку помилок сегментування II (β_2) роду

Найменування методу сегментування	Помилка сегментування II (α_1) роду, %									
	Номер процесу сегментування зображення									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Відомий метод <i>k</i> -means (<i>k</i> =4)	24,7	23,9	23,8	24,1	23,3	24,3	24,6	23,8	23,5	24,1
Удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок	21,8	21,2	21,1	20,7	20,6	20,9	21,1	20,5	20,3	21,3

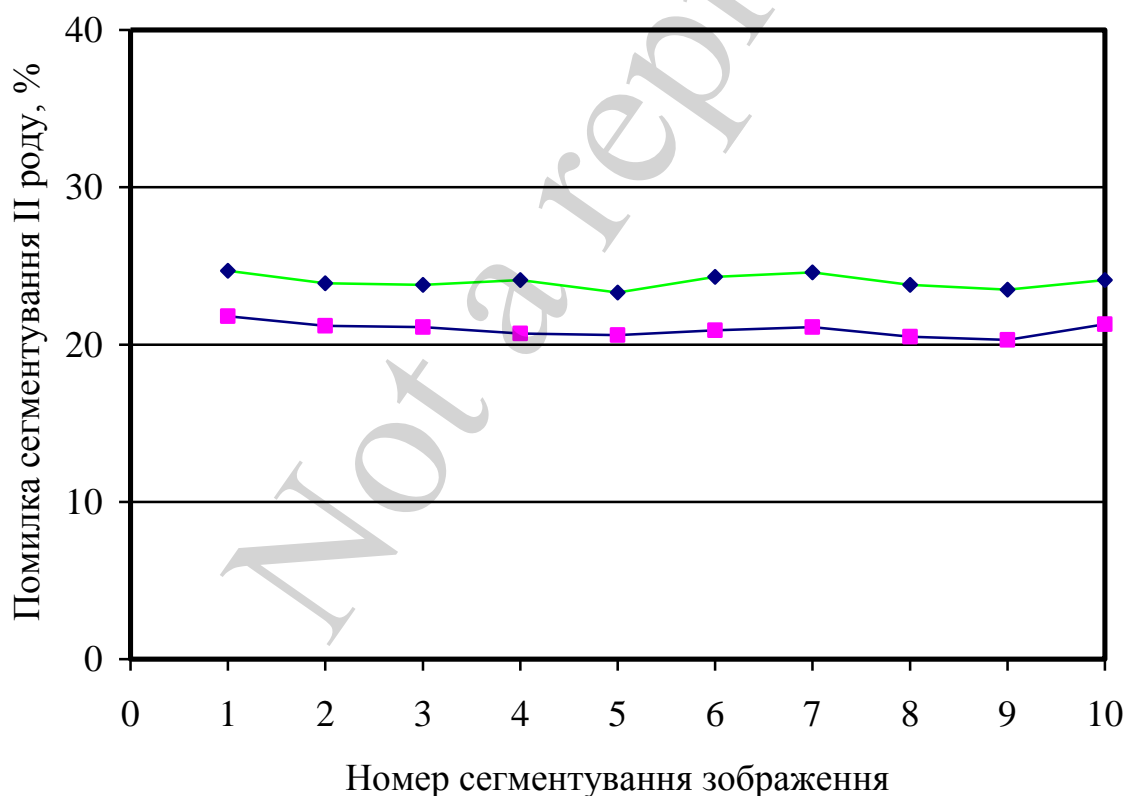


Рис. 6. Розрахунок помилки сегментування II роду при реалізаціях сегментування зображення від 1 до 10

З аналізу табл. 1, табл. 2, рис. 5 та рис. 6 встановлено, що: удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок забезпечує зниження

помилки сегментування I роду в середньому на 12 % та зниження помилок сегментування II роду в середньому на 8 %.

6. Обговорення результатів дослідження щодо розробки методу сегментування на основі алгоритму рою частинок

На відміну від відомих, метод сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB;
- використання методу рою частинок на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;
- сегментування зображення зведено до обчислення цільової функції, швидкості переміщення та нового місцеположення для кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

Проведені експериментальні дослідження щодо сегментування складноструктурованого зображення методом на основі алгоритму рою частинок. Проведено порівняння якості сегментування складноструктурованого зображення. Встановлено (табл. 1, табл. 2, рис. 5, рис. 6), що удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок забезпечує зниження помилок сегментування I роду в середньому на 12 % та зниження помилок сегментування II роду в середньому на 8 %.

При проведенні дослідження прийняті наступні обмеження та припущення:

- у якості вихідного розглядається складноструктуроване типове зображення з космічної системи оптико-електронного спостереження;
- вихідне зображення представлене в кольоровому просторі Red-Green-Blue (RGB);
- на зображенні представлені різномірні об'єкти інтересу;
- об'єкти інтересу є різними за просторовою структурою;
- розмір об'єктів інтересу значно менший за розміри фонових об'єктів;
- вплив шумів, повороту та зміни масштабу на вихідному зображенні не враховується.

Удосконалений метод сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок може бути реалізований у програмно-апаратних комплексах обробки складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

Недоліками удосконаленого методу сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок є складність у виборі параметрів методу – коефіцієнта інерції, коефіцієнтів прискорення та деяких випадкових коефіцієнтів.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на визначення оптимального значення кількості сегментів при сегментуванні складноструктурованого зображення з космічної системи спостереження методом на основі алгоритму рою частинок.

7. Висновки

1. Визначені основні етапи методу сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок. На відміну від відомих, метод сегментування складноструктурованих зображень на основі алгоритму рою частинок передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB;
- використання методу рою частинок на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;
- сегментування зображення зведено до обчислення цільової функції, швидкості переміщення та нового місцеположення для кожної частинки рою на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

2. Проведені експериментальні дослідження щодо сегментування складноструктурованого зображення методом на основі алгоритму рою частинок. Встановлено, що удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок дозволяє проводити сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження.

3. Проведено порівняння якості сегментування складноструктурованого зображення. Встановлено, що удосконалений метод сегментування на основі алгоритму рою частинок забезпечує зниження помилок сегментування I роду в середньому на 12 % та зниження помилок сегментування II роду в середньому на 8 %.

Литература

1. Gaur, P. (2019). Satellite Image Bathymetry and ROV Data Processing for Estimating Shallow Water Depth in Andaman region, India. 81st EAGE Conference and Exhibition 2019. doi: <https://doi.org/10.3997/2214-4609.201901067>
2. Military Imaging and Surveillance Technology (MIST) (Archived). URL: <https://www.darpa.mil/program/military-imaging-and-surveillance-technolog>
3. Kumar, J. M., Nanda, R., Rath, R. K., Rao, G. T. (2020). Image Segmentation using K-means Clustering. International Journal of Advanced Science and Technology, 29 (6s), 3700–3704. URL: <http://sersc.org/journals/index.php/IJAST/article/view/23282>
4. Zheng, X., Lei, Q., Yao, R., Gong, Y., Yin, Q. (2018). Image segmentation based on adaptive K-means algorithm. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018 (1). doi: <https://doi.org/10.1186/s13640-018-0309-3>
5. Acharjya, P. P., Bera, M. B. (2021). Detection of edges in digital images using edge detection operators. Computer Science & Engineering An International Journal, 9 (1), 107–113. URL: https://www.researchgate.net/publication/356379177_Detection_of_edges_in_digital_images_using_edge_detection_operators
6. Srujana, P., Priyanka, J., Patnaikuni, V. Y. S. S. S., Vejedla, N. (2021). Edge Detection with different Parameters in Digital Image Processing using GUI. 2021 5th International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC). doi: <https://doi.org/10.1109/iccmc51019.2021.9418327>
7. Otsu, N. (1979). A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 9 (1), 62–66. doi: <https://doi.org/10.1109/tsmc.1979.4310076>

8. Chai, R. (2021). Otsu's Image Segmentation Algorithm with Memory-Based Fruit Fly Optimization Algorithm. *Complexity*, 2021, 1–11. doi: <https://doi.org/10.1155/2021/5564690>
9. Xing, J., Yang, P., Qingge, L. (2020). Robust 2D Otsu's Algorithm for Uneven Illumination Image Segmentation. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 1–14. doi: <https://doi.org/10.1155/2020/5047976>
10. Akbari Sekehravani, E., Babulak, E., Masoodi, M. (2020). Implementing canny edge detection algorithm for noisy image. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9 (4), 1404–1410. doi: <https://doi.org/10.11591/eei.v9i4.1837>
11. Minaee, S., Boykov, Y. Y., Porikli, F., Plaza, A. J., Kehtarnavaz, N., Terzopoulos, D. (2021). Image Segmentation Using Deep Learning: A Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1–1. doi: <https://doi.org/10.1109/tpami.2021.3059968>
12. Malhotra, P., Gupta, S., Koundal, D., Zaguia, A., Enbeyle, W. (2022). Deep Neural Networks for Medical Image Segmentation. *Journal of Healthcare Engineering*, 2022, 1–15. doi: <https://doi.org/10.1155/2022/9580991>
13. Hoerer, T., Bachofer, F., Kuenzer, C. (2020). Object Detection and Image Segmentation with Deep Learning on Earth Observation Data: A Review—Part II: Applications. *Remote Sensing*, 12 (18), 3053. doi: <https://doi.org/10.3390/rs12183053>
14. Farshi, T. R., Drake, J. H., Özcan, E. (2020). A multimodal particle swarm optimization-based approach for image segmentation. *Expert Systems with Applications*, 149, 113233. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113233>
15. Lokhande, N. M., Pujeri, R. V. (2018). Novel Image Segmentation Using Particle Swarm Optimization. *Proceedings of the 2018 8th International Conference on Biomedical Engineering and Technology - ICBET '18*. doi: <https://doi.org/10.1145/3208955.3208962>
16. Ruban, I., Khudov, H., Makoveichuk, O., Chomik, M., Khudov, V., Khizhnyak, I. et. al. (2019). Construction of methods for determining the contours of objects on tonal aerospace images based on the ant algorithms. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 5 (9 (101)), 25–34. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.177817>
17. Chaudhari, B., Shetiye, P., Gulve, A. (2021). Image Segmentation using Hybrid Ant Colony Optimization: A Review. *2021 Sixth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*. doi: <https://doi.org/10.1109/iciip53038.2021.9702695>
18. Ruban, I., Khudov, H., Makoveichuk, O., Khizhnyak, I., Khudov, V., Podlipaiev, V. et. al. (2019). Segmentation of optical-electronic images from on-board systems of remote sensing of the earth by the artificial bee colony method. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2 (9 (98)), 37–45. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.161860>
19. Ruban, I., Khudov, V., Makoveichuk, O., Khudov, H., Khizhnyak, I. (2018). A Swarm Method for Segmentation of Images Obtained from On-Board Optoelectronic Surveillance Systems. *2018 International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T)*. doi: <https://doi.org/10.1109/infocommst.2018.8632045>

20. Satellite Imagery. URL: <https://www.maxar.com/products/satellite-imagery>

21. Khudov, H., Makoveichuk, O., Misiuk, D., Pievtsov, H., Khizhnyak, I., Solomonenko, Y. et. al. (2022). Devising a method for processing the image of a vehicle's license plate when shooting with a smartphone camera. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1 (2 (115)), 6–21. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.252310>

22. Ruban, I., Khudov, H., Makoveichuk, O., Khizhnyak, I., Lukova-Chuiko, N., Pevtsov, H. et. al. (2019). Method for determining elements of urban infrastructure objects based on the results from air monitoring. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4 (9 (100)), 52–61. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.174576>

Not a reprint