

УДК 004.932

DOI: 10.15587/1729-4061.2022.259759

Розробка методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму

Г. В. Худов, О. М. Маковейчук, І. М. Бутко, І. М. Гиренко, В. В. Стригун, О. В. Білоус, Н. М. Шамрай, А. В. Коваленко, І. А. Хижняк, Р. Г. Худов

Об'єктом дослідження є процес сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження.

Удосконалено метод сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму. На відміну від відомих, метод сегментування замаскованої військової техніки з використанням генетичного алгоритму передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі Red-Green-Blue;*
- використання генетичного алгоритму на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;*

- сегментування зображення зведено до формування поколінь та популяцій хромосом, обчислення цільової функції, селекції, схрещування, мутації та декодування хромосом в кожному каналі яскравості кольорового простору Red-Green-Blue.*

Проведені експериментальні дослідження щодо сегментування замаскованої військової техніки з використанням генетичного алгоритму. Встановлено, що удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму дозволяє проводити сегментування зображень з космічних систем спостереження.

Проведено порівняння якості сегментування. Встановлено, що удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму забезпечує зниження помилок сегментування:

- у порівнянні з відомим методом k -means в середньому на 15 % помилок I роду та в середньому на 7 % помилок II роду;*

- у порівнянні з методом сегментування на основі алгоритму рою частинок в середньому на 3,8 % помилок I роду та в середньому на 2,9 % помилок II роду.*

Удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму може бути реалізований у програмно-апаратних комплексах обробки зображень з космічних систем спостереження.

Ключові слова: оптико-електронне зображення, замаскована військова техніка, генетичний алгоритм, популяція хромосом.

1. Вступ

Сучасний досвід провідних країн світу свідчить про підвищення уваги до комплексного ведення всіх видів розвідки і спостереження. При цьому значна

увага приділяється веденню спостереження з використанням космічних систем [1]. Космічні системи спостереження повинні оперативно забезпечувати політичні, військові органи влади та збройні сили необхідною інформацією з максимальною повнотою, точністю та надійністю [2].

Вимоги споживачів інформації з космічних систем спостереження щодо її повноти, достовірності, точності та надійності потребують використання відповідних методів обробки та сегментування оптико-електронних зображень. Це становиться особливо важко та актуально при веденні спостереження в умовах використання широкого арсеналу маскувальних засобів та заходів [3]. При цьому широкий арсенал маскувальних засобів та заходів застосовується, в першу чергу, до об'єктів військового призначення [3].

Складність застосування відомих методів сегментування оптико-електронних зображень з космічних систем спостереження визначається суттєвим зниженням видимості об'єктів військового призначення. Використання методів сегментування при цьому потребує виділення текстурованих об'єктів з великим діапазоном можливих значень кольору. Це потребує додаткового вивчення, визначення та врахування характеристик та особливостей засобів маскування, їх характерних особливостей тощо. Отже, застосування відомих методів сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження не є ефективним. Тому дослідження, присвячені розробці методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження, є актуальними.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

В [4] зазначено, що для укриття будівель, споруд, військової техніки тощо використовують маскувальні сітки. Завдяки такому укриттю стає нижчий колірний контраст об'єктів інтересу на навколишньому фоні. У [4] відмічається, що методи сегментування, що засновані на базовій властивості сигналу яскравості – на розривності, дають велику кількість «сміттєвих» об'єктів. Тому при наявності постійної текстури маскувальної сітки, для сегментування таких зображень в [4] запропоновані методи сегментування на основі статистичного опису текстур. Суть методів [4] полягає в обчисленні чисельних характеристик текстури. У цьому випадку текстура є кількісною характеристикою розподілу значень інтенсивності в області зображення. Недоліком [4] є їх неефективність у випадку сегментування об'єктів, що маскуються природним фоном.

В [5] запропоновано метод сегментування зображення з використанням показників текстурної енергії Лавса. На першому етапі за допомогою маски обчислюється локальне середнє значення для кожного пікселя зображення з метою усунення впливу інтенсивності освітлення. На другому етапі до зображення застосовуються паралельно шістнадцять сформованих масок розміром (5×5) . Ці маски сформовані з метою виділення різних компонентів текстур та отримують результуючі показники енергії. В результаті кожний елемент на зображенні представлений вектором з текстурних ознак. Ці текстурні ознаки є енергетичними характеристиками Лавса. Перевагою методу [5] є виділення усіх текстурних ознак на зображенні. Недоліком методу [5] є необхідність вибору ро-

зміру маски в залежності від типу зображення на першому етапі та необхідність роботи з шістнадцятьма масками на зображенні одночасно на другому.

В [6] запропоновано метод сегментування, що заснований на обчисленні матриці збігів. Суть даного методу полягає в аналізі для кожного пікселя зображення ознак, що сформовані на основі матриці збігів, в яку збирається статистична інформація про взаємне розташування яскравостей в околиці даного пікселя. Перевагою методу [6] є використання невеликого об'єму пам'яті. Недоліками [6] є:

- необхідність вибору вектору зміщення між пікселями з різною яскравістю;
- визначення характерних ознак, які є найбільш ефективними для вирішення конкретного завдання;
- необхідність наявності еталонів текстур та обчислювальні затрати.

В [7] запропоновано метод автоматичної сегментації, заснований на методі кластеризації k-середніх з метою уточнення класів на зображенні та збігу текстурних ознак. Оскільки процес обчислення матриці збігу рівнів сірого вимагає збільшення обчислювальних ресурсів, то запропоновано використовувати індексований список для швидкого доступу до елементів. Такий підхід значно оптимізує алгоритм, який називається індексованим списком збігів рівня сірого. Перевагою [7] є зменшення обчислювального часу сегментування. Недоліком [7] є залежність від вибору початкових кластерів.

В [8] розглянуто метод сегментування з використанням нечіткої кластеризації C-середніх, за допомогою якого автоматично обираються кластери та їх мітки. Для визначення кількості кластерів використовується нечітка ентропія. Пікселі зображення класифікуються за відповідними кластерами на основі мінімальної евклідової відстані. Перевагами [8] є відсутність в необхідності апріорної інформації для сегментації колірної області, крім того; немає явного спотворення чи зміни кольору після сегментування. Недоліком [8] є невраховання локальної інформації в контексті зображення, що робить його чутливим до адитивного шуму та погіршує характеристики пікселів зображення.

В [9] запропоновано удосконалений метод сегментування зображень, що базується на нечіткому локальному двійковому шаблоні C-середніх. Окрім використання матриці збігів рівнів сірого та її застосування для сегментування зображень додатково введено алгоритм вибору порогу ітерації. Також при цьому використовується локальний бінарний шаблон. Перевагою [9] є зменшення втрати інформації про текстуру, краща точність та надійність. Недоліком [9] є чутливість до шумів різного походження.

В [10] для сегментування зображення на основі мозаїки Вороного будується множина багатокутників, обираються багатокутники із загальними властивостями та об'єднуються в області. Для дослідження загальних властивостей використовують ознаки – моменти багатокутників. Перевагою [10] є їх можливість чіткого виділення контурів. Недоліком [10] є низька швидкодія.

В [11] запропоновано сегментування за допомогою методу мозаїки Хаара, який складається з побудови примітивів, складання мозаїки з примітивів та аналізу елементів мозаїки. Примітиви отримують шляхом застосування просторової фільтрації до зображення та вибору точок локальних максимумів, до яких

застосовується метод нарощування. Отримані восьмизв'язні компоненти приймаються за примітиві. Перевагою [11] є його швидкодія. Недоліком [11] є їх погані результати при наявності комбінації текстурованих та нетекстурованих областей.

В [12] запропоновано алгоритм обчислення фрактальної розмірності цифрових зображень, що залежить від вибору методу оцінки. Проведено порівняння фрактальної розмірності зображень та доказано, що фрактальна розмірність є добрим інструментом для виміру текстур зображення. Недоліком [12] є те, що не усі текстури виділяються за розмірністю фракталу. Тому необхідно обов'язково оцінити фрактальність текстури перед включенням її в систему ознак.

В [13] запропоновано метод сегментування за спектральними мірами текстури, які обчислюються за спектром Фур'є. В [13] пропонується підхід до обчислення дескрипторів спотворення текстури у частотній області. Введені нові дескриптори характеристик текстури, які описують, як одиниця текстури повторюється глобально по всьому зображенню, наприклад, лінійність формування патерну та спрямованість повторення. Метод [13] добре використовувати при наявності апріорної інформації. Недоліком [13] є наявність на сегментованому зображенні дрібнодисперсної текстури.

В [14] запропоновано методи, в яких функції згорткової нейронної мережі (CNN) використовуються для отримання ознак, а машина опорних векторів використовується як класифікатор для класифікації текстур. Досліджується ефективність використання функцій CNN, отриманих із різних попередньо навчених моделей ResNet50, ResNet101, DenseNet201, AlexNet, Inceptionv3 та класифікація з використанням класифікатора SVM. Результати роботи методу [14] показали високу точність виділення текстурних об'єктів. Перевагою [14] є також невеликий час обчислень. Недоліком [14] є необхідність попереднього навчання згорткової нейронної мережі.

В [15] запропоновано модифікований алгоритм виділення ознак для класифікації та розпізнавання кольорових текстур, який поєднує функції, отримані з локальних бінарних шаблонів (LBP) та згорткової нейронної мережі (CNN). Мета [15] – отримання дискримінаційної інформації, що призводить до кращих результатів класифікації текстур. CNN класифікуються зображення на основі глобальних ознак, які описують зображення в цілому. LBP класифікує зображення на основі локальних ознак, що описують ключові точки зображення. Перевагою [15] є те, що використання LBP покращує завдання класифікації порівняно з використанням лише CNN. Недоліком [15] є те, що глибока нейронна мережа інтенсивно використовує пам'ять та вимагає для її навчання великого об'єму даних.

В [16] запропоновано удосконалений метод сегментування складноструктурованих зображень з космічних систем спостереження на основі алгоритму рою частинок. Експериментальні дослідження щодо сегментування методом [16] показали, що замасковані об'єкти інтересу, виділяються в окремий сегмент. Перевагами [16] є низька алгоритмічна складність методу, відсутність заціклення в локальних оптимумах та ефективність обробки складноструктурованих

зображень. Недоліком [16] є складність у виборі параметрів методу – коефіцієнтів прискорення, інерції та деяких випадкових коефіцієнтів

В [17] проаналізовані методи виявлення та класифікація суден на космічних оптичних зображеннях. Перевагами методів [17] є можливість об'єднання оптичних даних з іншими джерелами даних, врахування різнорідних факторів, які значною мірою впливають на точність виявлення судна. Недоліками [17] є відсутність рекомендацій щодо вибору найбільш доцільного методу виявлення суден та неможливість роботи в умовах маскування суден.

В [18] запропоновані методи обробки зображень з бортових систем спостереження. На відміну від відомих методів, які зосереджені на певному класі об'єктів, як-от будівля та дорога, перевагою методів [18] є їх застосування на більш загальних категоріях об'єктів. Недоліком [18] є можливість їх застосування до крупних площинних об'єктів (аеропорт, міська забудова тощо).

В [19] запропоновано інформаційна технологія виділення об'єктів військової техніки. Запропоновано сегментна карта зображення, її побудова та використання нечітких систем логічного виявлення. Перевагою [19] є спроможність вирішення завдання в умовах невизначеності вхідних даних. Недоліком [19] є можливість роботи по об'єктах авіаційної техніки.

В [20] запропоновано метод сегментування зображень на основі рою частинок. Перевагою [20] є можливість визначення оптимальної кількості кластерів. Недоліком [20] є ефективність методу для сегментування простих зображень.

В [21] запропоновано метод сегментування на основі базового алгоритму рою частинок. Метод [21] дозволяє визначати центри рою та оптимальне значення цільової функції. Недоліком [21] є його нестійкість вже на ранніх етапах рішення оптимізаційного завдання.

В [22] запропоновано для сегментування на тонових аерокосмічних зображень застосовувати мурашині алгоритми. Метод [22] є ефективним при наявності поодиноких об'єктів інтересу на зображенні. Недоліком методу [22] є неможливість його застосування для сегментування замаскованих об'єктів інтересу.

В [23] проведено всебічний огляд сегментування зображень. Розглянуто методи кластеризації, параметри продуктивності і контрольні набори даних. Досліджено два основні методи кластеризації, а саме ієрархічні та розподільні методи кластеризації. Оскільки розподільна кластеризація є кращою з точки зору обчислень, подальше дослідження проводиться з точки зору методів, що належать до цього класу. Крім того, встановлено, що методи кластеризації поділяються на три категорії, а саме методи на основі K -середніх, методи на основі гістограми та методи на основі мета-евристики. Недоліками [23] є неможливість їх застосування для сегментування замаскованих військових об'єктів.

Таким чином, при аналізі відомих методів сегментування зображень встановлена їх неефективність в умовах сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження. Встановлено, що через маскувальне забарвлення військової техніки приводить до близькості її колірних характеристик до колірних характеристик фону. При цьому також виникає велика кількість текстур на зображенні.

Отже розробка методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження є актуальною.

3. Мета та завдання дослідження

Метою дослідження є удосконалення методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження на основі генетичного алгоритму. Це дасть можливість зменшити значення помилок першого та другого роду сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні завдання:

- визначити основні етапи методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження на основі генетичного алгоритму;
- провести сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження на основі генетичного алгоритму;
- провести порівняльну оцінку якості сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження відомими та розробленим методом на основі генетичного алгоритму.

4. Матеріали та методи дослідження

Об'єктом дослідження є процес сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження.

Основна гіпотеза дослідження полягала в тому, що використання генетичного алгоритму при удосконаленні методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження дозволить зменшити значення помилок сегментування першого та другого роду.

При проведенні дослідження використовувалися наступні методи дослідження:

- при визначенні основних етапів методу сегментування: методи цифрової обробки зображень, методи теорії ймовірності, методи теорії математичної статистики, ітераційні методи, генетичні методи, методи системного аналізу, математичний апарат теорії матриць;
- при проведенні сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження на основі генетичного алгоритму: методи цифрової обробки зображень, генетичні методи, методи системного аналізу;
- при проведенні порівняльної оцінки якості сегментування: аналітичні та емпіричні методи порівняльного дослідження, методи математичного моделювання, методи теорії ймовірності, методи теорії математичної статистики.

Аналітичні та емпіричні методи порівняльного дослідження використовувалися при валідації запропонованих рішень.

При проведенні дослідження прийняті наступні обмеження та припущення:

- у якості вихідного розглядається зображення з космічної системи оптико-електронного спостереження;
- вихідне зображення представлене в кольоровому просторі Red-Green-Blue (RGB);

- на зображенні представлені різномірні об’єкти військової техніки, в тому числі і замасковані;
- під замаскованим об’єктом розуміється об’єкт військової техніки, що знаходиться під снігом;
- розмір об’єктів військової техніки приймається значно меншим за розміри об’єктів фону;
- вплив шумів, повороту та зміни масштабу на вихідному зображенні не враховується.

5. Результати дослідження щодо розробки методу сегментування з використанням генетичного алгоритму

5.1. Основні етапи методу сегментування замаскованої військової техніки з використанням генетичного алгоритму

Для формалізації завдання сегментування замаскованої військової техніки на зображенні $f(x, y)$ з космічної системи спостереження будемо використовувати вираз (1) [16, 24]:

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

де $f(x, y)$ – вихідне зображення; $fs(x, y)$ – сегментоване зображення.

Сегментування зображення $f(x, y)$ передбачає розбиття вихідного зображення (1) на сегменти B_i з урахуванням умови (2) [16, 24]:

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

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

Предикат LP визначається умовою (3) [16, 24]:

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

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

Результатом сегментування зображення $f(x, y)$ є його розділення на об’єкти інтересу та фон (або інші об’єкти).

Основні етапи методу сегментування замаскованої військової техніки на основі генетичного алгоритму наведені на рис. 1.

Метод сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму передбачає наступні основні етапи:

1. Введення вихідних даних:

– вихідне зображення $f(X)$, де $X(x, y)$ – координати пікселя на зображенні;
 – N – кількість пікселів на зображенні $f(X)$ (визначається розміром зображення);

– K – кількість сегментів, ($i=1, 2, \dots, K$);

– w – кількість хромосом в популяції;

– L – кількість поколінь в процесі еволюції;

– P_c – ймовірність виконання генетичного оператора кросовера;

– P_m – ймовірність виконання генетичного оператора мутації.

2. Ініціалізація номера покоління ($l=1$).

3. Ініціалізація номера хромосоми в популяції ($t=1$).

4. Рандомне визначення одного з можливих варіантів сегментування. В якості одного з можливих варіантів сегментування використовується вектор $g_i^t = (g_{i1}^t, g_{i2}^t, \dots, g_{iK}^t)$, де $t = \overline{1, w}$ (t – номер хромосоми в популяції). Кількість компонент вектору g_i^t дорівнює кількості сегментів. При кодуванні значень компонент хромосоми у відповідності з [25] будемо використовувати десятичну систему числення. Ціле значення компоненти g_{ir}^t (r -го гену в хромосомі) кодує номер сегменту, до якого слід віднести r -ий піксель зображення та знаходиться в інтервалі $[1, K]$.

5. Обчислення функції $\phi(g_i^t)$ за виразом (4):

$$\phi(g_i^t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists r \in [1, N] \text{ what } g_{ir}^t = j \text{ for } \forall j \in [1, K]; \\ 0, & \text{if } \exists j \in [1, K] \text{ what } \bar{\exists} r \in [1, N], \text{ for } g_{ir}^t = j. \end{cases} \quad (4)$$

Функція $\phi(g_i^t)$ введена з наступних міркувань. Відомо [25, 26], що в генетичному алгоритмі використовуються оператори селекції, кросовера, мутації хромосом. В той же час можливий випадок, коли ці оператори можуть бути застосовані до пікселів сегментів, що не відповідають визначеному числу сегментів K . Ймовірність такої події достатньо висока завдяки випадковому характеру вибору значень компонент при формуванні початкової популяції хромосом. Також на це впливає робота інших генетичних операторів.

Для виключення такої події вводиться функція $\phi(g_i^t)$ (вираз (4)). В результаті задоволення умови (4) хромосома або продовжує участь в роботі методу при $\phi(g_i^t) = 1$, або вона видаляється при $\phi(g_i^t) = 0$.

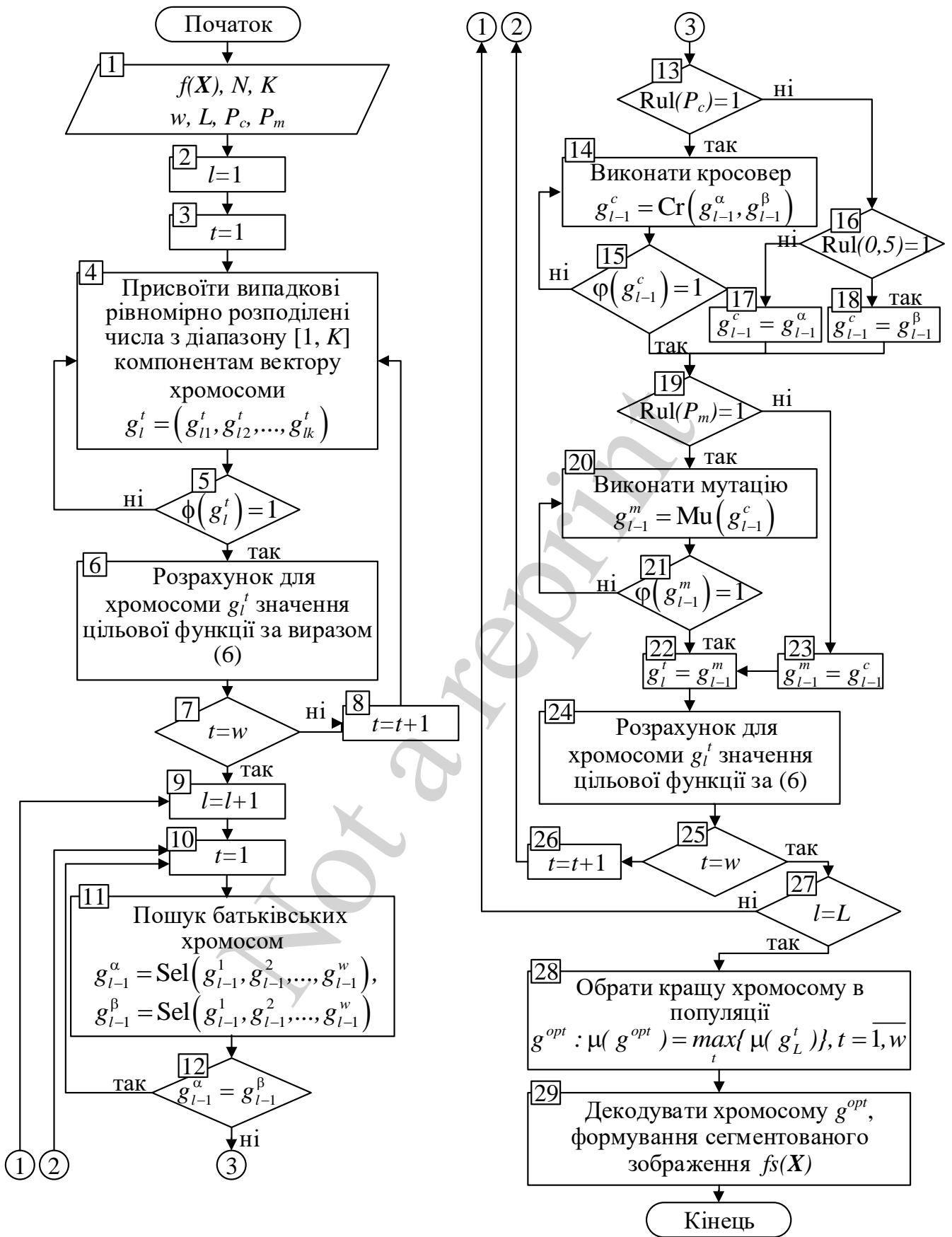


Рис. 1. Основні етапи методу сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму

Якщо ввести оператор фільтрації $Fil(g_l^t)$, то він ставить у відповідність хромосомі, по відношенню до якої він виконується, або її саму, або пусту множину (вираз (5)):

$$Fil(g_l^t) = \begin{cases} g_l^t, & \text{if } \phi(g_l^t)=1; \\ 0, & \text{if } \phi(g_l^t)=0. \end{cases} \quad (5)$$

6. Розрахунок цільової функції $\mu(g_l^t)$ за виразом (6):

$$\mu(g_l^t) = \frac{\frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \left(\frac{1}{k_j} \sum_{p=1}^{k_j} d^2(\mathbf{X}_j^p; \mathbf{X}_{0_j}) \right)}{\frac{1}{C_K^2} \sum_{i=1}^{K-1} \left(\sum_{j=i+1}^K d^2(\mathbf{X}_{0_i}; \mathbf{X}_{0_j}) \right)}, \quad (6)$$

де k_j – кількість пікселів, що належать j -ому сегменту; \mathbf{X}_{0_j} – координати точки центру j -ого сегменту в просторі яскравості пікселів; $d(\mathbf{X}_j^p; \mathbf{X}_{0_j})$ – евклідова відстань від вхідного образу пікселів з координатами \mathbf{X}_j^p у просторі яскравості до центру свого j -ого сегменту; C_K^2 – кількість сполучень з K по 2; $d^2(\mathbf{X}_{0_i}; \mathbf{X}_{0_j})$ – квадрат відстані між центрами i -ого та j -ого сегментів.

Етапи 7–10 показані на рис. 1, є зрозумілими та не потребують додаткових пояснень.

11. Пошук батьківських хромосом. Введено оператор селекції Sel . Оператор Sel вибирає хромосому для подальшого відновлення по принципу «виживає кращий» з використанням процедури «віртуальна рулетка» [25, 26]. Ця процедура дозволяє хромосомам з більшим значенням цільової функції бути відібраними з більшою ймовірністю.

Етап 12 не потребує коментарів.

13. Введена функція $Rul(P_c)$, яка приймає значення одиниця у випадку події, ймовірність якої дорівнює P_c .

14. Проводиться схрещування двох хромосом g_{l-1}^α та g_{l-1}^β оператором кросоверу Cr . В результаті з'являється нова хромосома, яка переміщується в нову популяцію.

Етапи 15–19 наведені на рис. 1.

20. Проводиться мутація «гену» з номером $r_m \in [1, k]$.

Етапи 21–28 наведені на рис. 1.

29. За рахунок декодування хромосоми формується сегментоване зображення; $fs(x, y)$.

У випадку представлення вихідного зображення в кольоровому просторі Red-Green-Blue (RGB) проводиться попереднє виділення каналів яскравості (канал яскравості R, канал яскравості G, канал яскравості B), етапи методу (рис. 1) проводяться для кожного каналу яскравості та проводиться об'єднання каналів.

Таким чином, на відміну від відомих, метод сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB;
- використання генетичного алгоритму на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;
- сегментування зображення зведено до формування поколінь та популяцій хромосом, в популяції, обчислення цільової функції, селекції, схрещування, мутації та декодування хромосом в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

5. 2. Сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з використанням генетичного алгоритму

У якості вихідного будемо розглядати кольорове зображення (рис. 2 [16, 27]).



Рис. 2. Вихідне кольорове зображення [16, 20]

Це вихідне оптико-електронне зображення представлено на сайті компанії MAXAR (Сполучені Штати Америки (США)). Зображення отримано з космічного апарату WorldView-2 ((США) та представлено в кольоровому просторі RGB. Розмір зображення – (1868×1348) пікселів.

На зображенні представлені об'єкти військової техніки, деякі з них замасковані під снігом.

На рис. 3 представлено сегментоване зображення удосконаленим методом з використанням генетичного алгоритму після об'єднання каналів яскравості кольорового простору RGB.

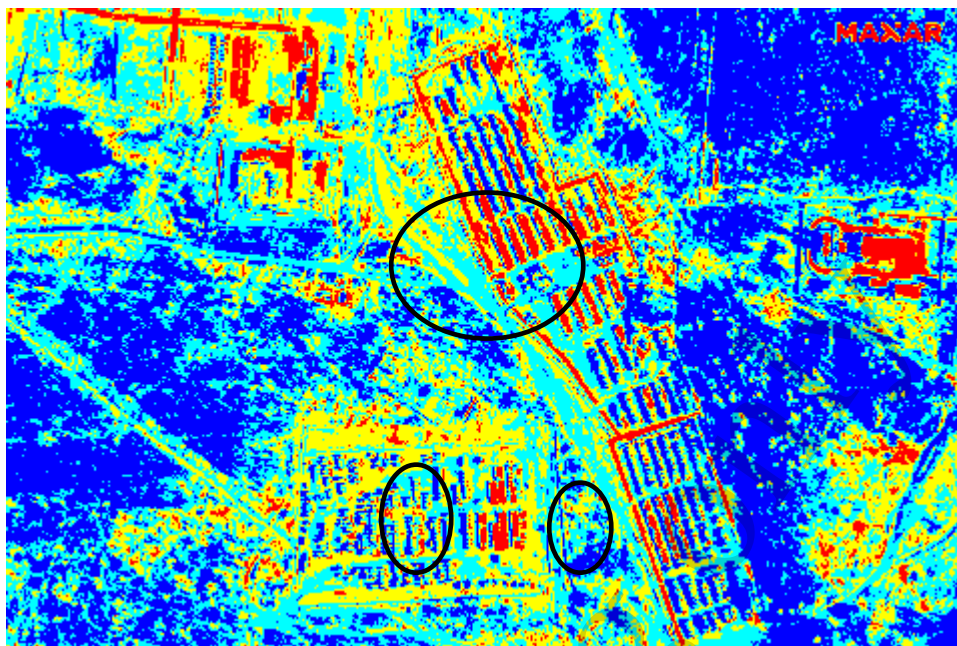


Рис. 3. Сегментоване зображення удосконаленим методом з використанням генетичного алгоритму після об'єднання каналів яскравості кольорового простору RGB

Для наочності на рис. 3 різні сегменти виділені різним кольором. Кількість сегментів дорівнює 4. Об'єкти військової техніки виділені червоним кольором. Еліпсами відмічені військова техніка, що замаскована під сніг (білий колір).

З аналізу рис. 3 видно, що удосконалений метод сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з використанням генетичного алгоритму дозволяє проводити сегментування зображень з космічних систем спостереження.

5. 3. Оцінювання якості сегментування зображення відомими та удосконаленим методом

Для порівняння якості сегментування замаскованої військової техніки будемо розглядати наступні методи:

- відомий метод k -means ($k=4$);
- метод сегментування на основі алгоритму рою частинок [16];
- удосконалений метод з використанням генетичного алгоритму.

Для оцінки візуальної якості на рис. 4 наведено сегментоване зображення відомим методом k -means ($k=4$) [16].

На рис. 5 наведено сегментоване зображення методом сегментування на основі алгоритму рою частинок [16].

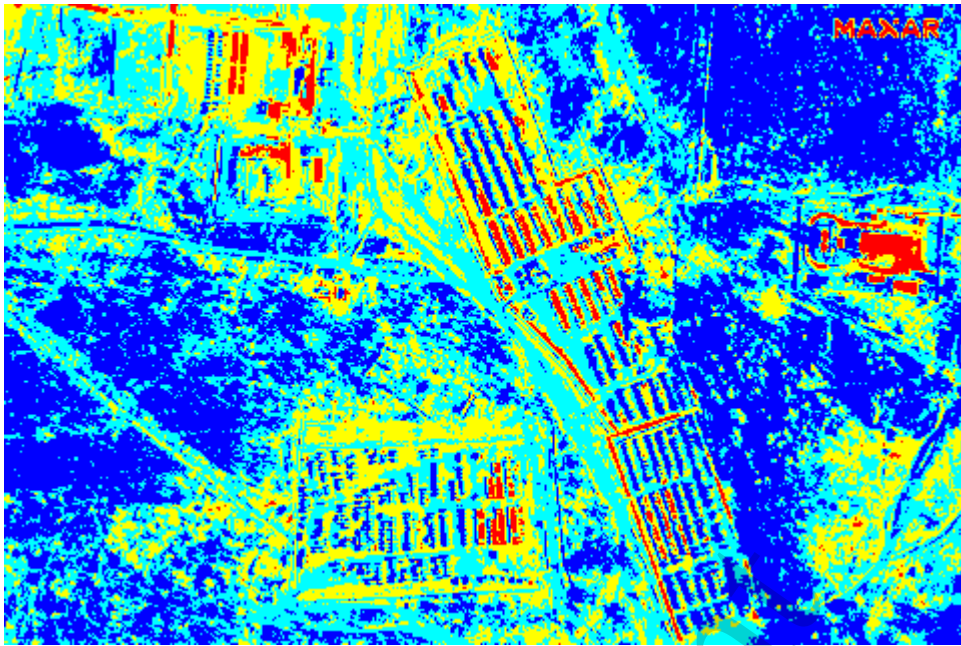


Рис. 4. Сегментоване зображення відомим методом k -means ($k=4$) [16]

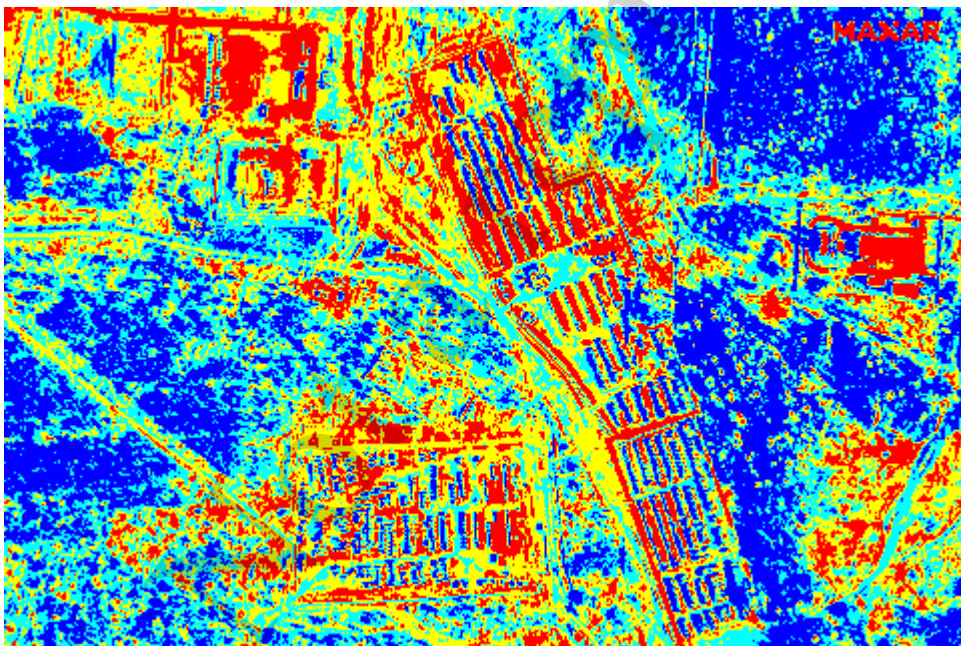


Рис. 5. Сегментоване зображення методом сегментування на основі алгоритму рою частинок [16]

Порівняльний візуальний аналіз рис. 3-5 свідчить про наступне:

- відомий метод k -means відносить об'єкти військової техніки, що замасковані під снігом до фону (синій колір);
- метод сегментування на основі алгоритму рою частинок виділяє деяку замасковану військову техніку, але має недолік пересегментування;
- удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму дозволяє провести сегментування замаскованих військових об'єктів.

Проведемо кількісне оцінювання якості сегментування зображення пере-
рахованими вище методами сегментування. Показником сегментування обере-
мо помилки сегментування I і II роду [16, 28, 29]. Помилки сегментування I (α_1)
та II (β_2) роду розраховуються за виразами (7), (8) відповідно [16, 28, 29]:

$$\alpha_1 = \frac{S_1(fs(\mathbf{X}))}{S_2(f(\mathbf{X}))}, \quad (7)$$

$$\beta_2 = 1 - \frac{S_3(fs(\mathbf{X}))}{S_4(f(\mathbf{X}))}, \quad (8)$$

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

Результати розрахунку помилок сегментування I (α_1) та II (β_2) роду наведе-
ні в табл. 1, 2, рис. 6, 7. На рис. 6, 7 крива зеленого кольору відповідає відомому
методу k -means ($k=4$), крива синього кольору відповідає методу на основі рою
частинок, крива жовтого кольору відповідає методу з використанням генетич-
ного алгоритму.

В табл. 1 та на рис. 6 наведені результати розрахунку помилок сегменту-
вання I (α_1) роду. На рис. 6 наведені результати оцінки помилок I роду при де-
сяти реалізаціях сегментування вихідного зображення.

Таблиця 1

Результати розрахунку помилок сегментування I (α_1) роду

Найменування методу сегмен- тування	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
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
Метод сегментування з викори- станням генетичного алгоритму	19, 3	22, 1	21, 8	21, 9	20, 5	22, 0	21, 1	20, 4	21, 3	20 ,9

В табл. 2 та на рис. 7 наведені результати розрахунку помилок сегменту-
вання II (β_2) роду. На рис. 7 наведені результати оцінки помилок II роду при де-
сяти реалізаціях сегментування вихідного зображення.

З аналізу табл. 1, 2, рис. 6, 7 встановлено, що: удосконалений метод сегме-
нтування з використанням генетичного алгоритму забезпечує зниження поми-
лок сегментування:

– у порівнянні з відомим методом *k-means* в середньому на 15 % помилок I роду та в середньому на 7 % помилок II роду;

– у порівнянні з методом сегментування на основі алгоритму рою частинок в середньому на 3,8 % помилок I роду та в середньому на 2,9 % помилок II роду.

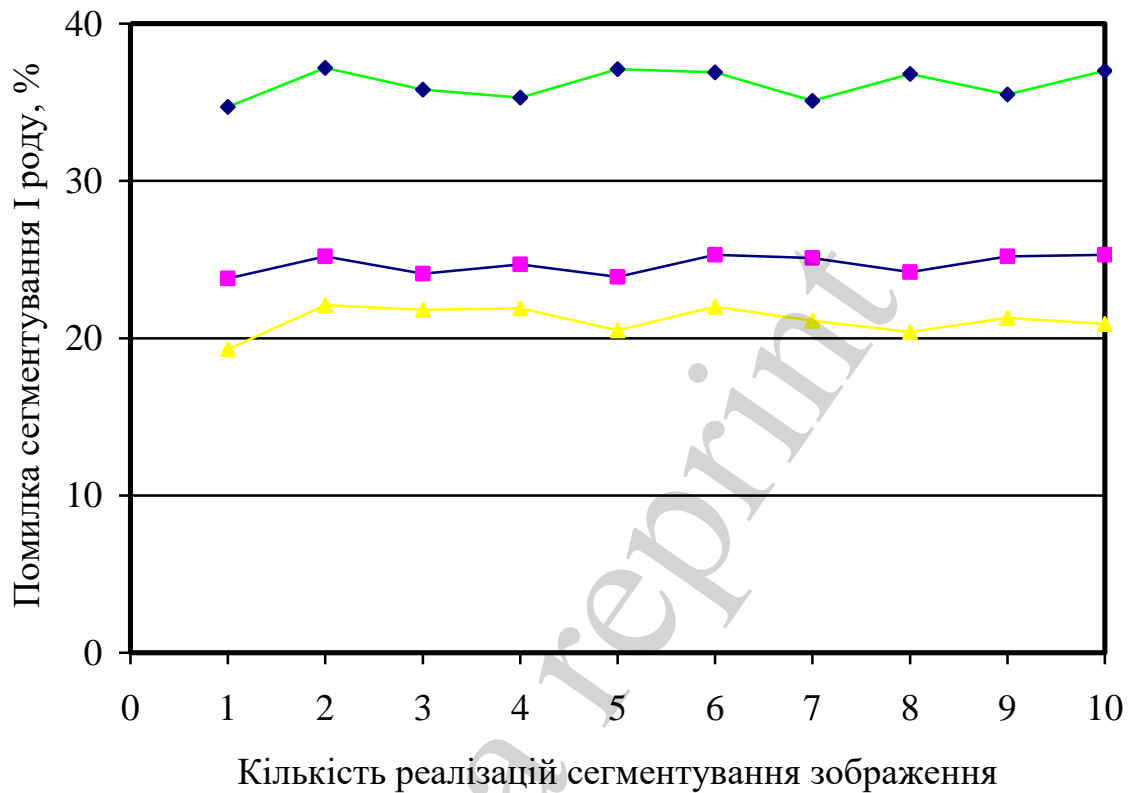


Рис. 6. Розрахунок помилки сегментування I роду при реалізаціях сегментування зображення від 1 до 10

Таблиця 2

Результати розрахунку помилок сегментування II (β_2) роду

Найменування методу сегментування	Помилка сегментування II (β_2) роду, %									
	Номер процесу сегментування зображення									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Відомий метод <i>k-means</i> ($k=4$)	24,7	23,9	23,8	24,1	23,3	24,3	24,6	23,8	23,5	24,1
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
Метод сегментування з використанням генетичного алгоритму	18,6	19,0	19,2	18,8	19,3	18,9	19,0	19,2	18,7	19,4

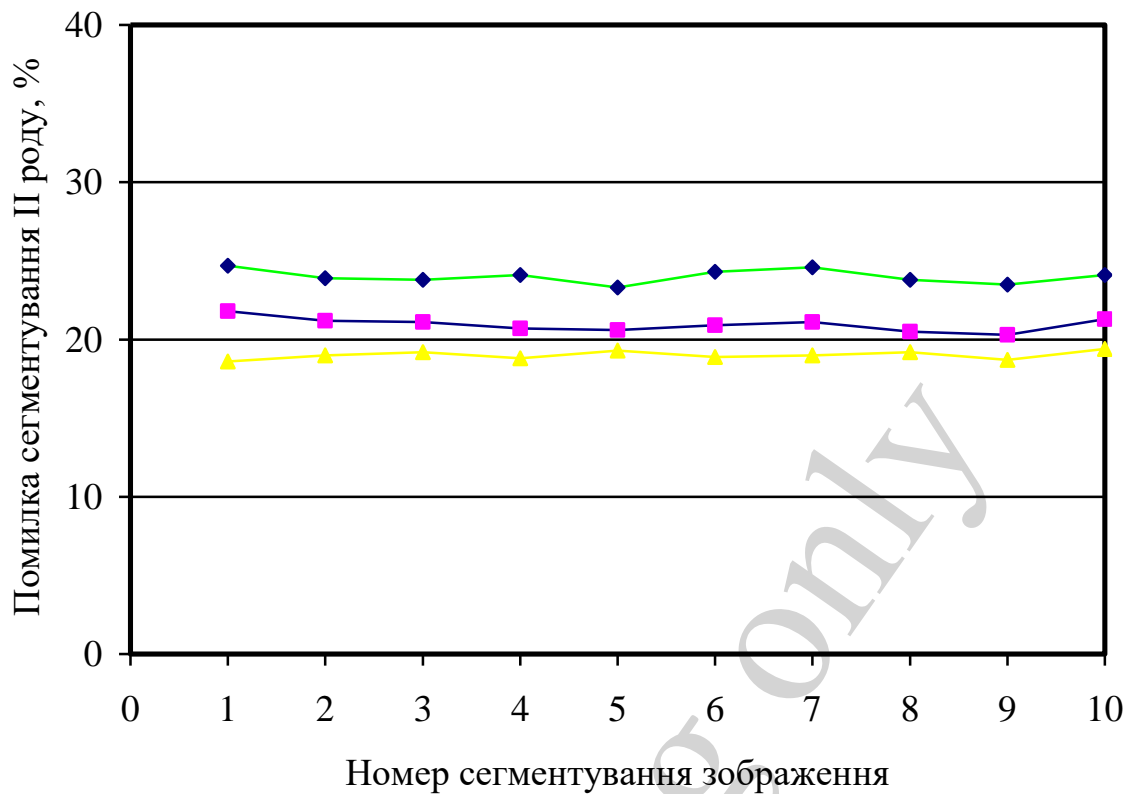


Рис. 7. Розрахунок помилки сегментування II роду при реалізаціях сегментування зображення від 1 до 10

6. Обговорення результатів дослідження щодо удосконалення методу сегментування з використанням генетичного алгоритму

На відміну від відомих, метод сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму передбачає:

- виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB;
- використання генетичного алгоритму на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;
- сегментування зображення зведено до формування поколінь та популяцій хромосом, в популяції, обчислення цільової функції, селекції, схрещування, мутації та декодування хромосом в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

Проведені експериментальні дослідження щодо сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму. Проведено порівняння якості сегментування. Встановлено (табл. 1, 2, рис. 6, 7), що удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму забезпечує зниження помилок сегментування:

- у порівнянні з відомим методом k-means в середньому на 15 % помилок I роду та в середньому на 7 % помилок II роду;

– у порівнянні з методом сегментування на основі алгоритму рою частинок в середньому на 3,8 % помилок I роду та в середньому на 2,9 % помилок II роду.

Це стає можливим завдяки використанню генетичного алгоритму при сегментуванні замаскованої військової техніки на зображеннях.

При проведенні дослідження прийняті наступні обмеження та припущення:

– у якості вихідного розглядається зображення з космічної системи оптико-електронного спостереження;

– вихідне зображення представлене в кольоровому просторі Red-Green-Blue (RGB);

– на зображенні представлені різномірні об'єкти військової техніки, в тому числі і замасковані;

– під замаскованим об'єктом розуміється об'єкт військової техніки, що знаходиться під снігом;

– розмір об'єктів військової техніки приймаються значно меншими за розміри об'єктів фону;

– вплив шумів, повороту та зміни масштабу на вихідному зображенні не враховується.

Удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму може бути реалізований у програмно-апаратних комплексах обробки зображень з космічних систем спостереження.

Недоліками удосконаленого методу сегментування з використанням генетичного алгоритму є значний час на виконання операцій.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані для визначення значення кількості сегментів при сегментуванні зображення з космічної системи спостереження.

7. Висновки

1. Визначені основні етапи методу сегментування з використанням генетичного алгоритму. На відміну від відомих, метод сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму передбачає:

– виділення каналів яскравості в кольоровому просторі RGB;

– використання генетичного алгоритму на зображенні в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB;

– сегментування зображення зведено до формування поколінь та популяцій хромосом, в популяції, обчислення цільової функції, селекції, схрещування, мутації та декодування хромосом в кожному каналі яскравості кольорового простору RGB.

2. Проведені експериментальні дослідження щодо сегментування замаскованої військової техніки на зображеннях з космічних систем спостереження з використанням генетичного алгоритму. Встановлено, що удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму дозволяє проводити сегментування зображень з космічних систем спостереження.

3. Проведено порівняння якості сегментування. Встановлено, що удосконалений метод сегментування з використанням генетичного алгоритму забезпечує зниження помилок сегментування:

– у порівнянні з відомим методом k-means в середньому на 15 % помилок I роду та в середньому на 7 % помилок II роду;

– у порівнянні з методом сегментування на основі алгоритму рою частинок в середньому на 3,8 % помилок I роду та в середньому на 2,9 % помилок II роду.

Литература

1. Harrison, T., Strohmeyer, M. (2022). Commercial Space Remote Sensing and Its Role in National Security. CSIS Briefs. URL: https://csis-website-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/publication/220202_Harrison_Commercial_Space.pdf?VgV9.43i5ZGs8JDAYDtZ0KNbkEnXpH21
2. Military Imaging and Surveillance Technology (MIST) (Archived). URL: <https://www.darpa.mil/program/military-imaging-and-surveillance-technology>
3. Harrison, T., Reid, C. (2022). Battle Networks and the Future Force. CSIS Briefs. URL: https://csis-website-prod.s3.amazonaws.com/s3fs-public/publication/220304_Harrison_Battle_Networks_3.pdf?gIu7lDrCNMQmOByzH0IOIfCeWErbzv7J
4. Armi, L., Fekri-Ershad, S. (2019). Texture image analysis and texture classification methods - A review. International Online Journal of Image Processing and Pattern Recognition, 2 (1), 1–29. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.06554>
5. Kvyetnyy, R., Sofina, O., Olesenko, A., Komada, P., Sikora, J., Kalizhanova, A., Smailova, S. (2017). Method of image texture segmentation using Laws' energy measures. SPIE Proceedings. doi: <https://doi.org/10.1117/12.2280891>
6. Cai, Z., Hu, Q., Deng, X., Li, S. (2019). Reversible image watermarking based on texture analysis of grey level co-occurrence matrix. International Journal of Computational Science and Engineering, 19 (1), 83. doi: <https://doi.org/10.1504/ijcse.2019.10020959>
7. De O. Bastos, L., Liatsis, P., Conci, A. (2008). Automatic texture segmentation based on k-means clustering and efficient calculation of co-occurrence features. 2008 15th International Conference on Systems, Signals and Image Processing. doi: <https://doi.org/10.1109/iwSSIP.2008.4604387>
8. Hung, C.-C., Song, E., Lan, Y. (2019). Image Texture, Texture Features, and Image Texture Classification and Segmentation. Image Texture Analysis, 3–14. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-13773-1_1
9. Tian, Y., Li, Y., Liu, D., Luo, R. (2016). FCM texture image segmentation method based on the local binary pattern. 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). doi: <https://doi.org/10.1109/wcica.2016.7578571>
10. Jing, Z., Wei, D., Youhui, Z. (2012). An Algorithm for Scanned Document Image Segmentation Based on Voronoi Diagram. 2012 International Conference on Computer Science and Electronics Engineering. doi: <https://doi.org/10.1109/iccsee.2012.144>

11. Cheng, R., Zhang, Y., Wang, G., Zhao, Y., Khusravsho, R. (2017). Haar-Like Multi-Granularity Texture Features for Pedestrian Detection. *International Journal of Image and Graphics*, 17 (04), 1750023. doi: <https://doi.org/10.1142/s0219467817500231>
12. Shanmugavadivu, P., Sivakumar, V. (2012). Fractal Dimension Based Texture Analysis of Digital Images. *Procedia Engineering*, 38, 2981–2986. doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.06.348>
13. Hu, X., Ensor, A. (2018). Fourier Spectrum Image Texture Analysis. 2018 International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ). doi: <https://doi.org/10.1109/ivcnz.2018.8634740>
14. Simon, P., Uma, V. (2020). Deep Learning based Feature Extraction for Texture Classification. *Procedia Computer Science*, 171, 1680–1687. doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.180>
15. Hosny, K. M., Magdy, T., Lashin, N. A., Apostolidis, K., Papakostas, G. A. (2021). Refined Color Texture Classification Using CNN and Local Binary Pattern. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 1–15. doi: <https://doi.org/10.1155/2021/5567489>
16. Khudov, H., Makoveichuk, O., Khizhnyak, I., Oleksenko, O., Khazhanets, Y., Solomonenko, Y. et. al. (2022). Devising a method for segmenting complex structured images acquired from space observation systems based on the particle swarm algorithm. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2 (9 (116)), 6–13. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.255203>
17. Kanjir, U., Greidanus, H., Oštir, K. (2018). Vessel detection and classification from spaceborne optical images: A literature survey. *Remote Sensing of Environment*, 207, 1–26. doi: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.033>
18. Cheng, G., Han, J. (2016). A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 117, 11–28. doi: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.03.014>
19. Berezina, S., Solonets, O., Lee, K., Bortsova, M. (2021). An information technique for segmentation of military assets in conditions of uncertainty of initial data. *Information Processing Systems*, 4 (167), 6–18. doi: <https://doi.org/10.30748/soi.2021.167.01>
20. 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>
21. 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>
22. 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>

23. Mittal, H., Pandey, A. C., Saraswat, M., Kumar, S., Pal, R., Modwel, G. (2021). A comprehensive survey of image segmentation: clustering methods, performance parameters, and benchmark datasets. *Multimedia Tools and Applications*. doi: <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10594-9>
24. Ruban, I., Khudov, H. (2019). Swarm Methods of Image Segmentation. *Studies in Computational Intelligence*, 53–99. doi: https://doi.org/10.1007/978-3-030-35480-0_2
25. Анферов, М. А. (2019). Генетический алгоритм кластеризации. *Российский технологический журнал*, 7 (6), 134–150. doi: <https://doi.org/10.32362/2500-316x-2019-7-6-134-150>
26. Oleksenko, O., Khudov, H., Petrenko, K., Horobets, Y., Kolianda, V., Solomonenko, Y. (2021). The Development of the Method of Radar Observation System Construction of the Airspace on the Basis of Genetic Algorithm. *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, 11 (8), 23–30. doi: https://doi.org/10.46338/ijetae0821_04
27. Satellite Imagery. URL: <https://www.maxar.com/products/satellite-imagery>
28. Khudov, G. V. (2003). Features of optimization of two-alternative decisions by joint search and detection of objects. *Problemy Upravleniya I Informatiki (Avtomatika)*, 5, 51–59. URL: https://www.researchgate.net/publication/291431400_Features_of_optimization_of_two-alternative_decisions_by_joint_search_and_detection_of_objects
29. 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>