

DOI: 10.35681/1560-9189.2025.27.1.335610

УДК 004.932.2

О. В. Мезенцев, В. В. Юзефович, О. М. Буточнов

Інститут проблем реєстрації інформації НАН України
вул. М. Шпака, 2, 03113 Київ, Україна

Аналіз підходів до визначення виду еталонного зображення для кореляційно-екстремальних систем навігації літальних апаратів

Розглянуто підходи до формування еталонних зображень для вирішення задачі навігації із використанням кореляційно-екстремальної системи. Запропоновано та доведено можливість (а в багатьох випадках і доцільність) використання як еталонних зображень селективних зображень земної поверхні, замість безпосередньо знімків поверхні візування. Здійснено аналіз можливих методів формування селективних еталонних зображень. Наведено найбільш ефективні методи сегментації цифрових зображень і проведено їхню порівняльну характеристику.

Ключові слова: еталонне зображення, кореляційно-екстремальна система навігації, аналіз, поверхня візування.

Вступ

Відомо, що основою функціонування бортових кореляційно-екстремальних систем навігації (КЕСН) літальних апаратів (ЛА) є процес суміщення в реальному масштабі часу поточних зображень наземних об'єктів (орієнтирів навігації), які отримано від датчиків певних діапазонів електромагнітних хвиль, і еталонних зображень (ЕЗ) з подальшим виробленням сигналу неузгодженості та передачею його на рулі управління ЛА для компенсації похибки руху [1–4].

Згідно зі словником термінів, еталон — це зразкова міра, зразок для порівняння, те, на що ми повинні рівнятися, до чого повинні прагнути. Найбільш часто отримання еталону — це мета, яку важко або взагалі неможливо досягнути. Еталонне зображення — це ідеальне зображення об'єкта або місцевості без завад і геометричних викривлень з великою роздільною здатністю в певному діапазоні хвиль, яке зняте при перпендикулярному ракурсі в ідеальних умовах (наприклад, для оптичного діапазону хвиль — при яскравому полуденному освітленні без тіней).

Загалом у рамках використання КЕСН розрізняють операції навігації і наведення ЛА. ЕЗ в інтересах наведення ЛА на стаціонарну ціль — це, як правило, фрагмент поля візування, де вона знаходиться (тобто вирізка із загальної картини зображення), який потім легко буде знайти при суміщенні еталону з поточним зображенням цієї ж поверхні візування (ПВ). При корекції польоту ЛА для наведення на таку ціль за зображеннями місцевості сама ціль може бути неконтрастною. Достатньо знати її розташування у відносних координатах зображення. Задача навігації ЛА за зображеннями місцевості є аналогічною, за виключенням відсутності на зображенні цілі або точки цілі. Тобто, простіше кажучи, ЕЗ в усіх випадках — це фрагмент того ж самого зображення ПВ у заданому діапазоні електромагнітних хвиль, який ми певним чином визначаємо (завдяки тому чи іншому методу (алгоритму)), зокрема, його місцезнаходження на ПВ і розміри.

Постановка завдання

Виникає закономірне питання — чи завжди еталонне зображення повинне бути лише вирізкою із загальної картини ПВ. Певно що ні, оскільки формування ЕЗ базується на визначенні інформативних параметрів, виділенні об'єктів, які стійко спостерігаються в потрібному діапазоні хвиль, а також в умовах різного роду спотворень поверхні візування та середовища поширення електромагнітних хвиль. Крім того, до вимог до ЕЗ відноситься й усунення на знімках тимчасових об'єктів, які не повинні підлягати розпізнаванню та структуруванню. Таким чином, можна зробити певний висновок, що на ЕЗ в ідеалі не повинно бути нічого, крім стійких інформаційних ознак об'єктів, кількістю, яка є достатньою, щоби забезпечити корекцію польоту ЛА.

Викладення основного матеріалу

Розглянемо для прикладу початкове зображення (ПЗ) земної поверхні у видимому оптичному діапазоні, на основі якого необхідно сформувавши ЕЗ (рис. 1,а) у градаціях сірого, його селективне зображення (СЗ) (рис. 1,б), поле кореляційного аналізу за яскравістю (ПКАЯ) ПЗ (рис. 1,б), нормовану автокореляційну функцію (АКФ) початкового зображення (рис. 1,г), а також нормовану взаємкореляційну функцію (ВКФ) початкового та селективного зображень (рис. 1,д) [1–4].

Для отримання СЗ був застосований рівень перетину ПКАЯ — 0,5. Як видно з рис. 1, нормована ВКФ ПЗ і СЗ візуально цілком відповідає нормованій АКФ ПЗ, при цьому спостерігається певне звуження головної пелюстки екстремуму функції.

На рис. 2 показано СЗ і ВКФ для того ж зображення, проте рівень перетину ПКАЯ дорівнює 0,7. Як видно з рис. 2, результат розрахунку ВКФ відрізняється від попереднього випадку очевидним зниженням середнього рівня «фону» та додатковим звуженням екстремуму функції. Отриманий результат свідчить про можливість і доцільність підбору деякого раціонального рівня перетину ПКАЯ, при якому буде отримано СЗ з певною (достатньою) кількістю інформативних ознак, з одного боку, і яка характеризується збереженням кореляційної зв'язку між ПЗ і СЗ, з іншого.

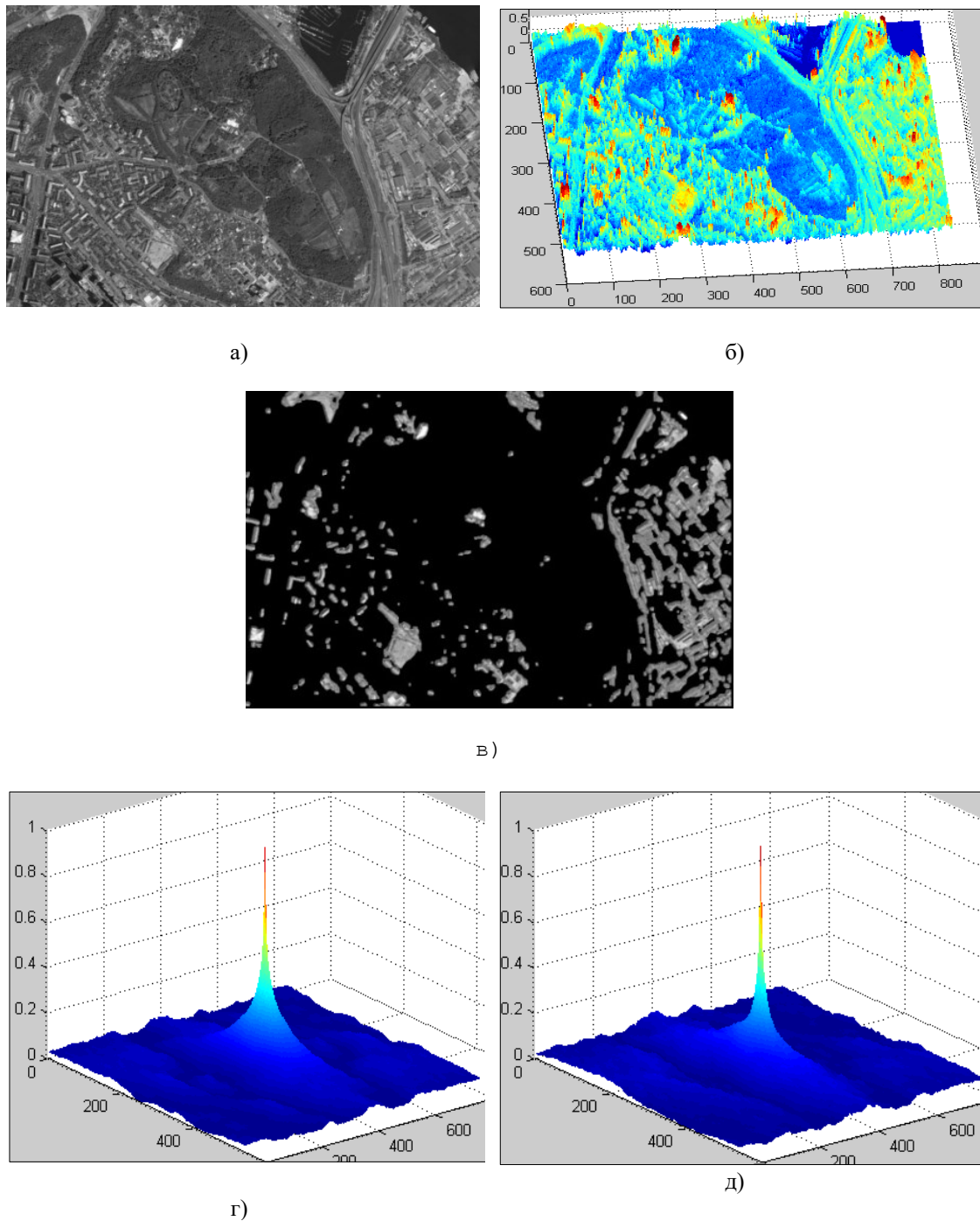


Рис. 1. Результати отримання селективного зображення на основі супутникового ПЗ і розрахунків кореляційних функцій: а) початкове зображення; б) ПКАЯ початкового зображення; в) селективне зображення; г) нормована АКФ початкового зображення; д) нормована ВКФ ПЗ і СЗ

Отже, можна зробити висновок, що СЗ, отримані виділенням найбільш яскравих областей ПЗ, дозволяють зберігати кореляційний зв'язок з ПЗ. Тобто отримання селективних зображень дозволяє формувати ЕЗ для функціонування КЕСН.

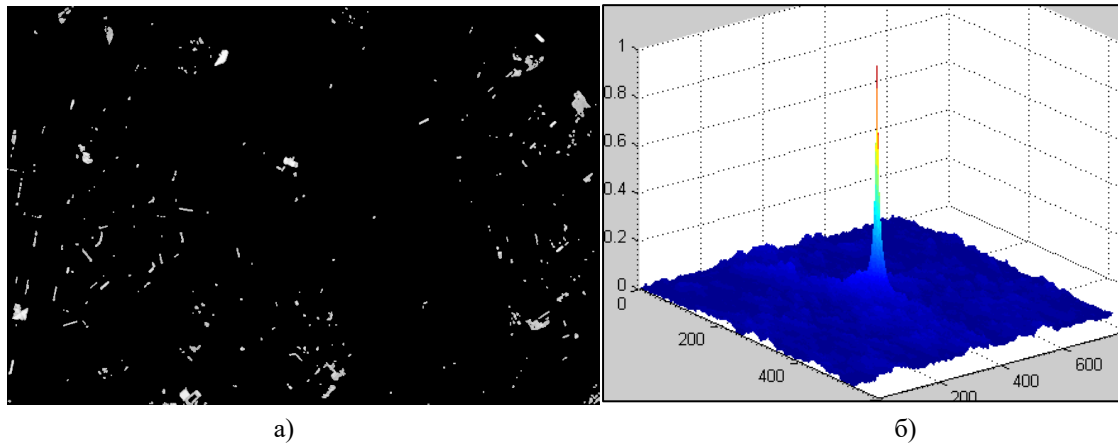


Рис. 2. Результати отримання селективного зображення (рівень перетину 0,7) і результати розрахунку ВКФ СЗ і ПЗ: а) селективне зображення (рівень перетину 0,7); б) ВКФ початкового та селективного зображень

Оскільки рівень селекції (рівень перетину СЗ) зображення може бути різним і призводить до різних результатів (див. рис. 1, д і 2, б), очевидно, що необхідною частиною методу формування селективних еталонних зображень повинна бути певна перевірка якості отриманих СЗ шляхом побудови та порівняння АКФ ПЗ і ВКФ ПЗ і СЗ. Оскільки візуальний аналіз (порівняння) АКФ і ВКФ ПЗ і СЗ є суб'єктивним, для кількісного порівняння побудованих АКФ (ВКФ) необхідно використовувати деякий кількісний показник, який і буде використовуватись як показник якості селективного зображення. Те селективне зображення, яке буде характеризуватись найкращим значенням такого показника повинно використовуватись як ЕЗ у даному конкретному випадку. Таким узагальненим показником може бути ступінь домінування максимуму головної пелюстки кореляційної функції над рівнем її «фону», який розраховується як відношення рівня головної пелюстки до середнього рівня кореляційної функції. Дійсно, в результаті розрахунків для всіх зазначених прикладів цей показник прийняв різні значення, а саме:

- 1) для АКФ оптичного зображення (див. рис. 1) — 26;
- 2) для ВКФ оптичного зображення з рівнем перетину 0,5 — 27;
- 3) для ВКФ оптичного зображення з рівнем перетину 0,7 — 48.

Ці значення відрізняються між собою (що свідчить про чутливість показника) і повністю відображають відповідні візуальні оцінки побудованих функцій.

Додатково зазначимо, що якщо показане на рис. 1 ПЗ (у градаціях сірого), стиснуте програмою-архіватором (яка використовує алгоритм стиснення без втрат) має розмір ≈ 450 кБ, то селективне зображення (з рівнем селекції 0,5) — близько 70 кБ, а СЗ з рівнем селекції 0,7 — близько 20 кБ. При цьому вимоги до пам'яті спецобчислювача ЛА, яка необхідна для збереження ЕЗ, і пропускну здатності каналів зв'язку для передачі таких ЕЗ між віддаленими пунктами, знижуються в кілька разів. Якщо КЕСН використовує кілька точок корекції (кілька ЕЗ), то переваги використання селективних ЕЗ стають ще більш істотними. Звернемо також увагу на те, що більш «бідне» селективне зображення (див. рис. 1, в і рис. 2, а) дозволяє отримати ВКФ з меншим рівнем «фону» і більш гострою головною пелюсткою.

Для підтвердження можливості формування ЕЗ запропонованим методом проведено модельний експеримент із використанням розробленої в Інституті проблем математичних машин і систем НАН України імітаційної моделі КЕСН. Зазначена модель дозволяє набирати статистику промахів (влучань) керованого ЛА в зазначену точку на поверхні Землі. Стартове значення похибки наведення (навігації) ЛА інерційною системою (яка накопичується до початку роботи КЕСН) для кожної ітерації модельного експерименту визначалося випадково і знаходилося в межах 600 м. Число точок корекції польоту ЛА дорівнювало п'яти. При цьому корекція починала здійснюватися з висоти 6000 м. Під час проведення експерименту використовувалися різні зображення однієї і тієї ж місцевості (від різних супутників і отриманих в різні сезони) для формування ЕЗ запропонованим методом і для імітації процесу отримання поточних зображень від датчиків зовнішньої інформації ЛА. Результати модельного експерименту наведено на рис. 3. Кількість ітерацій модельного експерименту склала 1100, що можна вважати репрезентативною статистичною вибіркою. В результаті отримане значення кругового ймовірного відхилення ЛА від заданої точки наведення склало 0,6, при спостереженні лише двох суттєвих промахів (що становить менше 0,002 % від усієї кількості ітерацій), що повністю відповідає сучасним вимогам до вирішення більшості завдань наведення чи навігації ЛА. Отримані висновки можна поширити і на інфрачервоні, радіолокаційні та інші зображення достатньої якості. Суттєвість двох промахів, які спостерігалися під час моделювання свідчить про можливість визначення деякого критерію відсутності вироблення КЕСН стійкого коригуючого сигналу.

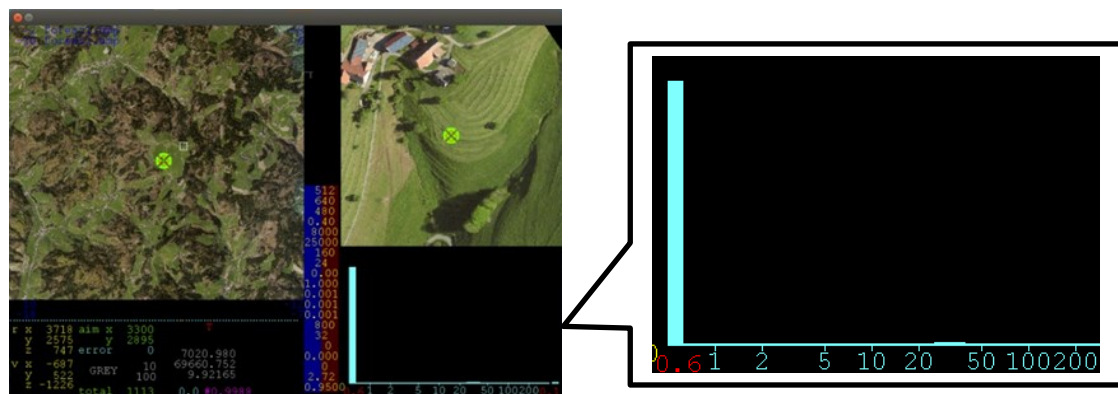


Рис. 3. Результати модельного експерименту з імітаційною моделлю КЕСН і ЕЗ, отриманими пропонованим методом

Таким чином, продемонстровано можливість (а в багатьох випадках і доцільність, враховуючи менші обсяги селективних еталонів) використання як ЕЗ селективних зображень, а не «вирізки» зі знімка ПВ, які можуть містити тимчасові об'єкти, або складові, що змінюються у часі.

Залишилося розглянути питання можливих способів отримання селективних зображень.

Для вирішення цієї задачі можуть бути використані методи сегментації зображень як одні із методів локалізації об'єктів на цифрових зображеннях [6]. Звернемо увагу на методи сегментації.

Сегментація — процес поділу зображення на області, кожна з яких містить пікселі, що володіють загальними візуальними характеристиками, і застосовується для виділення об'єктів і їхніх меж на зображенні. Сегментація вирішує в загальному сенсі дві основні задачі [6]:

- 1) розділення зображення на частини для здійснення подальшого аналізу;
- 2) зміну форми опису елементів зображення, що дозволяє представити точки як високорівневі структури, які забезпечують ефективність подальшого аналізу зображення.

Існує безліч методів сегментації, як і підходів до їхньої класифікації, але більшість із них ґрунтуються на двох наступних властивостях сигналу: яскравості (це розривність) і однорідності.

Для сегментації зображень існує кілька універсальних алгоритмів і методів:

- методи виділення країв (контурів);
- методи зв'язування ділянок контурів і складання меж областей;
- методи, що засновані на кластеризації;
- методи теорії графів;
- методи вододілу;
- методи засновані на ознаці руху.

Методи виділення країв (пошук кордонів) ґрунтуються на одній із базових властивостей сигналу яскравості — розривності. Для цифрових зображень характерні три види розриву яскравості: точки, лінії і перепади. Найбільш загальним способом пошуку розривів є обробка зображення за допомогою ковзної маски, яку називають також «фільтром», «ядром», «вікном» або «шаблоном», яка представляє собою квадратну матрицю. Елементи матриці прийнято називати коефіцієнтами. Процес оперування такою матрицею в будь-яких локальних перетвореннях називається фільтрацією або просторовою фільтрацією. Застосовуються такі методи виділення країв:

- градієнтні;
- на основі похідної другого порядку.

Обробка здійснюється шляхом простого переміщення маски фільтра від точки до точки зображення; в кожній точці (x, y) відгук фільтра обчислюється із використанням попередньо заданих зв'язків. У разі лінійної просторової фільтрації відгук задається сумою добутку коефіцієнтів фільтра на відповідні значення пікселів в області, покритої маскою фільтра.

Градієнтні методи полягають в обчисленні похідних, що представлені для цифрових зображень, у вигляді дискретних наближень градієнта. Як градієнтні методи виділяють оператори, що є матричними масками [5, 6], а саме:

- 1) перехресний оператор Робертса (Roberts' Cross operator);
- 2) оператор Превитта (Prewitt method, Compass Edge Detector);
- 3) оператор Собела (Sobel operator).

Оператор Робертса простий у реалізації і має високу швидкодію, проте сильно чутливий до завад [5, 7]. Маски оператора Превитта простіше реалізувати, ніж мас-

ки оператора Собела, проте в останнього оператора вплив шуму кутових елементів маски дещо менший, що істотно при роботі з похідними [5, 6]. Слід зазначити, що у кожної із наведених масок сума коефіцієнтів дорівнює нулю [6].

Оператор Робертса використовує чотири значення яскравості на зображенні [5] і має такий вигляд:

$$G_{i,j} = \sqrt{(E_{(i+1),(j+1)} - E_{i,j})^2 + (E_{(i+1),j} - E_{i,(j+1)})^2}$$

або

$$G_{i,j} = |E_{(i+1),(j+1)} - E_{i,j}| + |E_{(i+1),j} - E_{i,(j+1)}|,$$

де $E_{i,j}$ — елемент матриці початкового зображення.

Оператор Собела використовує вісім відліків яскравості в області аналізованого елемента (пікселя):

$$G_{i,j} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Матриці оператора Собела мають вигляд [7]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -10 & +1 \\ -20 & +2 \\ -10 & +1 \end{bmatrix} \cdot E \quad \text{та} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} \cdot E,$$

де E — елемент матриці початкового зображення.

У програмному представленні зображення [7]:

$$G_{i,j} = \sqrt{G_{i,j(x)}^2 + G_{i,j(y)}^2} \quad \text{або} \quad G_{i,j} = |G_{i,j(x)} + G_{i,j(y)}|,$$

де

$$G_{i,j(x)} = [E_{(i-1),(j-1)} + E_{(i-1),j} + E_{(i-1),(j+1)}] - [E_{(i+1),(j-1)} + E_{(i+1),j} + E_{(i+1),(j+1)}],$$
$$G_{i,j(y)} = [E_{(i-1),(j-1)} + E_{i,(j-1)} + E_{(i+1),(j-1)}] - [E_{(i-1),(j+1)} + E_{i,(j+1)} + E_{(i+1),(j+1)}].$$

Оператор Превитта подібний до оператора Собела і відрізняється від нього маскою. Матриці оператора Превитта мають вигляд [7]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -10 & +1 \\ -10 & +1 \\ -10 & +1 \end{bmatrix} \cdot E \quad \text{і} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +1 & +1 \end{bmatrix} \cdot E.$$

На практиці для обчислення дискретних градієнтів найбільш часто використовуються оператори Превитта і Собела.

Методи на основі похідної другого порядку застосовують оператор Лапласіан [5]. Даний оператор виявляє границі в місцях зміни знаку похідної функції яскравості. Але оператор Лапласіан дуже чутливий до шуму, і його використання призводить до подвоєння контурів, що дає небажаний ефект і ускладнює сегментацію

[5–7]. З метою зменшення впливу шуму часто використовують Лапласіан у поєднанні зі згладжуванням, наприклад, за методом Гауса. Таке поєднання називають оператором Лапласіан Гаусіана (Laplacian of Gaussian — LoG) [5, 6].

Маска оператора Лапласіан Гаусіана створюється за виразом:

$$\text{LoG}(x, y) = -\frac{1}{\pi \cdot \sigma^4} \cdot \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \cdot e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}},$$

де σ — середньоквадратичне відхилення розподілу Гауса.

Маска фільтра має вигляд:

$$\text{LoG}(x, y) = \frac{1}{1 + \alpha} \cdot \begin{bmatrix} -\alpha\alpha - 1 - \alpha \\ \alpha - 1\alpha + 5\alpha - 1 \\ -\alpha\alpha - 1 - \alpha \end{bmatrix},$$

де α — параметр у діапазоні $[0, 1]$.

Методи зв'язування контурів і знаходження меж в ідеалі повинні виділяти на зображенні тільки пікселі, що лежать на контурах його складових. Але, на практиці, ця множина пікселів рідко точно відображає контур (через шуми, розриви контурів у результаті неоднорідності освітлення та інші ефекти, які порушують безперервність структури яскравості). В цьому випадку алгоритми виявлення контурів необхідно доповнювати алгоритмами зв'язування, щоб сформувати з множини контурних точок змістовні контури. Існує кілька основних методів:

- метод локальної обробки;
- метод глобального аналізу за допомогою перетворень Хафа;
- метод глобального аналізу за допомогою методів теорії графів.

Методи на основі перетворень Хафа ґрунтуються на зв'язуванні точок одна з одною шляхом з'ясування їхньої приналежності до деякої кривої заданої форми або виявлення прямих і кривих ліній по сімейству заданих прямолінійних відрізків і дуг [7].

Методи, що засновані на кластеризації. Метод k -середніх використовується для поділу зображення на « k » кластери і є ітеративним методом. За відстань зазвичай береться сума квадратів або абсолютних значень різниць між пікселем і центром кластера. Різниця, як правило, заснована на кольорі, яскравості, текстурі і місцезнаходженні пікселя, або на зваженій сумі цих факторів. При цьому k може бути вибрано вручну, випадково або евристично. Якість рішення залежить від початкової множини кластерів і значення k .

Приклад алгоритму для кольорового зображення.

Вхідні дані: I — зображення у форматі RGB (кожен піксель описується тривимірним вектором інтенсивностей); w , h — ширина та висота зображення; k — кількість сегментів, які необхідно отримати.

Вихідні дані: M — матриця міток розміру $h \times w$, мітка відповідає номеру сегмента.

Етапи роботи методу k -середніх наступні.

1. Вибираються центри кластерів (випадково, або пошуком k найбільш віддалених між собою елементів).

2. Для кожного пікселя зображення визначається кластер, якому він належить пошуком найближчого кластера.

3. Перераховуються центри кластерів за допомогою усереднення вектора інтенсивностей у кластері.

4. Етапи 2, 3 повторюються, поки центри кластерів зійдуться (перестануть зміщуватися).

Однією із модифікацій методу k -середніх (що дозволяє знизити кількість ітерацій, наприклад при $k = 20$, в два рази) є метод k -середніх з початковим принципом вибору центрів кластерів, де:

— перший центр вибирається випадково;

— кожен наступний центр вибирається з імовірністю $\frac{D^2(x)}{\sum_{\bar{x} \in X} D^2(\bar{x})}$, де $D(x)$ — відстань від точки x до найближчого з уже вибраних центрів; X — множина пікселів. Чим далі точка від обраних центрів, тим більша ймовірність її вибору як нового центру.

Методи теорії графів. Кожен елемент множини точок зображення, яке передбачається розбити на кластери, співвідноситься з вершиною графа. Далі між усіма парами вершин будуються ребра, з кожним ребром співвідноситься ваговий коефіцієнт, який представляє ступінь подібності елементів. Зазвичай піксель, або група пікселів, асоціюються з вершиною, а ваги ребер визначають схожість сусідніх пікселів. Потім ребра графа розрізаються згідно з критерієм так, щоб у результаті вийшов «хороший» набір пов'язаних компонентів, в ідеальному випадку вагові коефіцієнти ребер усередині компонентів мають бути великі порівняно з коефіцієнтами сполучних ребер. Кожен компонент — це кластер (кожна частина вершин (пікселів), яка виходить за цими алгоритмами, вважається об'єктом на зображенні). Вагові коефіцієнти зазвичай називають мірами подібності.

До методів поділу графів відносяться:

- метод нормалізованих розрізів;
- метод випадкового блукання;
- метод мінімального розрізу;
- метод ізопериметричного поділу;
- метод мінімального остовного дерева.

Метод нормалізованих розрізів заснований на розрізанні двох пов'язаних компонентів так, щоб у кожній групі вартість розрізання була мала порівняно із загальною схожістю. Цей підхід можна формалізувати, розділивши зважений граф V на два компоненти A та B і записавши декомпозицію графа як

$$\frac{cut(A, B)}{assoc(A, V)} + \frac{cut(A, B)}{assoc(B, V)},$$

де $cut(A, B)$ — сума вагових коефіцієнтів усіх ребер графа B , один кінець яких лежить в A , а інший — у B ; $assoc(A, V)$ — сума вагових коефіцієнтів усіх ребер, один кінець яких знаходиться в A . Даний параметр малий, якщо при розрізанні виходять два компоненти, що мають між собою мало ребер з малими ваговими коефіцієнтами та багато внутрішніх ребер з великими ваговими коефіцієнтами [8].

Методи, що засновані на пошуку регіонів, знаходять регіони на зображенні безпосередньо об'єднуючи сусідні пікселі в регіони за схожістю параметрів (колір, яскравість тощо). Будується ймовірнісна модель характеристик пікселів, визначає-

ться клас відповідний деякому регіону та проводиться порівняння параметрів пікселів шляхом застосування порога. Ці методи лежать в основі таких методів як: метод злиття регіонів; метод розбиття та злиття регіонів; метод «вододілу».

Методи порогової обробки є найбільш простими і ґрунтуються на ідеї розділення значимих характеристик за деяким порогом. Поріг може бути глобальним, тобто визначеним на усьому зображенні або локальним, який визначений на деякій області [6, 7].

Методи вирощування областей ґрунтуються на виявленні розривів яскравості. У методах виділяються декілька центральних точок або груп точок, після чого до них приєднуються пікселі, що задовольняють заданим умовам [5, 7].

Методи гістограм ґрунтуються на виборі мінімальних і максимальних значень або інтервалів між екстремумами [5, 7].

Методи вододілу полягають у пошуку ліній, що розділяють локальні мінімуми та максимуми значень яскравості елементів зображення [5, 7].

Ще одним методом, що часто реалізовується програмно, є *метод Canny* [4, 5, 7]. Фактично це набір послідовно вживаних алгоритмів. Цей підхід стійкий до шуму і дає, як правило, кращі результати порівняно із градієнтними методами. Але, оскільки це в принципі набір алгоритмів, то і швидкодія цього методу поступається простішим операторам.

Порівняльна характеристика методів сегментації

До методів сегментації висуваються певні вимоги:

- максимальна відповідність сегментованої області реальному об'єкту;
- робота в режимі реального часу;
- низька ймовірність помилок;
- стійка робота в складних умовах.

Порівняльна характеристика методів сегментації

Методи сегментації зображень	Переваги	Недоліки
1. Виділення країв	Можливість зміни порога класифікації. Низька чутливість до змін характеристик зображення.	Алгоритм не працює при розриві границі. Неточне виділення областей. Низька швидкість роботи. Багатоступінчастість методу.
1.1. Градієнтні методи (Робертса, Превітта та Собела)	Оператор Робертса простий у реалізації і має високу швидкодію. Маски оператора Превітта простіше реалізувати ніж маски оператора Собела.	Отримувані результати залежать від якості досліджуваних зображень. Оператор Робертса є дуже чутливим до завад. У оператора Собела, вплив шуму кутових елементів маски дещо менше, що суттєво при роботі з похідними.
1.2. На основі похідної другого порядку	Для зменшення впливу шуму часто використовують Лапласіан в поєднанні зі згладжуванням, наприклад, за методом Гауса.	Оператор Лапласіан дуже чутливий до шуму. Крім того, використання модуля Лапласіан призводить до подвоєння контурів, що дає небажаний ефект і ускладнює сегментацію.

2. Зв'язування ділянок контурів і складання границь областей	Хороші результати сегментації	Трудомісткість
2.1. Метод локальної обробки	Простота	Придатний для простих контурів.
2.2. Метод глобального аналізу за допомогою перетворень Хафа	Можливість виявлення кривих.	Трудомісткість, велика кількість обчислень.
2.3. Метод глобального аналізу за допомогою методів теорії графів	Добре працює в присутності шумів	Процедура обробки найбільш складна порівняно з методами 3.2, 3.3 і вимагає більшого часу обробки.
3. Засновані на кластеризації	Алгоритм методу гарантовано сходиться Простота реалізації. Висока швидкість обробки.	Велика ймовірність помилкової сегментації. Використання може не привести до оптимального рішення. Якість рішення залежить від початкової множини кластерів і значення k .
4. Методи теорії графів	Можливість крім однорідності кольору та текстури сегментів управляти також формою сегментів, їхнім розміром і складністю границь [5].	Низька швидкість роботи. Великі витрати пам'яті.
5. Засновані за пошуком регіонів: — метод злиття регіонів; — метод розбиття; — метод «вододілу».	Широка область застосування Можливість зміни порога класифікації. Швидкість роботи. Стійкість до помилок на перших етапах методу. Точність сегментації.	Надлишкова сегментація. При роботі з великими областями зростає ймовірність помилки і знижується швидкодія.

Аналіз методів сегментації показує, що всі вони не позбавлені недоліків. Тому вибір того чи іншого методу залежить від конкретного завдання та впливу зовнішніх факторів на властивості зображень і об'єкти поверхні на них.

Висновки

Доведено можливість (а у випадках обмежень на потужність спецобчислювача і обсяг зображень — доцільність) використання як ЕЗ селективних зображень, замість «вирізок» зі знімків ПВ.

Як доцільні методи формування подібних селективних ЕЗ наведено найбільш ефективні методи сегментації цифрових зображень і здійснено їхню порівняльну характеристику. Застосовність того чи іншого методу має визначатися конкретними умовами вирішення задачі навігації ЛА. Скоріш за все для вирішення задачі навігації ЛА необхідно мати можливість застосовувати декілька різних методів формування СЗ одночасно. Для обрання конкретного селективного зображення як

еталонного доцільно розраховувати значення функції якості селективного зображення, де може бути використано двовимірну взаємкореляційну функцію початкового та селективного зображень.

1. Мезенцев А.В., Буточнов А.Н., Юзефович В.В. Анализ способов повышения быстродействия алгоритмов совмещения изображений в комбинированных корреляционно-экстремальных системах навигации летательных аппаратов. *Реєстрація, зберігання і оброб. даних*. 2017. Т. 19, № 1. С. 64–71. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2017.19.1.126495>.
2. Юзефович В.В., Мезенцев А.В., Буточнов А.Н. Оценка качества эталонных изображений, создаваемых для корреляционно-экстремальных систем навигации. *Реєстрація, зберігання і оброб. даних*. 2014. Т. 16, № 4. С. 44–53. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2014.16.4.100289>.
3. Буточнов А.Н., Юзефович В.В., Мезенцев А.В., Миронюк С.В. Фрактальный метод формирования эталонных изображений в системах технического зрения. *Реєстрація, зберігання і оброб. даних*. 2015. Т. 17, № 1. С. 28–35. <https://doi.org/10.35681/1560-9189.2015.17.1.100304>.
4. Сотников А.М., Таршин В.А. Обоснование принципов построения и разработка модели корреляционно-экстремальной системы наведения комбинированного типа. *Системи управління навігації та зв'язку*. 2012. № 4(24). С. 7–11.
5. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing: Prentice Hall, 2002. 813 p.
6. Кветний Р.Н., Софина О.Ю. Методи фільтрації текстурованих зображень у задачах розпізнавання та класифікації. Вінниця: УНІВЕРСУМ Вінниця, 2011. 119 с.
7. Chris Solomon Toby Breckon. Fundamentals of Digital Image Processing. A Practical Approach with Examples: John Wiley & Sons Inc., 2011. 355 p.
8. Sergios Theodoridis, Konstantinos Koutroumbas. Pattern recognition, fourth edition. Elsevier Inc., 2009. 961 p.
9. A Guide to Standard and High-Definition Digital Video Measurements. Tektronix, 2009. URL: <http://www.tek.com/applications/video/hd2.html>
10. Колобородов В.Г., Харитоненко К.В. Застосування методів і алгоритмів цифрової обробки зображень в оптикоелектронних приладах. *Вісник НТУУ «КПІ»*. Київ: НТУУ «КПІ». 2010. Вип. 40. С. 23–31.
11. Luo C., Hao Y., and Tong Z. Research on Digital Image Processing Technology and Its Application. Proceedings of the 2018 8th International Conference on Management, Education and Information (MEICI 2018). Atlantis Press, 2018. doi: 10.2991/meici-18.2018.116.

Надійшла до редакції 27.02.2025