

УДК 004.023:004.932:519.254(045)

DOI: 10.18372/2310-5461.38.12827

А. В. ЧирковНаціональний авіаційний університет
orcid.org/0000-0001-6582-8018
e-mail: a.chyrkov@nau.edu.ua**П. О. Приставка**, д-р техн. наук, проф.Національний авіаційний університет
orcid.org/0000-0002-0360-2459
e-mail: chindakor37@gmail.com

МЕТОД ПОШУКУ ПІДОЗРЛИХ ОБ'ЄКТІВ НА ВІДЕО З КАМЕРИ ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТА НА ОСНОВІ ГІСТОГРАМНИХ ОЦІНОК

Вступ і постановка проблеми

Проблема ефективного розпізнавання об'єктів та явищ має важливе значення в сферах автоматизації певних процесів людської діяльності, пов'язаних з ідентифікацією різних об'єктів навколишнього світу. Часто автоматизація розпізнавання складних об'єктів та явищ потребує створення спеціальних систем розпізнавання для більш конкретних задач, зокрема, актуальною є задача автоматизації обробки даних та розпізнавання об'єктів на відео з літальних апаратів (ЛА). У загальному випадку в процесі створення системи розпізнавання об'єктів можна виділити такі основні задачі [1]:

1. Перша — полягає в тому, щоб скласти повний список ознак, що характеризують об'єкти чи явища, для розпізнавання яких створюється система. В задачі розпізнавання ознаки об'єктів можуть бути: детерміновані — ознаки, що приймають конкретне числове значення; імовірнісні — ознаки, випадкові значення яких розподілені по всіх класах об'єктів; логічні — ознаки які можуть приймати лише два значення: «істина» або «хибність»; структурні — ознаки, які являють собою певні елементи (символи) структури об'єкта.

2. Полягає в проведенні первісної класифікації розпізнаваних об'єктів або явищ. На основі апріорної (початкової) інформації виконується початкове розбиття об'єктів на класи, інакше кажучи складається апріорний алфавіт класів. Основне в цій задачі — вибір належного принципу класифікації.

3. Розробляється апріорний словник ознак (на якому описується кожен клас).

4. Полягає в розбитті апріорного простору ознак на області, що відповідають класам апріорного алфавіту класів.

5. Полягає у виборі алгоритмів розпізнавання, що забезпечить віднесення об'єкта чи явища,

що розпізнається, до того чи іншого класу або їх деякої сукупності.

6. Полягає у визначенні робочого алфавіту класів і робочого словника ознак системи розпізнавання.

7. Полягає в розробці таких алгоритмів керування роботою системи, щоб процес їх функціонування був у певному сенсі оптимальним і обраний критерій якості цього процесу досягав екстремального значення.

8. Полягає у виборі показників ефективності системи розпізнавання та оцінці їх значень.

Залежно від кількості апріорної інформації про об'єкти, що розпізнаються, системи розпізнавання поділяють на системи без учителя, з учителем та системи з самонавчанням.

На момент публікації даної статті прикладами сфер, у яких процес застосування ЛА активно розвивається, є повітряна розвідка (ПР) й аварійно-пошукові операції (АПО). Їх особливостями є 1) необхідність обробки відео достатньої роздільної здатності — для можливості більш точної ідентифікації об'єктів у полі бачення камери та/або для можливості вести зйомку з більшої висоти польоту без суттєвої втрати якості відео; 2) можливість застосування відповідних систем (у т. ч. автоматизованих) у режимі реального часу. Для ПР основною задачею є пошук підозрливих (цільових) об'єктів, при цьому такі об'єкти можуть належати до значної кількості класів: військова та/або цивільна техніка, будівлі, стаціонарні спорудження військового призначення (окопи, КПП), сліди техніки тощо. При цьому використання стандартних підходів (кожного безпосередньо або в сукупності) ускладнено з тих чи інших причин — неприйнятно для систем реального часу швидкість виконання, вирішення вузького кола задач тощо. Далі наведено деякі підходи і проблеми, що ускладнюють їх використання для задач ПР, АПО та інших аналогічних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Задачі пошуку та розпізнавання об'єктів у тій чи іншій формі виникають у багатьох прикладних сферах, тому на даний момент існують методи, прийнятні для розв'язання деяких класів таких задач.

За наявності бази еталонних зображень, у якій представлено цільові об'єкти, з'являється можливість застосування для задачі розпізнавання специфічних класів методів. Взагалі проблема пошуку та розпізнавання об'єктів (object detection, object recognition) за наявності бази еталонних зображень є вирішеною з середини 2000-х років з тим чи іншим ступенем точності та швидкості. Прикладами таких методів, що широко застосовуються на практиці, є каскади класифікаторів із використанням локальних особливостей HoG, Naag, SIFT, SURF (та їх похідних) [2–3]. Основною складністю для використання класифікаторів є необхідність наявності бази еталонних зображень, у якій об'єкт пошуку повинен бути представлений максимально якісно: знятий з максимально можливої кількості ракурсів та у максимально можливій кількості зовнішніх умов (освітлення, шум, тіні тощо). На практиці наявність такої вибірки не завжди можлива.

Починаючи з 2012 року практично прийнятого рівня досягли згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNNs) [4]. Їх перевагами є висока точність пошуку, низький рівень помилок I та II роду, достатня для широкого кола практичних задач швидкість роботи при виконанні на апаратній частині архітектури x86_64 за наявності GPU. Недоліками є 1) необхідність наявності навчальної вибірки значного обсягу (не меншого, ніж обсяг бази еталонних зображень для навчання «класичних» класифікаторів) і 2) невисока швидкість роботи при виконанні на апаратній частині, відмінній від вищезазначеної. Проблема (1) вирішується способами, специфічними для кожної конкретної предметної області. Вирішення проблеми (2) є одним із основних напрямків наукових досліджень у даній області; наприклад, можливі способи підвищення швидкості роботи CNN наведено в [5–6], але радикального способу вирішення зазначеної проблеми на момент публікації даної статті немає.

У випадку відсутності бази еталонних зображень задача розпізнавання може вирішуватись евристичними методами, зокрема background subtraction, template matching, детектори границь (граней). При цьому необхідно мати на увазі, що особливістю відео з камери літальних апаратів (ЛА) є відсутність нерухомого фону.

Підхід (клас методів) Background subtraction ґрунтується на аналізі декількох останніх кадрів

на предмет наявності областей, що змінюються несуттєво [7]. Відповідно, якість є прийнятною для відео з нерухомої камери [8] і непринятною для відео з рухомої камери.

Template matching — пошук на зображенні об'єкта, що відповідає деякому шаблону [9–10]. Відповідно, необхідно мати в наявності шаблон цільового об'єкта. Тому Template matching може використовуватись лише у якості складової частини метода пошуку підозрілих об'єктів [11].

Сутність роботи детекторів границь (граней) — знаходження на зображенні місць значної зміни яскравості [12]. Знаходження таких місць на відео з камери ЛА ускладнено через особливості, спричинені вібрацією камери під час польоту.

Ще одним способом відділення об'єктів від фону є використання методів сегментації зображення на однорідні ділянки [13–14]. За умови наявності зображень (відеокадрів) достатньої якості такий спосіб дає прийнятні результати, але разом із тим непринятною для використання у системах реального часу швидкість роботи. Зокрема, в [14] мінімальний час обробки, наведений у розділі «Тестування», становить більше 6 хв для зображення 2560×1920 пікселів.

Таким чином, стандартні методи (способи, підходи) не можуть бути використані для якісного вирішення вищезазначеної проблеми. Тому замість пошуку конкретних об'єктів різних класів має сенс виконувати пошук областей, у яких потенційно може знаходитись цільовий об'єкт. При цьому, як було відмічено вище, деякі практичні задачі потребують використання систем реального часу. Можливим способом вирішення даної проблеми є використання параметричних або непараметричних методів на основі ймовірнісних підходів.

Розглянемо класичні методи статистичного розпізнавання. Нехай в апіорному словнику ознак знаходиться впорядкований набір параметрів об'єктів x_1, \dots, x_N . Тоді, коли ознаки імовірнісні, описами класів є умовні щільності розподілу ймовірностей значень ознак x_1, \dots, x_N для кожного класу $\Omega_1, \dots, \Omega_M$, тобто функції $f(x_1, \dots, x_N)$. Якщо після деякого спостереження та аналізу сукупностей вибірових значень можна встановити вигляд функції щільності, то метою є отримання оцінок параметрів розподілу, використовуючи в цьому випадку параметричні методи розпізнавання. В іншому випадку (коли вигляд функції щільності невідомий) використовуються непараметричні методи розпізнавання.

Класичними параметричними методами розпізнавання є розглянутий в [15] метод максимальної правдоподібності та байєсівський критерій.

Найбільш простим непараметричним методом оцінки є гістограмний, який базується на оцінці функції щільності розподілу в області. Перевагою даного методу є простота побудови гістограми; недоліком — той факт, що за великою кількістю розглянутих ознак об'єктів оцінку функції щільності у вигляді гістограми можна вважати задовільною тільки за досить великому обсязі навчальної вибірки [16].

У загальному випадку для обробки відео такі підходи є вкрай витратними з точки зору обчислювальної складності. Постає питання постановки задачі, яка б враховувала швидкодію обчислення.

У пріці [17] наведено постановку задачі пошуку підозрілих об'єктів на відео з камери ЛА, яка б при ефективних результатах мала низьку обчислювальну складність. На основі зазначеної постановки задачі в праці [11] запропоновано спрощений алгоритм пошуку підозрілих об'єктів на відео або зображеннях з камери ЛА, виконано перевірку якості його роботи на тестових відео, сформульовано напрямки подальших досліджень. Також виконано апробацію [18] запропонованого алгоритму в якості ядра експериментального зразка Автоматизованої системи пошуку підозрілих об'єктів на відео з безпілотного повітряного судна (БПС); результати апробації позитивні.

Постановка завдання

Як показують авторські дослідження, актуальною задачею є формалізація викладення адаптивного методу пошуку та розпізнавання чужорідного об'єкта на основі гістограмних оцінок. Отже, метою даної публікації є формулювання математичної постановки задачі пошуку підозрілих (цільових) об'єктів на відео з камери ЛА і розробка на її основі відповідного методу.

Виклад основного матеріалу

Уведемо такі позначення: V — відео (послідовність кадрів); V_k — k -й кадр, $V = \{V_k, k = \overline{1, K}\}$; $P_i^{(k)}, i = \overline{1, I_k}$ — патч (прямокутна частина k -го кадру) розміром $N_p \times M_p$ пікселів (або $P_i, i = \overline{1, I}$ — патч без прив'язки до конкретного кадра); $P_i = \{p_{n,m}^{(i)}; n = \overline{1, N_p}, m = \overline{1, M_p}\}$; $p_{n,m}^{(i)} \in \{0, 1, 2, \dots, 255\}$ — пікселі патча P_i . Тоді відео V можна представити як множину патчів:

$$V = \bigcup_{i=1}^I P_i, P_i \cap P_j = \emptyset \forall i \neq j.$$

На практиці у переважній більшості випадків цільові (потенційно підозрілі) об'єкти на відео з

камери ЛА не займають значної частини («площі») відеокадрів, а їх кількість невелика. Отже, задача пошуку підозрілих об'єктів може бути зведена до пошуку множини патчів, у яких із високою ймовірністю містяться підозрілі об'єкти.

Розділимо всю інформацію на відео на 3 типи:

– T — множина однорідних фрагментів, що характеризують цілісні образи, з відносно малою варіабельністю та які часто зустрічаються: $T = \{T_q, q = \overline{1, Q}\}$. Такими фрагментами є текстури: трава, вода, пісок тощо;

– F — множина неоднорідних фрагментів, що характеризують цілісні образи, з відносно великою варіабельністю та які зустрічаються часто: $F = \{F_w, w = \overline{1, W}\}$. Такими фрагментами можуть бути забудови, деякі сільськогосподарські культури тощо;

– S^* — цільові об'єкти, які виділяються на фоні інших об'єктів і зустрічаються нечасто: $S^* = \{S_r^*, r = \overline{1, R}\}$.

Інформація кожного із зазначених типів характеризується функцією щільності розподілу (ФЩР) $f(p)$ значень яскравостей пікселів. При цьому розподіли є різними для інформації різних типів — T, F, S^* .

Будемо вважати, що розподіл для текстур T є нормальним: $f_T(p) = f(p; m, \sigma)$. Дане припущення очевидно впливає з визначення моделі цифрового зображення $I(x)$ (де x — площа реєстрації) як згортки розподілу $O(y)$ інтенсивності відбиття від об'єкта світлового опромінювання в картинній площині u з функцією розсіювання $H(x)$ точки системи [19]:

$$I(x) = \int O(y)H(x-y)dy.$$

При цьому $H(x)$ природно розглядати як низькочастотну заваду (рухомість системи реєстрації, вібрація тощо), що апроксимується функцією Гауса.

Той факт, що цільові об'єкти S^* виділяються на фоні (за визначенням), означає, що відповідний патч містить принаймні дві групи пікселів, які значно відрізняються між собою за яскравістю. Отже, логічно припускати, що у загальному випадку відповідний розподіл інтенсивності патча, що містить цільовий об'єкт S^* , є багатомодальним: $f_{S^*}(p) = \sum_i c_i f^{(i)}(p)$, причому деякі

компоненти суміші $f^{(i)}(p)$ можуть бути статистично рівними функціям розподілу відомих текстур T .

Емпіричне припущення щодо вигляду ФЩР неоднорідних фрагментів F складно зробити лише на основі визначення.

Будемо вважати, що розподіл $f_F(p): 1$ має більше значення середньоквадратичного відхилення (СКВ) порівняно з розподілом текстур T — оскільки T за визначенням характеризують однорідні фрагменти, а F — неоднорідні, 2) не може бути апроксимований з достатньою точністю сумішшю нормальних розподілів зі значною відстанню між модами — оскільки такий випадок

означає, що патч містить об'єкт, який виділяється на фоні, тобто не фрагмент F , а цільовий об'єкт S^* .

Позначимо зазначені факти про розподіли T, F, S^* “припущеннями «*»” для подальшого посилення. На рис. 1 наведені приклади обчислених на реальному відео гістограм — оцінок відповідних ФЦР для типів інформації T, F, S^* .

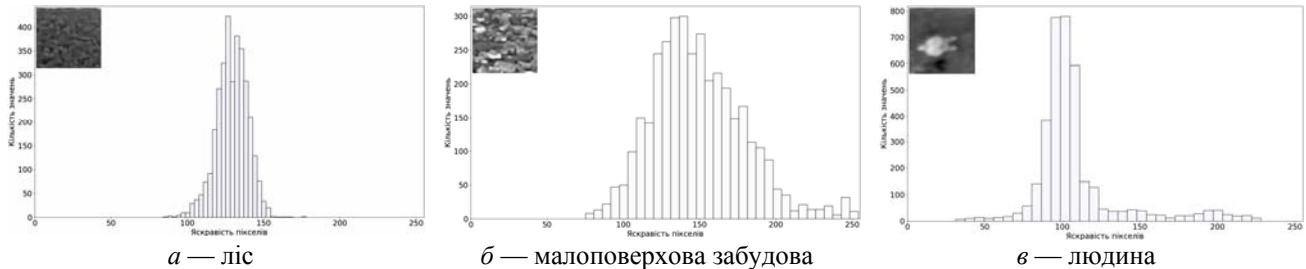


Рис. 1. Приклади обчислених на реальному відео гістограм — оцінок ФЦР: а — текстур T ; б — фрагментів F ; в — цільових об'єктів S^*

Для визначеності будемо вважати, що кожен патч P_i може містити інформацію одного або двох із зазначених типів, тобто:

$$P_i \in \begin{cases} T, \\ F, \\ T \cup F, \\ T_i \cup T_j, T_i \cap T_j = \emptyset, i \neq j, \\ F_i \cup F_j, F_i \cap F_j = \emptyset, i \neq j, \\ S^* \cup T, \\ S^* \cup F. \end{cases} \quad (1)$$

Варіант $P_i \in S^*$ не є припустимим для метода, що пропонується, оскільки для того, щоб зробити висновок про наявність у патчі P_i об'єкта, що виділяється на фоні, даний патч повинен містити об'єкт (або принаймні його частину) і фон одночасно. Такий варіант унеможливується тривіально: шляхом вибору розміру патчів більшого, ніж максимальний розмір (у пікселях) цільових об'єктів.

Задача класифікації типу інформації, яку містить патч P_i , може бути вирішена шляхом перевірки наступних статистичних гіпотез:

- I. $H_0^I: P_i \in T$, за альтернативи $H_1^I: P_i \notin T$.
- II. $H_0^{II}: P_i \in F$, за альтернативи $H_1^{II}: P_i \notin F$.
- III. $H_0^{III}: P_i \in T_j \cup T_k$, за альтернативи

$$H_1^{III}: P_i \notin T_j \cup T_k.$$

$$H_0^{IV}: (P_i \in T \cup F) \quad \& \quad (P_i \in F_j \cup F_k) \quad \& \quad (P_i \in S^* \cup F), \text{ за альтернативи } H_1^{IV}: (P_i \notin T \cup F) \quad \& \quad (P_i \notin F_j \cup F_k) \quad \& \quad (P_i \notin S^* \cup F).$$

IV. $H_0^V: P_i \in S^* \cup T$ за альтернативи

$$H_1^V: P_i \notin S^* \cup T.$$

Для перевірки зазначених статистичних гіпотез необхідно ввести відповідні статистичні характеристики (статистики) та порогові величини згідно з заданим рівнем значущості. Їх опис та процедуру обчислення наведено далі.

Локальні гістограми. Як було відмічено вище, інформація типів T, F, S^* характеризується різними ФЦР. Оцінкою ФЦР вибірки (у випадку, що розглядається, вибіркою є пікселі $p_{n,m}^{(i)} = p$ патча P_i) є гістограма h :

$$h(P_i) = \{h_j; j = \overline{0; (N-1)}\}; \quad h_j = \sum_{p \in P_i} \psi(p, J_j);$$

$$\psi(p, J) = \begin{cases} 1, p \in J, \\ 0, p \notin J; \end{cases} \quad J_j = [j \Delta j; (j+1) \Delta j),$$

де N і Δj — натуральні числа, $N \Delta j = 256$.

Для оптимізації обчислень має сенс параметризація — перехід до статистичних характеристик (статистик), обчислених на основі гістограми $h(P_i) = h$. З урахуванням визначення типів інформації — T, F, S^* — в якості статистик має сенс використовувати СКВ σ вибірки пікселів патча та моди гістограми — m у випадку одномодальної або m_1 і m_2 у випадку двомодальної. Статистики $m(P_i) = m$ і $\sigma(P_i) = \sigma$ обчислюються за відомими формулами:

$$m = \frac{1}{H} \sum_{j=0}^{N-1} j h_j; \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{j=0}^{N-1} (j-m)^2 h_j}; \quad H = \sum_{j=0}^{N-1} h_j.$$

Статистики m_1 і m_2 є оцінками мод гістограми $h(P_i)$, знайденими за допомогою відповідно-

го метода. При цьому статистичні методи (наприклад, наведений в праці [20]) дають якісні результати, але мають значну обчислювальну складність, неприйнятну для застосування в системах реального часу [11]. Прийнятний баланс швидкості та якості мають евристичні методи, наприклад, наведений в [21]:

1. На вхід надходить гістограма $h(P_i)$.
2. Задається ширина ковзного вікна $2S + 1$.
3. З використанням вказаного ковзного вікна, рухаючись зліва направо по гістограмі, знаходиться інтенсивність такої першої варіанти, що

$$\bar{p}_l = \{i : n_i > n_j \quad \forall j = \overline{i-S; i+S}, i \neq j\}.$$

4. Аналогічно до попереднього кроку, але рухаючись справа наліво, знаходиться інтенсивність такої першої варіанти, що

$$\bar{p}_r = \{i : n_i > n_j \quad \forall j = \overline{i-S; i+S}, i \neq j\}.$$

5. Перевіряється гіпотеза про рівність знайдених локальних максимумів, і, у випадку її відхилення, неоднорідна текстура ідентифікується як суміш однорідних текстур. Перевірка відбувається на основі виконання нерівностей $\bar{p}_l < \bar{p}_r - S$ та $\bar{p}_l + S < \bar{p}_r$. Якщо нерівності не виконуються, підтверджується гіпотеза про статистичну рівність локальних максимумів, що, відповідно, спростовує гіпотезу про представлення неоднорідної текстури за допомогою суміші однорідних. В іншому випадку підтверджується гіпотеза про наявність у неоднорідної текстури однорідних складових.

При представницькому розмірі вибірки (достатніх лінійних розмірах $N_p \times M_p$ патча P_i) гістограмна оцінка ФШР є незсуненою та спроможною з точністю до константи, тож аналіз гістограм і фактичне визначення на їх основі оцінок параметрів m (m_1, m_2) і σ є адекватним підходом до оцінки зазначеної функції щільності.

Перевірка статистичних гіпотез I—V. Стандартний спосіб перевірки статистичних гіпотез передбачає порівняння відповідних статистик з деяким(и) пороговим(и) значенням(и) з подальшим прийняттям основної гіпотези H_0 або альтернативи H_1 залежно від результатів порівняння. Порогові значення в свою чергу визначаються на основі заданого рівня статистичної значущості α .

- I. Перевірка гіпотези «патч P_i містить однорідну текстуру T ».

Оскільки однорідні текстури T за визначенням мають малу варіабельність, для віднесення інформації у патчі до такого типу доцільно перевіряти σ на предмет того, що його значення є достатньо малим, тобто статистичним критерієм

є нерівність $\sigma < \sigma_l$, де σ_l — деякий поріг (процедуру визначення даного та всіх наступних порогів наведено далі). Якщо нерівність виконується, приймається основна гіпотеза $H_0^I : P_i \in T$, в іншому випадку приймається альтернатива $H_1^I : P_i \notin T$.

Однорідні текстури T за визначенням зустрічаються часто, тому за умови прийняття основної гіпотези H_0^I необхідно додати відповідний патч P_i до списку відомих однорідних текстур P_T . Після стабілізації списку P_T (відповідно до закону великих чисел) він використовується для визначення частоти появи конкретних однорідних текстур (у т.ч. при перевірці наступних гіпотез).

За умови прийняття альтернативи H_1^I (патч не містить однорідну текстуру) необхідно перейти до перевірки наступної гіпотези (наступних гіпотез).

II. Перевірка гіпотези «патч P_i містить неоднорідний фрагмент F ». Зазначені фрагменти за припущеннями «*» мають відносно велику варіабельність і незначну відстань між модами. Враховуючи той факт, що перевірка даної гіпотези відбувається у випадку прийняття альтернативи $H_1^I : P_i \notin T$ попереднього кроку, тобто за умови $\sigma \geq \sigma_l$ (умова відносно варіабельності виконується), залишається перевірити відстань між модами; отже, в якості статистики має сенс обрати модуль відстані між модами $|m_1 - m_2|$. Тоді статистичним критерієм є нерівність $|m_1 - m_2| < \Delta m$, при виконанні якої приймається основна гіпотеза $H_0^{II} : P_i \in F$, в іншому випадку приймається альтернатива $H_1^{II} : P_i \notin F$.

Зауваження. Якщо теоретичний («справжній») розподіл, оцінкою якого є гістограма $h(P_i)$, є одномодальним, для того, щоб запропонований статистичний критерій залишався адекватним, необхідно, щоб оцінки значень обох мод були близькими до оцінки математичного сподівання m відповідної вибірки P_i . При знаходженні оцінок мод за допомогою наведеного вище алгоритму зазначена умова виконується. В іншому випадку необхідно окремо забезпечити її виконання.

Неоднорідні фрагменти F за визначенням зустрічаються часто, тому за умови прийняття основної гіпотези H_0^{II} необхідно додати відповідний патч P_i до списку відомих неоднорідних фрагментів P_F . Список P_F використовується з метою та у спосіб, аналогічними P_T . За умови прийняття альтернативи H_1^{II} (патч не є неодно-

рідним фрагментом) необхідно перейти до перевірки наступної гіпотези (наступних гіпотез).

III. Перевірка гіпотези «патч P_i містить дві різні відомі текстури T ». Введемо до розгляду деяку функцію $n(m_k, P_T)$, $k = \overline{1;2}$, яка буде показувати частоту входження текстури T (яка характеризується середнім значенням m_k) до списку відомих текстур P_T .

Цільові об'єкти S^* за визначенням зустрічаються нечасто, а однорідні текстури T — часто. З іншого боку, як впливає з відміченого вище, кожна з оцінок мод m_1 і m_2 може вказувати (або не вказувати) на наявність у патчі P_i однорідної текстури T — такої, що часто зустрічається: ключовою умовою є частота попередніх появ текстур, що характеризуються відповідними середніми значеннями. Отже, в якості статистик має сенс обрати функції $n(m_k, P_T)$, а як статистичний критерій — нерівності $n(m_k, P_T) > n_T$ (де n_T — деяке порогове значення) для перевірки частоти появи моди із середнім значенням m_k як текстури T . Якщо нерівності виконуються для m_1 і m_2 одночасно, приймається основна гіпотеза $H_0^{III} : P_i \in T_j \cup T_k$, в іншому випадку приймається альтернатива $H_1^{III} : P_i \notin T_j \cup T_k$.

IV. Перевірка гіпотези «патч P_i містить інформацію двох типів: фрагмент F і будь-яку іншу — T, F або S^* ». Нагадаємо, що в даній публікації для формування процедур перевірки статистичних гіпотез пропонується ставити у відповідність різним типам інформації різні ФЩР яскравостей пікселів патчів. В такому разі наявність у патчі P_i інформації двох типів означає, що ФЩР яскравостей пікселів такого патча $f_2(p)$ є сумішшю двох відповідних ФЩР:

$$f_2(p) = wf^{(1)}(p) + (1-w)f^{(2)}(p), \quad 0 < w < 1,$$

де розподіли $f^{(k)}(p)$ не обов'язково є нормальними. СКВ σ_2 такої суміші обчислюють за формулою:

$$\sigma_2^2 = w\sigma_{(1)}^2 + (1-w)\sigma_{(2)}^2 + w(1-w)(m_1 - m_2)^2,$$

де $m_k = m(f^{(k)}(p))$, $\sigma_{(k)} = \sigma(f^{(k)}(p))$, $k = \overline{1;2}$.

Позначимо $\bar{\sigma}^2$ середнє значення дисперсій по множині патчів $P_T \cup P_F$:

$$\bar{\sigma}^2 = \frac{1}{|P_T \cup P_F|} \sum_{P_i \in P_T \cup P_F} \sigma^2(P_i),$$

де $|P_T \cup P_F|$ — потужність множини $P_T \cup P_F$. Перевіряється гіпотеза про те, що патч P_i міс-

тить фрагмент F у якості принаймні однієї (k -ї) компоненти. За визначеннями очевидно, що $\sigma^2(T) < \sigma_{(k)}^2(F) \quad \forall T \quad \forall F$. Таким чином, $\bar{\sigma}^2 < \sigma_{(k)}^2$.

З іншого боку, в σ_2^2 крім значення $\sigma_{(k)}^2$ входять ще два доданки. Якщо $|m_1 - m_2| < \Delta m$, то випадки $P_i \in T \cup F$ і $P_i \in F_j \cup F_k$ фактично зводяться до випадку $P_i \in F$ за припущеннями «*», причому гіпотеза $H_0^{II} : P_i \in F$ перевіряється за аналогічним статистичним критерієм з точністю до порогового значення Δm . Отже, при перевірці гіпотези H_0^{IV} має сенс обмежитись випадком $|m_1 - m_2| \geq \Delta m$. Тоді, оскільки $\sigma_{(k)}^2$ входить до $\bar{\sigma}^2$ з деякою вагою ε , тобто $\bar{\sigma}^2 = \beta\varepsilon\sigma_{(k)}^2 + \beta(1-\varepsilon)\sigma_{F \text{ інші}}^2 + (1-\beta)\sigma_{T \text{ інші}}^2$, — то з деякою ймовірністю γ_0 виконується нерівність

$$\sigma_2^2 \geq w\sigma_{(1)}^2 + (1-w)\sigma_{(2)}^2 + w(1-w)\Delta m^2,$$

а з урахуванням нерівності $\bar{\sigma}^2 < \sigma_{(k)}^2$ — з імовірністю γ_1 ($\gamma_1 < \gamma_0$) виконується нерівність $\sigma_2^2 \geq \bar{\sigma}^2$.

Отже, для перевірки гіпотези H_0^{IV} у якості статистики можливо обрати $\sigma_2^2 = \sigma^2(P_i)$, а статистичним критерієм — нерівність $\sigma^2(P_i) > \sigma_{IV}^2$, де σ_{IV}^2 — деяке порогове значення. Якщо нерівність виконується, приймається основна гіпотеза $H_0^{IV} : (P_i \in T \cup F) \quad \& \quad (P_i \in F_j \cup F_k) \quad \& \quad (P_i \in S^* \cup F)$, в іншому випадку приймається альтернатива $H_1^{IV} : (P_i \notin T \cup F) \quad \& \quad (P_i \notin F_j \cup F_k) \quad \& \quad (P_i \notin S^* \cup F)$.

V. Перевірка гіпотези «патч P_i містить відому текстуру T і цільовий об'єкт S^* ». За припущеннями «*» якщо ФЩР апроксимується сумішшю нормальних розподілів з достатньою точністю, відповідний патч P_i може містити а) декілька відомих текстур T , або б) текстуру(ри) T і цільовий об'єкт S^* . Випадок (а) перевіряє гіпотеза $H_0^{III} : P_i \in T_j \cup T_k$, отже, прийняття гіпотези H_0^{III} автоматично означає прийняття альтернативи H_1^V .

Із формули (1) випливає, що множина основних гіпотез $\{H_0^I, H_0^{II}, H_0^{III}, H_0^{IV}, H_0^V\}$ утворює повну групу подій.

В такому разі прийняття альтернатив ($H_1^I, H_1^{II}, H_1^{III}, H_1^{IV}$) автоматично означає прийняття основної гіпотези H_0^V .

Таким чином, немає необхідності у перевірці гіпотези H_0^V за допомогою порівняння деякої статистики з деяким порогом.

Глобальна гіпотеза.

Статистичні гіпотези $H_0^I, H_0^{II}, H_0^{III}, H_0^{IV}$, H_0^V є базовими гіпотезами, за допомогою яких виконується перевірка типу(ів) інформації, що міститься у патчі P_i . На їх основі можливо ввести гіпотези (логічні) другого рівня:

- головну гіпотезу H_0^* : «патч P_i містить цільовий об’єкт», і три альтернативи:
 - H_1^* : «патч P_i містить цільовий об’єкт з деякою ймовірністю» (меншою, ніж при прийнятті H_0^*);
 - H_2^* : «неможливо зробити висновок про тип інформації, яку містить патч P_i »;
 - H_3^* : «патч P_i не містить цільовий об’єкт».

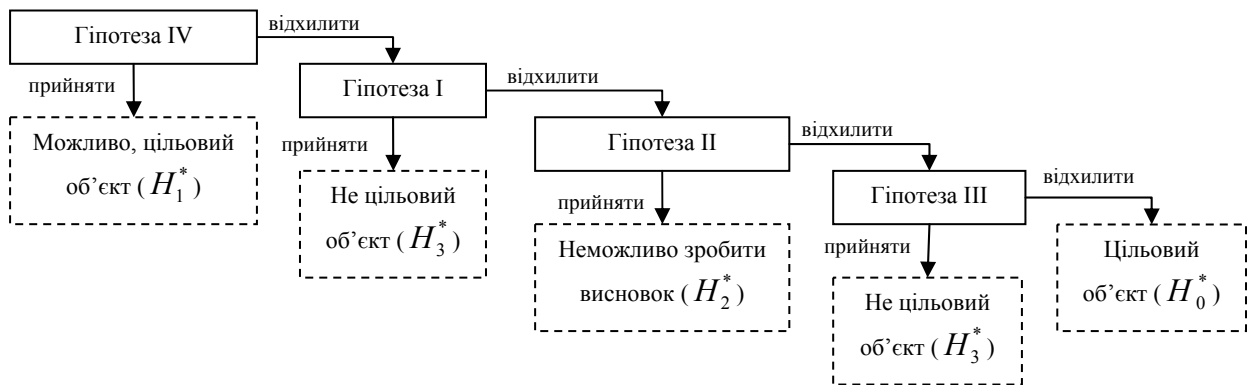


Рис. 2. Послідовність перевірки гіпотез $H_0^I, H_0^{II}, H_0^{III}, H_0^{IV}$ і відповідність між ними та гіпотезами $H_i^*, i = \overline{0,3}$

За визначенням текстури T мають малу варіабельність, тобто якщо розглядати ФЦР вибірки $\{\sigma(P_i); i = \overline{1, T}\}$ як суміш нормальних розподілів — що безпосередньо впливає з закону великих чисел, — природно вважати, що значення σ , які відповідають текстурам T , формують першу компоненту суміші з найменшою серед інших модою. З іншого боку, оцінити кількість мод на реальних зашумлених гістограмах h_σ (оцінках зазначеної ФЦР) складно, тому на практиці в даному випадку в якості параметричних характеристик h_σ доцільно використовувати m і σ апроксимуючого одномодального нормального розподілу. В такому разі поріг σ_I можливо обчислювати за формулою $\sigma_I = k_\alpha^{(I)} m(h_\sigma)$, де $k_\alpha^{(I)}$ задається з урахуванням помилки I роду α .

Особливості застосування базових гіпотез такі:

1. Враховуючи обчислювальну складність запропонованих процедур перевірки базових гіпотез при виконанні відповідної програмної реалізації, має сенс у першу чергу перевіряти H_0^{IV} як найшвидшу за часом виконання.

2. Перевірка гіпотез H_0^{II} і H_0^{III} крім власного статистичного критерію потребує прийняття альтернативи H_1^I , тому мають виконуватись після перевірки гіпотези H_0^I .

Послідовність перевірки базових гіпотез і відповідність між ними та гіпотезами другого рівня можна схематично зобразити у вигляді каскаду, наведеного на рис. 2.

Визначення порогових значень $\sigma_I, \Delta t, n_T, \sigma_{IV}^2$ виконують так.

Визначення σ_I . Даний поріг використовується для перевірки гіпотези $H_0^I : P_i \in T$.

Графічне зображення зазначеного викладення наведено на рис. рис. 3.

Визначення Δt . Даний поріг використовується для перевірки гіпотези $H_0^{II} : P_i \in F$.

За припущеннями «*» ФЦР фрагментів F або не є сумішшю нормальних розподілів, або найменшій відстань між модами не є значною.

З іншого боку, реальні гістограми — оцінки ФЦР містять шум, що чинить вплив на оцінки мод m_1 і m_2 .

Тому практично доцільно обирати порогове значення Δt з урахуванням правила $2\sigma, 3\sigma$ або, у загальному випадку, «правила $k_\alpha^{(II)}\sigma$ », де $k_\alpha^{(II)}$ задається з урахуванням помилки I роду α .

Визначення n_T . Мета даного порогу — оцінка частоти появи текстур T на всьому відео V .

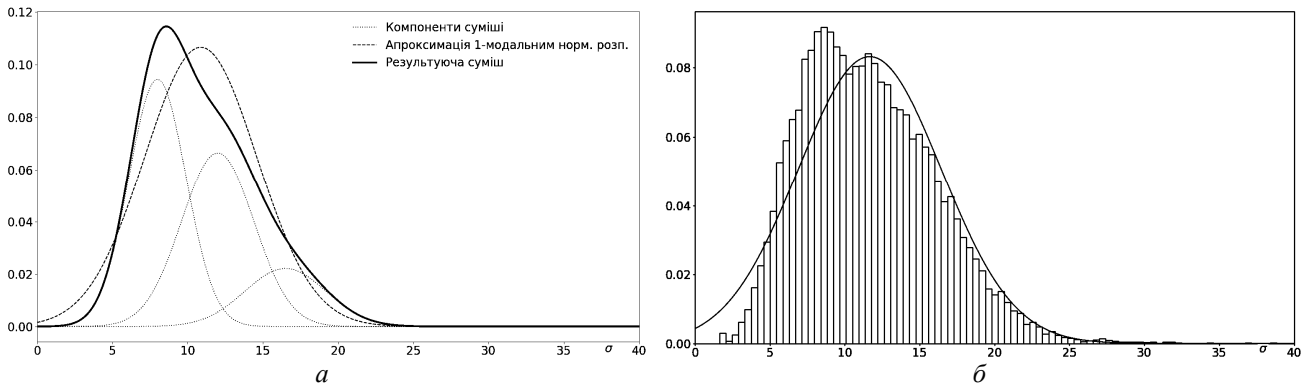


Рис. 3 Апроксимація одномодальним нормальним розподілом: a — суміші нормальних розподілів, b — гістограми, обчисленої на реальних відео

Під час перевірки гіпотези I зі знайдених текстур формується список P_T . Тоді поріг n_T можливо обчислювати як $n_T = q_\alpha \hat{f}_{\max}$, де \hat{f}_{\max} — максимальне значення у гістограмі, обчислений за вибіркою значень $\{m(P_i); P_i \in P_T\}$; коефіцієнт q_α , $0 < q_\alpha < 1$, задається з урахуванням помилки I роду α .

Визначення σ_{IV}^2 . Логічний зміст перевірки гіпотези IV — знаходження патчів зі значеннями σ , що значно перевищують середній рівень. В такому разі поріг σ_{IV}^2 можливо обчислювати за формулою $\sigma_{IV}^2 = \hat{F}_\alpha(\sigma^2)$, де $\hat{F}_\alpha(\sigma^2)$ — α -квантиль розподілу значень вибірки $\{\sigma^2(P_i); P_i \in P_T \cup P_F\}$, обчислений за емпіричною функцією розподілу

$\hat{F}(\sigma^2)$. Блок-схему метода, що пропонується, наведено на рис. 4.

Самонавчання методу. Згідно з працею [1] задача самонавчання полягає в автоматичному розбитті генеральної сукупності на класи на основі наявних даних за умови відсутності апріорної інформації про належність конкретних елементів до конкретних класів. У методі, що пропонується, розбиття на класи фактично виконується на основі статистичних критеріїв гіпотез $I-IV$.

Їх порогові значення обчислюються на основі списків P_T , P_F , які актуалізуються протягом роботи метода.

Таким чином даний метод належить до класу методів із самонавчанням.

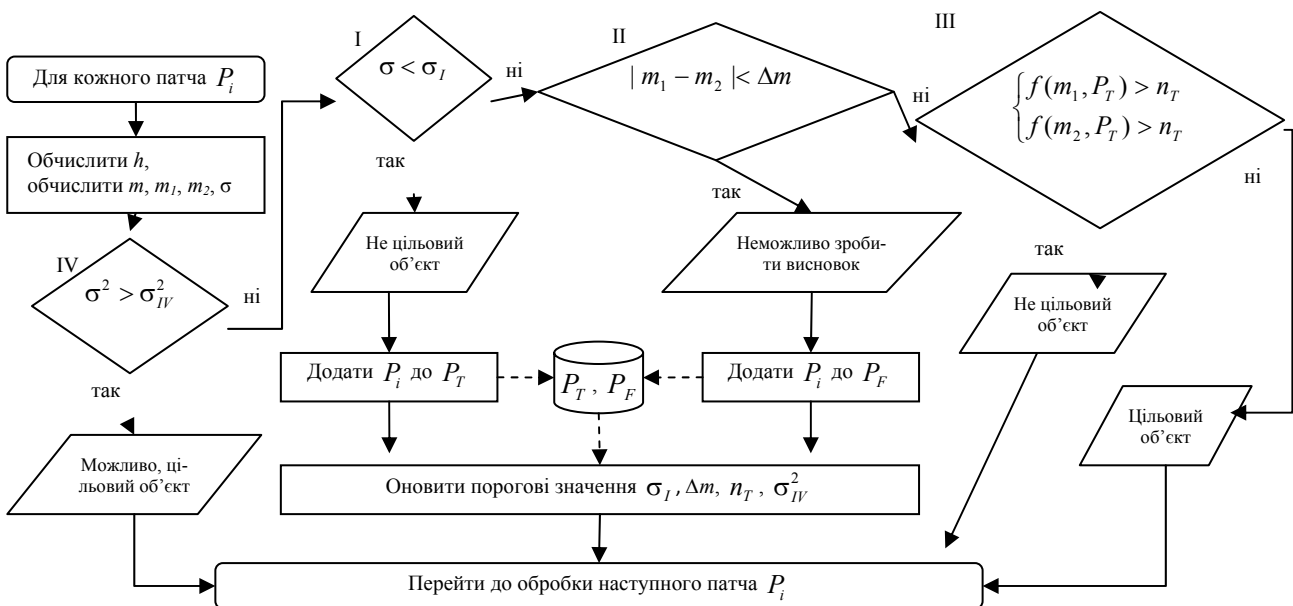


Рис. 4. Блок-схема метода, що пропонується

Апробація методу є одним із напрямків подальших досліджень. Що стосується спрощеного алгоритму пошуку [11], який є ядром програмної

реалізації [18], він є в цілому адекватним. Якість роботи достатньо висока: з 10 відеокадрів, що містять підозрілий об'єкт, на 8–9 кадрах він де-

тектується коректно. Кількість неправильних спрацювань (У середньому 3–4 на кадр) є прийнятною для використання алгоритму як частини автоматизованої системи (АС). Швидкість роботи (до 10 кадрів/с) може бути достатньою для деяких практичних задач, зокрема ПР і АПО.

Висновки

Сформульовано математичну постановку задачі пошуку підозрілих (цільових) об'єктів на відео з камери ЛА. На її основі розроблено відповідний метод. У процесі розробки було вирішено такі підзадачі:

1. Складено список ознак, що характеризують цільові об'єкти: такі об'єкти повинні виділятися на фоні і зустрічатись нечасто.

2. Складено апріорний алфавіт класів (ААК): текстури T , фрагменти F , цільові об'єкти S^* , їх попарні комбінації.

3. Розроблено апріорний словник ознак: гістограми $h(P_i)$.

4. Виконано розбиття апріорного простору ознак на області, що відповідають класам ААК: наведено відповідність між зазначеними класами та ФЦР, що їх характеризують.

5. Розроблено алгоритми розпізнавання для віднесення патчів P_i до конкретного класу ААК: статистичні гіпотези першого рівня $I-IV$.

6. Визначено робочий алфавіт класів: логічні гіпотези другого рівня H_i^* , $i = \overline{0;3}$. Визначено робочий словник ознак: обчислені по гістограмі h середні значення m , (або моди m_1, m_2), СКВ σ .

Реалізовано можливість самонавчання метода — шляхом оновлення порогових значень σ_I , Δm , n_T , σ_{IV}^2 у процесі роботи.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на вирішення наступних завдань:

7. Розробку критерію(їв) якості роботи метода й оптимізацію процесу його роботи. Враховуючи той факт, що метод розроблений з метою його використання в АС, дана задача фактично еквівалентна задачі інтеграції запропонованого метода у склад відповідної АС.

8. Оцінка значень критерію(їв) якості роботи метода, наприклад, шляхом тестування на наборі розмічених відео. Окремою підзадачею п. 7 можна виділити питання програмної реалізації запропонованого метода, зокрема з урахуванням рекомендацій з [22-23].

ЛІТЕРАТУРА

1. Горелик А. Л. Методы распознавания: учеб. пособие. 2-е изд. / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин. — М. : Высш. школа, 1984. — 208 с.

2. Viola P., Jones M. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. In: Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001). IEEE, Kauai, HI, USA (2001). doi:10.1109/CVPR.2001.990517

3. Viola P., Jones M. Robust Real-Time Face Detection. International Journal of Computer Vision 2(57), pp. 137–154 (2004). doi:10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb

4. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E.: Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In: Advances in neural information processing systems, pp. 1097–1105. NIPS, Lake Tahoe, Nevada, USA (2012). doi:10.1145/3065386

5. Accelerating Very Deep Convolutional Networks for Classification and Detection [електронний ресурс] // <https://arxiv.org/abs/1505.06798>

6. Accelerating Convolutional Neural Networks on Raspberry Pi [Електронний ресурс] // <http://cv-tricks.com/artificial-intelligence/deep-learning/accelerating-convolutional-neural-networks-on-raspberry-pi/>

7. Massimo Piccardi. Background subtraction techniques: a review / Massimo Piccardi // 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. — October 2004. — P. 3099—3104.

8. Aniket Bhondave et al. Suspicious Object Detection Using Back-Tracing Technique / Aniket Bhondave, Bhagyawant Biradar, Vishal Suryavanshi, Harshal Nakil // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. — January 2016. — Vol. 5, issue 1. — P. 406–408.

9. Suspicious Object Detection and Tracking [Електронний ресурс] // [http://www.spit.ac.in/wp-content/uploads/profktalele/project/2009-10/\(4\)Suspicious%20Object%20Recognition/report%20Suspicious_Object_Detection.pdf](http://www.spit.ac.in/wp-content/uploads/profktalele/project/2009-10/(4)Suspicious%20Object%20Recognition/report%20Suspicious_Object_Detection.pdf)

10. Roberto Brunelli. Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice / Roberto Brunelli. — Chichester: Wiley, 2009. — 338 p.

11. Чирков А. В. Пошук підозрілих об'єктів на відео з камери безпілотної літальної апарату на основі аналізу гістограм / А. В. Чирков // Проблеми створення, випробування, застосування та експлуатації складних інформаційних систем: збірник наукових праць. — 2016. — №13. — С. 126–135.

12. John Canny. A Computational Approach to Edge Detection / John Canny // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1986. — vol. PAMI-8, no. 6. — P. 679–698.

13. Грузман И. С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И. С. Грузман, В. С. Киричук, В. П. Косых и др. — Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. — 352 с.

14. Papic V., Turic H., Dujmic H. Two-stage segmentation for detection of suspicious objects in aerial and long-range surveillance applications. In:

10th WSEAS International Conference on Automation & Information, pp. 1–5, WSEAS, Athens, Greece (2009).

15. **Васильева И. К.** Методы распознавания образов: учеб. пособие по лабораторному практикуму / И. К. Васильева, П. Е. Ельцов. — Х. : Нац. аэрокосм. ун-т «ХАИ», 2008. — 56 с.

16. Статистические методы распознавания образов [Электронный ресурс] // <http://yury.name/modern/07modernnote.pdf>.

17. **Prystavka Philip.** The Mathematical Foundations of Foreign Object Recognition in the Video from Unmanned Aircraft / Philip Prystavka, Anastasia Rogatyuk // Proceedings of the National Aviation University. — 2015. — №3(64). — P. 133-139. doi:10.18372/2306-1472.64.9048.

18. **Приставка П. О.** Экспериментальный зриск автоматизованої системи пошуку підозрілих об'єктів на відео з безпілотного повітряного судна / П. О. Приставка, В. І. Сорокопуд, А. В. Чирков // Системи озброєння і військова техніка. — 2017. — №2(50). — С. 26–32.

19. Новейшие методы обработки изображений / под ред. А. А. Потапова. — М. : Физматлит, 2008. — 496 с.

20. **Приставка А. Ф.** Смеси и сплайн-распределения на неоднородных нормальных пространствах / А. Ф. Приставка, О. В. Райко. — Д. : ДГУ, 1987. — 233 с.

21. **Руренко В. Л.** Евристичний алгоритм розділення сумішей двох нормальних розподілів / В. Л. Руренко, А. В. Чирков // Проблеми та перспективи розвитку авіації та космонавтики: тези доп. V Всеукр. наук.-практ. конф., м. Київ, 29–30 листопада 2016 р., Національний авіац. ун-т. — К. : НАУ, 2016.

22. **Чирков А. В.** Методика реалізації програмних рішень для обробки даних на борту безпілотного літального апарату / А. В. Чирков // Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем: тези доп. XIII міжнар. наук.-практ. конф., Дніпропетровськ, 18–20 листопада 2015 р., Дн-вський національний ун-т ім. Олеся Гончара. — Д. : ДНУ, 2015. — С. 245–246.

23. **Сорокопуд В. І.** Аналіз швидкодії алгоритму обробки потокового відео в залежності від способу реалізації / В. І. Сорокопуд, А. В. Чирков // ПОЛІТ. Сучасні проблеми науки. Інформац.-діагн. с-ми: тези доп. XVII міжнар. наук.-практ. конф. Київ, 5–7 квітня 2017 р., Національний авіац. ун-т. — К. : НАУ, 2017. — С. 55.

Чирков А. В., Приставка П. О.

МЕТОД ПОШУКУ ПІДОЗРІЛИХ ОБ'ЄКТІВ НА ВІДЕО З КАМЕРИ ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТА НА ОСНОВІ ГІСТОГРАМНИХ ОЦІНОК

Проблема пошуку конкретних об'єктів на відео, яка виникає в деяких практичних задачах, вирішується відомими методами за наявності бази еталонних зображень. За умови відсутності такої бази можливо виконувати пошук підозрілих об'єктів за допомогою евристичних підходів. Але такі підходи не є швидкими і тому не можуть застосовуватись у системах реального часу. В даній публікації пропонується метод пошуку цільових (підозрілих) об'єктів на відео з камери літального апарату на основі гістограмних оцінок, який має достатню для використання в системах реального часу швидкість роботи.

Ключові слова: пошук об'єктів; літальний апарат; гістограма оцінка; статистичні методи розпізнавання.

Chyrkov A., Prystavka P.

METHOD FOR SUSPICIOUS OBJECT SEARCH IN VIDEO FROM AN AIRCRAFT CAMERA BASED ON HISTOGRAM ANALYSIS

A problem of particular object search on video which arises in some practical tasks can be solved by known methods if a sample image database is available. In case of its absence it is possible to find suspicious objects by heuristic approaches. But such approaches are not fast enough, thus they cannot be used in real-time systems. We propose a histogram-based method for target (suspicious) object search in video from an aircraft camera which is appropriate for usage in real-time systems.

Keywords: object search; aircraft; histogram analysis; statistical recognition method.

Чирков А. В., Приставка Ф. А.

МЕТОД ПОИСКА ПОДОЗРИТЕЛЬНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ВИДЕО С КАМЕРЫ ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА НА ОСНОВЕ ГИСТОГРАММНЫХ ОЦЕНОК

Проблема поиска конкретных объектов на видео, возникающая в некоторых практических задачах, решается при помощи известных методов при наличии базы эталонных изображений. В случае отсутствия такой базы возможен поиск подозрительных объектов при помощи эвристических подходов. Но такие подходы не являются быстрыми и потому не могут быть применены в системах реального времени. В данной публикации предлагается метод поиска целевых (подозрительных) объектов на видео с камеры летательного аппарата на основе гистограммных оценок, имеющий достаточную для использования в системах реального времени скорость работы.

Ключевые слова: поиск объектов; летательный аппарат; гистограммная оценка; статистические методы распознавания.

Стаття надійшла до редакції 28.03.2018 р.

Прийнято до друку 04.06.2018 р.

Рецензент — д-р техн. наук, проф. Павленко П. М.