УДК 004.932:519.246.8:519.233
DOI https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/11

Соколов К.А.
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Жук С.Я.
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

АДАПТИВНИЙ АЛГОРИТМ КОРЕЛЯЦІЙНОГО СТЕЖЕННЯ ЗА МАЛОРОЗМІРНИМ БПЛА

Стаття присвячена тематиці детектування та відслідковування об'єктів на відео з використанням кореляційного методу. В роботі розроблено адаптивний алгоритм стеження за маневруючим малорозмірним БПЛА, який використовує кореляційний метод виявлення, що дозволяє ефективно супроводити об'єкт при наявності некорельованого просторового шуму, і розрізняти різни види його руху. У статті розглянуто синтез адаптивних алгоритмів оцінювання параметрів руху об'єкту, використано математичний апарат змішаних марківських процесів в дискретному часі. У статті розкритий оптимальний алгоритм адаптивної фільтрації, який є рекурентним та описує еволюцію апостеріорної щільності ймовірності розширеного змішаного марківського процесу, що включає неперервнозначний вектор параметрів руху БПЛА та змінну перемикання, що характеризує вид його руху. Авторами показано що оптимальний пристрій, який реалізує алгоритм, є багатоканальним і відноситься до класу пристроїв із зворотними зв'язками між каналами. У роботі також наведений квазіоптимальний алгоритм адаптивної фільтрації отриманий методом гаусівської апроксимації умовних апостеріорних щільностей ймовірностей неперервного компоненту. Розкрито, що оцінювання параметрів руху за осями системи координат матриці камери виконується адаптивними фільтрами третього порядку, які пов'язані між собою спільним блоком обрахунку апостеріорних ймовірностей типів руху об'єкту. Показано, що отриманий фільтр адаптується до динаміки руху БПЛА, що дозволяє підвищити точність прогнозування на ділянках майже рівномірного руху і зависання та формувати строби супроводу адекватно поточній ситуації. У статті продемонстровано, що виявлення об'єкту у стробі супроводу виконується способом порівняння глобального екстремуму нормованої взаємної кореляційної функції еталонного и поточного зображення із заданим пороговим значенням. Наведено викладки щодо невиявлення об'єкту та зазначені дії у випадку прийняття рішення про зрив супроводу. Аналіз розробленого адаптивного алгоритму кореляційного стеження було проведено шляхом статистичного моделювання. Авторами описана модель руху БПЛА, яка враховує три основних види руху: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром. Проаналізовано та наведено точносні характеристики прогнозування і оцінювання параметрів руху об'єкту, а також ймовірностей розпізнавання різних типів його руху. У заключенні роботи було розраховано ймовірності зриву та хибного супроводу об'єкту при різних відношеннях сигнал-шум.

Ключові слова: *параметри руху, змішаний марківський процес, змінна перемикання, апостеріорна щільність ймовірності, оцінювання, прогнозування, взаємна кореляційна функція, строб супроводу, точносні характеристики, ймовірність зриву.*

Постановка проблеми. Широке використання на практиці при супроводі рухомих розподілених об'єктів у широкопольних і вузькопольних системах відеоспостереження (СВ) знаходять методи, що засновані на алгоритмах кореляційного пошуку і калманівської фільтрації [1, 2].

Теоретичною підставою застосування кореляційного методу є його строга оптимальність для виявлення детермінованого сигналу у білому шумі із гаусівським розподілом яскравості [3]. Серед кількох різновидів на практиці найбільше поширення набув кореляційний алгоритм на основі нормованої взаємної кореляційної функції, який є нечутливим до відмінностей в загальній яскравості зображень [4]. Також реалізація кореляційного методу в спектральній області з використанням швидкого перетворення Фур'є дозволяє значно скоротити обчислювальні витрати при їх реалізації [5, 6].

Доповнення кореляційних алгоритмів стеження алгоритмом калманівської фільтрації дозволяє оці-

нювати параметри руху об'єкту і забезпечувати більш точне прогнозування його положення на поточному кадрі [7]. Однак разом із зазначеними перевагами, фільтру Калмана притаманний і серйозний недолік, який отримав назву розбіжність, що проявляється в значному перевищенні дисперсії або математичного очікування фактичних помилок оцінювання відносно дисперсії помилок оцінювання, розрахованих фільтром [1]. Основними причинами розбіжності є неточність задачі моделей процесу, що підлягають фільтрації.

Сучасні малорозмірні БПЛА (МБПЛА) знайшли широке застосування в багатьох галузях [8, 9]. Вони є швидкісними об'єктами, які можуть виконувати рух з різними видами маневрів, що для спостерігача є невідомими [10, 11]. При відсутності повної апріорної інформації про модель руху об'єкта та рівняння спостереження, алгоритми траєкторної фільтрації на основі фільтра Калмана часто є розбіжними.

Тому розробка більш досконалих алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів руху маневруючого МБПЛА з використанням кореляційного методу співставлення зображень є актуальною задачею.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Загальні підходи до детектування та відслідковування об'єктів на послідовностях зображень наведені у роботах [10, 12, 13]. Детальний розгляд актуальних досліджень з використанням кореляційного підходу та синтезу фільтрів із застосуванням сучасних методів відображені у роботах [14–18]. Математичні викладки та формули подаються з використанням класичних фундаментальних робіт [1, 6, 19, 20]. Основні дослідження методів відслідковування малорозмірних об'єктів у складних умовах розглянуті у роботах [11, 21, 22]. Розрахунки моделювання та програмування алгоритмів у середовищі математичного моделювання та програмування MATLAB опираються на сучасні праці [23, 24, 24]. Дане дослідження є розвитком та доповненням ідей авторів викладених у працях [2, 7, 13, 25].

Постановка завдання. Метою статті є розробка адаптивного алгоритму кореляційного стеження за МБПЛА за даними СВ шляхом синтезу оптимального і квазіоптимального алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів його руху

Виклад основного матеріалу. Математичні моделі руху маневруючого МБПЛА і спостереження

Першочерговим кроком при синтезі запропонованих алгоритмів є створення моделі спостереження. На рис. 1 представлено об'єкт, як сукупність зв'язаних точок з центром «тяжіння» (χ, μ) в прямокутній системі координат (СК) матриці камери ХМ у пікселях. Тоді прямокутне вікно, в яку вписується об'єкт будемо вважати моделлю останнього. В кореляційних алгоритмах зразок об'єкту у прямокутному вікні називається еталонним зображенням. Еталон визначається на попередніх кроках роботи алгоритму стеження, що являє собою елемент навчання кореляційного алгоритму [16, 17].

До основних задач слідкування входить формування стробу, як ділянки у якій об'єкт знаходиться з високою імовірністю. Простір стробу є прямокутним вікном, розміри якого визначаються у відповідності до ймовірності потрапляння об'єкту в цю область. Центр стробу виставляється згідно з прогнозованою точкою положення об'єкту на поточному кадрі, що в свою чергу співпадає з координатами центру χ_e, μ_e, еталонного зображення (рис. 1).

Задля визначення зсуву зображення об'єкту відносно еталону застосовується кореляційний алгоритм. Проводиться розрахунок взаємної кореляційної функції еталона з фрагментом поточного зображення у стробі. Розташування глобального максимуму кореляційної функції характеризує зсув зображення об'єкту $(\Delta\chi_M, \Delta\mu_M)$ відносно еталону. Під дією впливу шуму, завад, фону, зміни розмірів та геометричної форми об'єкту зсув об'єкту $(\Delta\chi_M, \Delta\mu_M)$ визначається з певною похибкою [2].

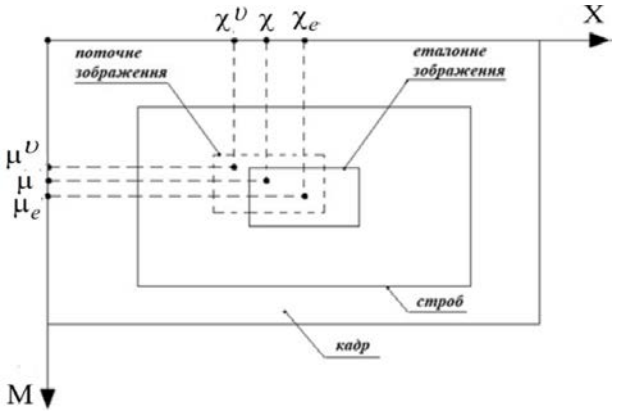


Рис. 1. Ілюстрація стробу, еталонного та поточного зображення

Розрахований зсув центру зображення об'єкту відносно центру стробу на *k*-му кроці описуються формулами:

$$\begin{aligned} \Delta\chi^{\upsilon}(k) &= \Delta\chi(k) + \upsilon_{\chi}(k); \\ \Delta\mu^{\upsilon}(k) &= \Delta\mu(k) + \upsilon_{\mu}(k), \end{aligned} \qquad (1)$$

де $\Delta\chi^{\upsilon}(k)$, $\Delta\mu^{\upsilon}(k)$ – розраховані зсуви центру об'єкту відносно центру еталону на k-тому кроці; $\Delta\chi(k)$, $\Delta\mu(k)$ – істинні зсуви центру об'єкту спостереження відносно еталону на k-му кроці; $\upsilon_{\chi}(k)$, $\upsilon_{\mu}(k)$ – похибки вимірювання зсуву центру об'єкта відносно еталону на k-му кроці, котрі є гаусівськими з нульовим математичним очікуванням і кореляційною матрицею $\boldsymbol{R}(k)$.

Траєкторія маневруючого МБПЛА в СК матриці камери описується моделлю у вигляді дискретної стохастичної динамічної системи з випадковою структурою [1, 26]:

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{F}_j\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{G}_j\acute{\mathbf{E}}(k), j = \overline{1,M}, \qquad (2)$$

Остання включає три типи руху M=3: зависання $j=1$, майже рівномірний рух $j=2$, рух з маневром $j=3$; $\boldsymbol{u}^T(k) = \left(\chi(k), \dot{\chi}(k), \chi(k), \mu(k), \dot{\mu}(k), \mu(k)\right)$ – вектор стану, до складу якого входять координати і швидкості зміни положення та прискорення по відповідних осях піксельної СК нм; $\acute{\boldsymbol{E}}(k)$ – шум збудження з одиничною кореляційною матрицею. Матриці у складі моделі руху (2) мають вигляд [1].

$$\mathbf{F}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_j^b & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_j^b \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_j^b & 0 \\ 0 & \mathbf{G}_j^b \end{bmatrix},$$

де $\mathbf{F}_j, \mathbf{G}_j, j = \overline{1,3}$ наступні

$$\boldsymbol{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{F}_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{F}_3 = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{G}_1 = \begin{bmatrix} a_{1P} \cdot T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{G}_2 = \begin{bmatrix} \frac{a_{2P} \cdot T^2}{2} \\ a_2 \cdot T \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{G}_3 = \begin{bmatrix} \frac{a_{3P} \cdot T^3}{6} \\ \frac{a_3 \cdot T^2}{2} \\ a_3 \cdot T \end{bmatrix};$$

a_{1P}, a_{2P}, a_{3P} – СКВ випадкових флуктуацій швидкості, прискорення і швидкості зміни прискорення МБПЛА для кожного типу руху, відповідно в системі координат матриці камери; T − темп надходження даних.

Типи структури моделі руху об'єкту (3.2), відповідно до певного виду маневру описується з використанням змінної перемикання $a_j(k)$, $j = \overline{1,M}$. Остання відноситься до класу ланцюгів Маркова [26] із матрицею вірогідності переходів $\Pi_{ij}(k,k-1)$ та початковими вірогідностями $p_i(0), j, j = \overline{1,M}$, це дає можливість врахувати переходи між різними видами маневру об'єкту в випадкові моменті часу.

З врахуванням моделі руху (2), рівняння спостереження МБПЛА на поточному кадрі мають наступний вигляд:

$$\begin{aligned} \chi^{\upsilon}(k) &= \chi_e(k) + "\chi^{\upsilon}(k) = \chi_e(k) + "\chi(k) + v_{\chi}(k) = \chi(k) + v_{\chi}(k); \\ \mu^{\upsilon}(k) &= \mu_e(k) + "\mu^{\upsilon}(k) = \mu_e(k) + "\mu(k) + v_{\mu}(k) = \mu(k) + v_{\mu}(k), \end{aligned} \qquad (3)$$

де $\chi^{\upsilon}(k)$, $\mu^{\upsilon}(k)$ – отримані координати об'єкта в прямокутній СК.

Перепишемо рівняння спостереження (3) у векторно-матричній формі:

$$\mathbf{u}^{\upsilon}(k) = \mathbf{H}\mathbf{u}(k) + \upsilon(k), \qquad (4)$$

де $\boldsymbol{u}^{\upsilon}(k) = (\chi^{\upsilon}(k), \mu^{\upsilon}(k))^T$ – вектор спостереження, що включає виміряні координати об'єкту в прямокутній СК; $\upsilon_M(k) = \left(v_{\chi}(k), v_{\mu}(k)\right)$ – вектор похибок вимірювання з кореляційною матрицею $\boldsymbol{R}(k)$, що має вигляд:

$$\mathbf{R}(k) = \begin{bmatrix} \sigma_{\chi}^2(k) & \sigma_{\chi\mu}^2(k) \\ \sigma_{\chi\mu}^2(k) & \sigma_{\mu}^2(k) \end{bmatrix};$$

$\boldsymbol{H}$ – матриця спостереження, що має вигляд:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Тобто, задача оцінювання параметрів руху МБПЛА, який є розподіленим об'єктом, співставна до задачі оцінювання параметрів руху точкового об'єкту, де точкою є центр «тяжіння» прямокутного вікна, у яке вписаний об'єкт.

Розробка адаптивного алгоритму кореляційного стеження за малрозмірним БПЛА

З метою розробки адаптивного алгоритму кореляційного стеження за МБПЛА за даними СВ виконаємо синтез оптимального і квазіоптимального алгоритмів адаптивного оцінювання параметрів його руху.

Оптимальне вирішення задачі оцінювання, полягає у визначенні апостеріорної щільності ймовірності (ЩЙ) процесу, що підлягає оцінюванню. Щоб вирішити це завдання введемо до розгляду спільну апостеріорну ЩЙ $W\left(\boldsymbol{u}(k), a_j(k)\right) = P\left(\boldsymbol{u}(k), a_j(k) / \boldsymbol{U}_M(k)\right)$, де $\boldsymbol{U}_M(k) = \boldsymbol{u}_M(k), ..., \boldsymbol{u}_M(1)$ – послідовність вимірювань. При цьому розширений процес $\left(\boldsymbol{u}(k), a_j(k)\right)$ відноситься до класу змішаних марківських процесів в дискретному часі [1, 26]. Використовуючи марківську властивість спільна апостеріорна ЩЙ $W\left(u(k), a_j(k)\right)$ розраховується рекурентно на основі рівняння:

$$\begin{aligned} W\left(\mathbf{u}(k), a_j(k)\right) &= P\left(\mathbf{u}_M(k) / \mathbf{u}(k), a_j(k)\right) \times \\ \times \sum_{i=1}^{M} \Pi_{ij}(k,k-1) &\int_{-\infty}^{\infty} \left(\mathbf{u}(k) / \mathbf{u}(k-1), a_j(k)\right) \times \\ \times W\left(\mathbf{u}(k-1), a_i(k-1)\right) &d\mathbf{u}(k-1) / P\left(\mathbf{u}_M(k) / \mathbf{U}_M(k-1)\right), \end{aligned} \qquad (5)$$

де $\Pi\left(\boldsymbol{u}(k) / \boldsymbol{u}(k-1), a_j(k)\right)$ – умовна щільність ймовірності, яка визначається на підставі рів-

няння (2); $P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/\boldsymbol{u}(k),a_j(k)\right)$ – однокрокова функція правдоподібності, що визначається на основі рівняння (4). Початкові умови мають вигляд: $W\left(\boldsymbol{u}(0),a_i(0)\right)=P\left(\boldsymbol{u}(0)\right)p_i(0), i=\overline{1,M}$.

Використовуючи теорему множення ймовірностей оптимальний алгоритм виразу (5), можна записати у вигляді системи рекурентних рівнянь [25]:

$$W_j^*(k)=\sum_{i=1}^{M}{}_{ij}(k,k-1)W_i(k-1); \quad (6)$$

$$W_j^*(\mathbf{u}(k))=\sum_{i=1}^{M}{}_{ij}(k,k-1)W_i(k-1)\int_{-\infty}^{\infty}\left(\mathbf{u}(k)/\mathbf{u}(k-1),a_j(k)\right)\times \times\boldsymbol{W}_i(\mathbf{u}(k-1))d\mathbf{u}(k-1)/W_j^*(k); \quad (7)$$

$$W_j\left(\boldsymbol{u}(k)\right)=P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/\boldsymbol{u}(k),a_j(k)\right)W_j^*\left(\boldsymbol{u}(k)\right)/ /P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/a_j(k),\boldsymbol{U}_M(k-1)\right); \quad (8)$$

$$W_j(k)=P\left(\mathbf{u}_M(k)/a_j(k),\mathbf{U}_M(k-1)\right)W_j^*(k)/ /P\left(\mathbf{u}_M(k)/\mathbf{U}_M(k-1)\right), \quad (9)$$

де $W_j^*\left(\boldsymbol{u}(k)\right)=P\left(\boldsymbol{u}(k)/a_j(k),\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)$, $W_j\left(\boldsymbol{u}(k)\right)=P\left(\boldsymbol{u}(k)/a_j(k),\boldsymbol{U}_M(k)\right)$ – умовні екстрапольована та апостеріона ЩЙ неперервного компоненту $u(k)$ за умови $a_j(k)$; $W_j^*(k)=P\left(a_j(k)/\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)$, $W_j(k)=P\left(a_j(k)/\boldsymbol{U}_M(k)\right)$ – екстрапольована та апостеріорна ймовірності дискретного компонента $a_j(k)$; $P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/a_j(k),\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)$ – умовна ЩЙ, що визначається за допомогою формули:

$$P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/a_j(k),\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)= =\int_{\infty}^{\infty}P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/\boldsymbol{u}(k),a_j(k)\right)W_j^*\left(\boldsymbol{u}(k)\right);$$

де $P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)$ – умовна ЩЙ, яка обчислюється виразом:

$$P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)= =\sum_{i=1}^{M}P\left(\boldsymbol{u}_M(k)/a_j(k),\boldsymbol{U}_M(k-1)\right)W_j^*(k).$$

Синтезований алгоритм оцінювання (6)–(9) є нелінійним. Рівняння (6), (9) використовується для розрахунку екстрапольованих $W_j^*(k)$ та апостеріорних $W_j(k)$ ймовірностей дискретного компоненту $a_j(k)$. Рівняння (7), (8) використовуються для розрахунку умовних екстрапольованих $W_j^*\left(\boldsymbol{u}(k)\right)$ та апостеріорних $W_j\left(\boldsymbol{u}(k)\right)$ ЩЙ неперервного компонента $\boldsymbol{u}(k)$. Особливістю синтезованого алгоритму є неперервна зв'язаність рівнянь оцінювання та екстраполяції дискретного та неперервного компонентів між собою. Проте, інтегрування багатомірних щільностей ймовірності призводить до зростання обчислювальних витрат.

Для синтезу **квазіоптимального алгоритму** використаємо метод гаусівської аппроксимації умовних апостеріорних щільностей ймовірностей $W_j^*\left(\boldsymbol{u}(k)\right)$, $W_j\left(\boldsymbol{u}(k)\right)$.

На практиці, нехтуючи взаємною кореляцією $\sigma_{\chi\mu}^2(k)$ помилок вимірювання $v_\chi(k)$, $v_\mu(k)$, яка часто є невідомою, можна не тільки спростити алгоритм, а також зменшити обчислювальні витрати. Виконавши заміну операцій над щільностями ймовірності в оптимальному алгоритмі оцінювання (6)–(9) на розрахунок їх математичних очікувань та кореляційних матриць, а також покладаючи взаємну кореляцією $\sigma_{\chi\mu}^2(k)$ рівною нулю, можна показати, що квазіоптимальний алгоритм оцінювання параметрів руху МБПЛА на послідовності зображень розбивається на складові. До них входять:

– оцінювання параметрів руху МБПЛА по осі X

$$\boldsymbol{\chi}_j^*(k)=\textstyle\sum_{i=1}^{M}\Pi_{ij}(k,k-1)W_i(k-1)\mathbf{F}_j\hat{\boldsymbol{\chi}}_i(k-1)/W_j^*(k); \quad (10)$$

$$\boldsymbol{P}_{\chi j}^*(k)=\textstyle\sum_{i=1}^{M}\{\boldsymbol{F}_j^b\hat{\boldsymbol{P}}_{\chi i}(k-1)\boldsymbol{F}_j^{bT}+\boldsymbol{G}_j^b\boldsymbol{G}_j^{bT}(k)+ +(\mathbf{F}_j^b\hat{\boldsymbol{\chi}}_i(k-1)-\boldsymbol{\chi}_j^*(k))(\mathbf{F}_j^b\hat{\boldsymbol{\chi}}_i(k-1)-\boldsymbol{\chi}_j^*(k))^T\}\times \times\Pi_{ij}(k,k-1)W_i(k-1)/W_j^*(k); \quad (11)$$

$$\hat{\boldsymbol{\chi}}_j(k)=\boldsymbol{\chi}_j^*(k)+\mathbf{K}_{\chi j}(k)(\chi_{\text{м}}(k)-\mathbf{H}\boldsymbol{\chi}_j^*(k)); \quad (12)$$

$$\mathbf{K}_{\chi j}(k)=\mathbf{P}_{\chi j}^*(k)\mathbf{H}^{bT}(\mathbf{H}^b\mathbf{P}_{\chi j}^*(k)\mathbf{H}^{bT}+\sigma_\chi^2(k))^{-1}; \quad (13)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\chi j}(k)=\mathbf{P}_{\chi j}^*(k)-\mathbf{K}_{\chi j}(k)\mathbf{H}^b\mathbf{P}_{\chi j}^*(k) \quad (14)$$

де $\chi_j^*(k),\hat{\boldsymbol{\chi}}_j(k),\boldsymbol{P}_{\chi j}^*(k),\hat{\boldsymbol{P}}_{\chi j}(k)$ – математичні очікування та кореляційні матриці умовних екстрапольованих $W_j^*\left(\boldsymbol{\zeta}(k)\right)$ та апостеріорної $W_j\left(\boldsymbol{\zeta}(k)\right)$ щільності ймовірності $j=\overline{1,M}$; $\boldsymbol{K}_{\chi j}(k)$ – коефіцієнт посилення j-го канала квазіоптимального пристрою $j=\overline{1,M}$; $\boldsymbol{\zeta}(k)=(\chi(k),\dot{\chi}(k),\chi(k))^T$ – вектор стану, що включає координати положення, швидкості зміни положення і прискорення по осі X; $\boldsymbol{H}^b=[1\ \ 0\ \ 0]$ – відомий вектор-рядок.

– Оцінювання параметрів руху МБПЛА по осі M

$$\boldsymbol{\mu}_j^*(k)=\textstyle\sum_{i=1}^{M}\Pi_{ij}(k,k-1)W_i(k-1)\mathbf{F}_j^b\hat{\boldsymbol{\mu}}_i(k-1)/W_j^*(k); \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{\mu j}^*(k)=\textstyle\sum_{i=1}^{M}\{\mathbf{F}_j^b\hat{\mathbf{P}}_{\mu i}(k-1)\mathbf{F}_j^{bT}+\mathbf{G}_j^b\mathbf{G}_j^{bT}(k)+ +(\mathbf{F}_j^b\hat{\boldsymbol{\mu}}_i(k-1)-\boldsymbol{\mu}_j^*(k))(\mathbf{F}_j^b\hat{\boldsymbol{\mu}}_i(k-1)-\boldsymbol{\mu}_j^*(k))^T\}\times \times\Pi_{ij}(k,k-1)W_i(k-1)/W_j^*(k); \quad (16)$$

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_j(k)=\boldsymbol{\mu}_j^*(k)+\mathbf{K}_{\mu j}(k)(\mu_{\text{м}}(k)-\mathbf{H}\boldsymbol{\mu}_j^*(k)); \quad (17)$$

$$\mathbf{K}_{\mu j}(k)=\mathbf{P}_{\mu j}^*(k)\mathbf{H}^{bT}(\mathbf{H}^b\mathbf{P}_{\mu j}^*(k)\mathbf{H}^{bT}+\sigma_\mu^2(k))^{-1}; \quad (18)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{\mu j}(k)=\mathbf{P}_{\mu j}^*(k)-\mathbf{K}_{\mu j}(k)\mathbf{H}^b\mathbf{P}_{\mu j}^*(k) \quad (19)$$

де $\boldsymbol{\mu}_j^*(k),\hat{\boldsymbol{\mu}}_j(k),\boldsymbol{P}_{\mu j}^*(k),\hat{\boldsymbol{P}}_{\mu j}(k)$ – математичні очікування та кореляційні матриці умовних екстрапольованих $W_j^*\left(\mu(k)\right)$ та апостеріорної $W_j\left(\mu(k)\right)$ щільності ймовірності $j=\overline{1,M}$; $\boldsymbol{K}_{\mu j}(k)$ – коефіцієнт посилення j-го канала квазіоптимального пристрою $j=\overline{1,M}$; $\mu(k)=(\mu(k),\dot{\mu}(k),\mu(k))^T$ – вектор стану, що включає координати положення, швидкості зміни положення і прискорення по осі M.

– Розрахунок апостеріорних ймовірностей типів руху об'єкта

$$W_j^*(k) = \sum_{i=1}^{M} {}_{ij}(k, k-1) W_i(k-1); \qquad (20)$$

$$W_j(k) = \mathbf{P}\left(\mathbf{u}^{\upsilon} / a_j(k), \check{\mathbf{z}}(k-1)\right) W_j^*(k) / \mathbf{P}\left(\text{¾}(k) / \check{\mathbf{z}}(k-1)\right), \qquad (21)$$

де $P\left(\boldsymbol{u}^{\upsilon}(k) / a_j(k), \check{\boldsymbol{z}}(k-1)\right) =$

$= P\left(\chi^{\upsilon}(k) / a_j(k), U_{\chi}^{\upsilon}(k-1)\right) P\left(\mu^{\upsilon}(k) / a_j(k), U_{\mu}^{\upsilon}(k-1)\right)$ – є добутком гаусівських щільностей ймовірності

$$P\left(\chi_M(k) / a_j(k), \Xi_{\chi}(k-1)\right) =$$

$= N\left(\boldsymbol{H}^b \hat{\boldsymbol{C}}_j^*(k), D_{\chi j}(k)\right)$, $P\left(\mu_M(k) / a_j(k), \Xi_{\mu}(k-1)\right) =$

$N\left(\boldsymbol{H}^b \text{¼}_j^*(k), D_{\mu j}(k)\right)$; $D_{\chi j}(k), D_{\mu j}(k)$ – визначаються за формулами:

$$D_{\chi j}(k) = \mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\chi j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} + \sigma_{\chi}^2(k); \qquad (22)$$

$$D_{\mu j}(k) = \mathbf{H}^b \mathbf{P}_{\mu j}^*(k) \mathbf{H}^{bT} + \sigma_{\mu}^2(k). \qquad (23)$$

Отже, адаптивний фільтр складається з двох адаптивних фільтрів третього порядку, які мають спільний блок розрахунку апостеріорних ймовірностей типів руху об'єкту.

Отриманий квазіоптимальний адаптивний алгоритм оцінювання дає можливість виконати оптимізацію розмірів стробів супроводу на базі отриманих оцінок змінної перемикання $a_j(k)$. Зрозуміло, що у випадку збільшення розмірів строба ймовірність зриву супроводу маневруючого об'єкту зменшується, але при цьому підвищується ймовірність потрапляння в строб інших об'єктів, що може призвести до зриву стеження [1]. Поточний строб визначається з огляду на характеристики помилок екстраполяції, розрахованих для моделі руху об'єкту $l = \overline{1, M}$, екстрапольована ймовірність якої є максимальною. Координати центру строба збігаються з екстрапольованим положенням центра «тяжіння» об'єкта на поточному кроці (24).

$$\begin{aligned} \chi_e(k) &= \chi_l^*(k); \\ \mu_e(k) &= \mu_l^*(k). \end{aligned} \qquad (24)$$

Границі стробу залежать від лінійних розмірів еталону і помилок екстраполяції та позиціонування МБПЛА

$$\begin{aligned} S_{\chi l}(k) &= \text{”}_{\chi e}(k) + 2\gamma_1 \sqrt{D_{\chi l}(k)}; \\ S_{\mu l}(k) &= \text{”}_{\mu e}(k) + 2\gamma_1 \sqrt{D_{\mu l}(k)}, \end{aligned} \qquad (25)$$

де $\Delta_{\chi e}(k)$, $\Delta_{\mu e}(k)$ – лінійні розміри еталону на k-му кроці; $D_{\chi l}(k)$, $D_{\mu l}(k)$ – дисперсії нев'язок, які розраховуються по формулам (22), (23); γ_1 – коефіцієнт, який регулює ймовірність потрапляння зображення МБПЛА в строб.

Розуміння про відсутність об'єкту у стробі супроводу відбувається шляхом порівняння глобального екстремуму нормованої взаємної кореляційної функції R_{max} із заданим порогом h_R:

$$R_{max} \geq h_R, \qquad (26)$$

За невиконання умови (26) приймається рішення про відсутність об'єкту в стробі супроводу. Тоді розраховуються характеристики грубого стробу за формулами, аналогічними (25), в яких тип руху покладається $l = 3$ і використовується коефіцієнт $\gamma_2 > \gamma_1$. Потім проводиться повторний пошук об'єкту. Якщо об'єкт знаходиться в грубому стробі, то проводиться оцінювання його координат. При відсутності об'єкту в грубому стробі оцінювання не відбувається, і в якості апостеріорних використовуються екстрапольовані характеристики руху об'єкту і ймовірності типів руху. Додатково формується ознака невиявлення об'єкту на поточному кадрі. Рішення про зрив стеження приймається після невиявлення об'єкту m_c разів поспіль в останніх ітераціях.

Аналіз адаптивного алгоритму кореляційного стеження шляхом статистичного моделювання

Аналіз розробленого алгоритму стеження виконаний з використанням середовища MATLAB. Траєкторія руху побудована МБПЛА в СК камери $X_c Y_c Z_c$. Формування траєкторій МБПЛА здійснювалось на основі моделі подібної до (2), з трьома основними видами руху. Кожна тестова траєкторія була розбита на сім інтервалів з певним типом руху, дані наведені в таблиці 1.

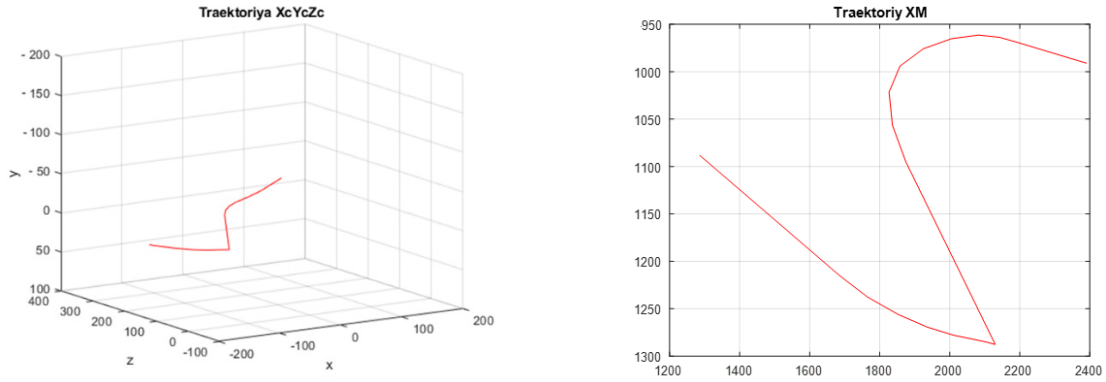
Таблиця 1

Будова тестової траєкторії

Інтервал	Такти	Тип руху	Індекс типу руху
I	$1 \leq k \leq 8$	рівномірний рух	$j = 2$
II	$9 \leq k \leq 14$	маневр	$j = 3$
III	$15 \leq k \leq 19$	рівномірний рух	$j = 2$
IV	$20 \leq k \leq 24$	маневр «скидання швидкості»	$j = 3$
V	$25 \leq k \leq 32$	зависання	$j = 1$
VI	$33 \leq k \leq 38$	маневр	$j = 3$
VII	$39 \leq k \leq 45$	рівномірний рух	$j = 2$

Початкові параметри руху МБПЛА: $x_c(-1) = 110$ м, $\dot{x}_w(-1) = -20$ м/с, $\ddot{x}_c(-1) = 0$ м/с^2, $y_c(-1) = -25$ м, $\dot{y}_c(-1) = 0$ м/с, $\ddot{y}_c(-1) = 0$ м/с^2, $z_c(-1) = 300$ м, $\dot{z}_c(-1) = -20$ м/с, $\ddot{z}_c(-1) = 0$ м/с^2. Темп формування траєкторії МБПЛА $T = 0.3$ с.

Після визначення координат положення в СК камери розраховується його проекції в піксельній СК матриці камери, яка визначає координати точки в піксельних одиницях вимірювання.



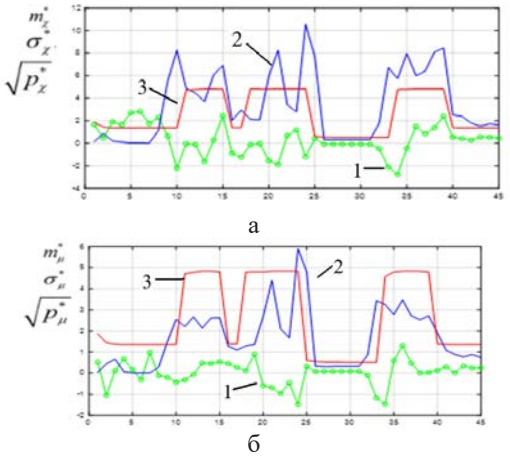
а б

Рис. 2. Траєкторія руху МБПЛА в різних системах координат

Розмір матриці камери 36мм на 24 мм. Роздільна здатність камери 4К. Фокусна відстань $f = 12$ мм. Типову тестову траєкторію руху МБПЛА в СК камери ХМ показано на рис. 2, б.

Було встановлено оцінювання СКВ шумів збудження для різних типів руху МБПЛА: $a_1 = 1$ пікс./такт; $a_2 = 10$ пікс./с^2; $a_3 = 60$ пікс./с^3. Кореляційним методом встановлені помилки вимірювання прямокутних координат об'єкту $\sigma_\chi = \sigma_\mu = 0.7$ пікс. Кількість реалізацій метода Монте-Карло дорівнює 100.

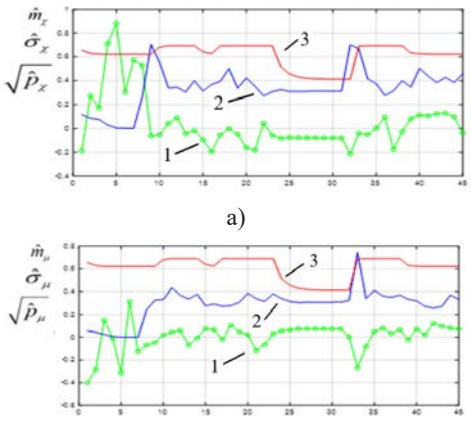
На рис. 3 (а, б) показані мат. очікування m^*_χ, m^*_μ (криві-1) і СКВ $\sigma^*_\chi, \sigma^*_\mu$ – (криві-2) помилок прогнозу положення об'єкту, що визначені методом Монте-Карло та СКВ помилок прогнозу $\sqrt{p^*_\chi}, \sqrt{p^*_\mu}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. Математичне очікування реальних похибок оцінювання добре корегується з СКВ похибок оцінювання, розрахованими фільтром, що свідчить про коректну роботу алгоритму. На ділянках прямолінійного рівномірного руху МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 рази менше, ніж на ділянках руху з маневром. На ділянках зависання МБПЛА можна досягти підвищення точності прогнозування його положення в 2 рази. Це дозволяє формувати строби супроводу адекватно поточній ситуації.



а

б

Рис. 3. Графіки математичних очікувань і СКВ помилок оцінки положення МБПЛА, розрахованих адаптивним алгоритмом



а)

б)

Рис. 4. Графіки математичних очікувань і СКВ помилок прогнозу положення МБПЛА, розраховані адаптивним алгоритмом

На рис. 4 (а, б) показані математичні очікування $\hat{m}_\chi, \hat{m}_\mu$ (криві-1) і $\hat{\sigma}_\chi, \hat{\sigma}_\mu$ (криві-2) помилок оцінки положення об'єкту, котрі визначені методом Монте-Карло, та СКВ помилок оцінки $\sqrt{\hat{p}_\chi}, \sqrt{\hat{p}_\mu}$ (криві-3) положення об'єкту, які обчислені фільтром. Фактичні та розраховані фільтром СКО помилок оцінок узгоджені між собою, що свідчить про адекватну роботу алгоритму.

На рис. 5 показані ймовірності p_{m1} (крива-1), p_{m2} (крива-2), p_{m3} (крива-3) розпізнавання адаптивним алгоритмом різних типів руху МБПЛА: зависання, майже рівномірний рух, рух з маневром. Адаптивний алгоритм забезпечує розпізнавання першого і другого типів руху МБПЛА з ймовірностями не нижче 0.9.

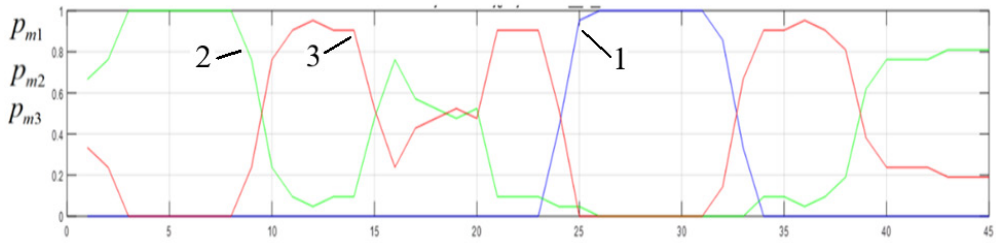


Рис. 5. Ймовірності розпізнавання адаптивним алгоритмом різних видів руху МБПЛА

Ймовірності зриву стеження МБПЛА $p_з$, ймовірності хибного супроводу МБПЛА $p_{хс}$, математичні очікування m_t і СКВ σ_t кількості тактів істинного супроводу МБПЛА при різних значеннях СКВ похибки шуму σ_n для тестового зображення МБПЛА розміром 10 на 6 пікселів представлені в таблиці 2. Дані обчислені за допомогою методу Монте-Карло.

Зрив супроводу визначається алгоритмом за умови, що коефіцієнт взаємної кореляції приймає значення менше порогового рівня протягом трьох тактового періоду. Прийняття рішення про хибний супровід визначається, якщо справджується умова виходу тестового зображення за межі стробу супроводу на інтервалі з трьох послідовних тактів. У процесі розрахунку математичного очікування m_t і СКВ σ_t приймається до уваги винятково час істинного супроводу МБПЛА. Було проведено 100 експериментів.

При значеннях $\sigma_n = 0.1$ ($h^2 = 24$ дБ) розроблений алгоритм реалізує низьку ймовірність зриву супроводу МБПЛА. При значеннях $\sigma_n > 0.2$ ($h^2 = 18$ дБ) зростає ймовірність хибного супроводу об'єкту $p_{хс}$. Причиною останнього явища є зменшенням максимуму взаємної кореляційної функції зашумлених еталону і поточного зображень. Як наслідок, алгоритм виконує захоплення хибних максимумів взаємної кореляційної функції, які створені завадою і слідкує за ними. При $\sigma_n = 0.3$ ($h^2 = 14$ дБ) супровід тестового зображення пікселів стає неможливим.

Таблиця 2

Ймовірності зриву супроводження МБПЛА

σ_n	0.01	0.05	0.1	0.2	0.3
$p_з$	0.033	0.067	0.067	0	0
$p_{хс}$	0	0	0.067	0.17	1
m_t	44.6	42.1	42.1	37.71	4.81
σ_t	1.81	4.6	8.3	10.4	3.1

Висновки. Для визначення координат маневруючого МБПЛА на поточному кадрі використано метод кореляційного порівняння поточного зображення з еталоном в рамках синтезу квазіоптимального алгоритму адаптивного оцінювання параметрів руху. За обома осями СК матриці камери виконується оцінювання параметрів руху адаптивними фільтрами третього порядку, які пов'язані між собою спільним блоком обрахунку апостеріорних ймовірностей типів руху об'єкту. Виявлення об'єкту у стробі супроводу виконується способом порівняння глобального екстремуму нормованої взаємної кореляційної функції із заданим пороговим значенням. У випадку невиявленні об'єкту відбувається його повторний пошук у грубому стробі, сформованому виходячи із гіпотези руху з маневром.

Кореляційний метод реалізує субпіксельну точність визначення координат МБПЛА на зображенні з фоновим некорельованим гаусівським шумом. СКВ похибки позиціонування при зниженні вихідного ВСШ менше, ніж 16 дБ показує суттєвий зріст. Зашумленість зображення призводить до зменшення коефіцієнту кореляції зображень нижче, ніж 0.4, а також породжує додаткові локальні екстремуми. Як наслідок, розмір зображення (енергії сигнальної складової) є одним з вирішальних факторів, що, у цілому, суттєво впливає на точність і ефективність супроводу МБПЛА.

Розроблений квазіоптимальний алгоритм адаптивного оцінювання з ймовірностями не нижче 0.9 забезпечує розпізнавання зависання і майже рівномірний рух МБПЛА, що дозволяє будувати строби супроводу адекватно поточній ситуації. На ділянках прямолінійного рівномірного руху і зависання МБПЛА СКВ похибок прогнозу його координат в 3.2 і 6.5 разів менше, ніж на ділянках руху з маневром. У свою чергу це дає можливість знизити ймовірність потрапляння в строб сторонніх об'єктів.

Також вищезазначений алгоритм реалізує низьку ймовірність зриву супроводу МБПЛА при вихідному ВСШ більше, ніж 18 дБ, що, відповідає практичним ситуаціям при супроводі розподіленого об'єкту. За умови, що ВСШ приймає значення менше, ніж 14 дБ, стеження за МБПЛА стає неможливим, що пов'язано зі зменшенням коефіцієнту взаємної кореляції зображень і появою рівновеликих хибних максимумів кореляційної функції, за якими і відбувається хибне стеження.

Список літератури:

1. Жук С. Я., Товкач І. О. Методи адаптивного оцінювання параметрів руху безпілотного літального апарату на основі вимірювань сенсорної мережі : монографія. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во "Політехніка", 2019.

2. Herasymenko A. O., Zhuk S. Y. Analysis of the Efficiency of the Kalman-Type Correlation Algorithm for Tracking of a Small UAV in the Presence of Uncorrelated Interference. Visnyk NTUU KPI Seriia - Radiotekhnika Radioaparatobuduvannia. 2021. No. 87. P. 22–29. URL: https://doi.org/10.20535/RADAP.2021.87.22-29.

3. Visual object tracking using adaptive correlation filters. D. Bolme et al. 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), San Francisco, CA, USA, 13–18 June 2010. 2010. URL: https://doi.org/10.1109/cvpr.2010.5539960.

4. Ravichandran G., Casasent D. Minimum noise and correlation energy optical correlation filter. Applied Optics. 1992. Vol. 31, no. 11. P. 1823. URL: https://doi.org/10.1364/ao.31.001823.

5. Blackman S., Popoli R. Design and Analysis of Modern Tracking Systems (Artech House Radar Library). Artech House Publishers, 1999. 1230 p.

6. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. Springer London, 2010. 555 p.

7. Жук С. Я., Герасименко А. О., Соколов К. А. Аналіз точносних характеристик кореляційно-екстремального алгоритму стеження за малорозмірним БПЛА з використанням фільтру Калмана. «Перспективи телекомунікацій - 2021» : матеріали Міжнар. науково-техн. конф., м. Київ, 12–16 квіт. 2021 р. Київ, 2021. С. 292–294.

8. Integrated UAV and Satellite Multi-Spectral for Agricultural Drought Monitoring of Winter Wheat in the Seedling Stage. X. Yang et al. Sensors. 2024. Vol. 24, no. 17. P. 5715. URL: https://doi.org/10.3390/s24175715.

9. Recognition of Urbanized Areas in UAV-Derived Very-High-Resolution Visible-Light Imagery. E. Puniach et al. Remote Sensing. 2024. Vol. 16, no. 18. P. 3444. URL: https://doi.org/10.3390/rs16183444.

10. Advances and Challenges in Drone Detection and Classification Techniques: A State-of-the-Art Review. U. Seidaliyeva et al. Sensors. 2023. Vol. 24, no. 1. P. 125. URL: https://doi.org/10.3390/s24010125.

11. Деденок В., Саваневич В. Ієрархічний метод виявлення малорозмірного об'єкта, що рухається. Системи озброєння і військова техніка. 2005. № 1. С. 40–45.

12. Варфоломєєв А. Ю. Методи та алгоритми автоматичного відслідковування об'єктів на відеопослідовностях: монографія / ред. О. І. Антонюк. Київ : КІМ, 2013. 112 с.

13. Соколов К. Візуальне виявлення та відстеження малогабаритних рухомих об'єктів на основі функціональних особливостей зорового апарату та особливостях сприйняття людини. Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: Технічні науки. 2023. № 5. С. 75–82. URL: https://doi.org/10.32782/2663-5941/2023.5/13.

14. High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters. J. F. Henriques et al. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2015. Vol. 37, no. 3. P. 583–596. URL: https://doi.org/10.1109/tpami.2014.2345390.

15. Learning Aberrance Repressed Correlation Filters for Real-Time UAV Tracking. Z. Huang et al. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South), 27 October – 2 November 2019. 2019. URL: https://doi.org/10.1109/iccv.2019.00298.

16. Learning Support Correlation Filters for Visual Tracking. W. Zuo et al. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2019. Vol. 41, no. 5. P. 1158–1172. URL: https://doi.org/10.1109/tpami.2018.2829180.

17. Long-term correlation tracking. C. Ma et al. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, 7–12 June 2015. 2015. URL: https://doi.org/10.1109/cvpr.2015.7299177.

18. Long-term target tracking combined with re-detection. J. Wang et al. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. 2021. Vol. 2021, no. 1. URL: https://doi.org/10.1186/s13634-020-00713-3.

19. Kaehler A., Bradski G. Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library. O'Reilly Media, Incorporated, 2008. 555 p.

20. Васильєв В. М., Жук С. Я. Теорія ймовірностей в радіотехніці : підручник. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, Вид-во «Політехніка», 2023. 362 с.

21. Liu D., Zhang J., Dong W. Temporal Profile Based Small Moving Target Detection Algorithm in Infrared Image Sequences. International Journal of Infrared and Millimeter Waves. 2007. Vol. 28, no. 5. P. 373–381. URL: https://doi.org/10.1007/s10762-007-9214-z.

22. Hadzagic M., Michalska H., Lefebvre E. Track-Before Detect Methods in Tracking Low-Observable Targets: A Survey. Sensor Trans. Mag. 2005. Vol. 54. P. 374–380.

23. Davis T. A. MATLAB Primer. Taylor & Francis Group, 2010. 232 p.

24. Єгоршин О. О., Малярець Л. М., Сінкевич Б. В. Довідник з математичної статистики з прикладами обчислень у MatLab : навч.-практ. посіб. ч. 2. Харків : ХНЕУ, 2009. 508 с.

25. Жук С. Я., Соколов К. А. Адаптивне оцінювання параметрів руху малорозмірного БПЛА за даними відеокамери і FMCW-далекоміру. Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування. 2023. № 91. С. 46–52. URL: https://doi.org/10.20535/RADAP.2023.91.46-52.

26. Zhuk S. Y. Estimation of Stochastic Processes with Random Structure and Markov Switches in Discreet Time (Review). Radioelectronics and Communications Systems. 2020. Vol. 63, no. 10. P. 505–520. URL: https://doi.org/10.3103/s0735272720100015.

Sokolov K.A., Zhuk S.Ya. ADAPTIVE CORRELATION ALGORITHM FOR TRACKING SMALL UAVS

The article is dedicated to the detection and tracking of objects in video using a correlation-based method. It presents the development of an adaptive tracking algorithm for maneuvering small-sized unmanned aerial vehicles (UAVs), which employs a correlation detection method that effectively tracks the object in the presence of uncorrelated spatial noise and distinguishes 9 between different types of motion. The synthesis of adaptive algorithms for motion parameter estimation is considered, utilizing the mathematical framework of mixed Markov processes in discrete time. The paper introduces an optimal adaptive filtering algorithm, which is recursive and describes the evolution of the posterior probability density of an extended mixed Markov process. This process includes a continuous-valued vector of UAV motion parameters and a switching variable characterizing the type of motion. The authors demonstrate that the optimal device implementing the algorithm is multi-channel and belongs to the class of systems with feedback between channels. A quasi-optimal adaptive filtering algorithm is also presented, derived using Gaussian approximation for the conditional posterior probability densities of the continuous component. It is shown that motion parameter estimation along the axes of the camera coordinate system is performed by third-order adaptive filters, which are interconnected through a shared block that computes posterior probabilities for the object's motion types. The developed filter adapts to the UAV's motion dynamics, improving prediction accuracy during near-uniform motion and hovering, and forming tracking gates that are adequate to the current situation. The paper demonstrates that object detection within the tracking gate is performed by comparing the global extremum of the normalized cross-correlation function of the reference and current images with a predefined threshold. The steps for handling non-detection and the actions taken in the event of a tracking failure are also described. The developed adaptive correlation tracking algorithm is analyzed through statistical modeling. The UAV motion model incorporates three primary types of motion: hovering, near-uniform motion, and maneuvering. The paper presents an analysis of the accuracy characteristics of motion parameter prediction and estimation, as well as the probabilities of recognizing different motion types. Finally, probabilities of tracking failure and false tracking under various signal-to-noise ratios are calculated.

Key words: *UAV motion parameters, mixed Markov process, switching variable, posterior probability density, estimation, prediction, cross-correlation function, tracking gate, accuracy characteristics, tracking failure probability.*