

УДК 621.396.96

А. В. ПОПОВ, И. К. ВАСИЛЬЕВА, А. С. УГАРОВА

*Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского "ХАИ", Украина***АЛГОРИТМ СОПРОВОЖДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ В ВИДЕОПОТОКЕ,
РЕГИСТРИРУЕМОМ С БЕСПИЛОТНОГО ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА**

Предложен метод поиска и сопровождения объектов по видеоданным, регистрируемым датчиками беспилотного летательного аппарата. Выделение объекта на изображении выполняется с помощью вероятностного фильтра, согласованного по параметрам с цветовыми признаками заданного объекта. Показано, что координаты центра тяжести выделенной области и статистические оценки параметров эллипса, аппроксимирующего контурные точки образа объекта, являются дескрипторами пространственной локализации объекта. Приведены результаты апробации метода, подтверждающие его эффективность в задачах отслеживания траекторий движущихся объектов.

Ключевые слова: *вероятностный фильтр, распознавание объектов, описание контура, статистическая оценка, эмпирическое распределение, пространственная локализация.*

Введение

Беспилотные летательные аппараты (БпЛА) находят широкое применение при решении задач дистанционного экологического мониторинга окружающей среды, зон чрезвычайных ситуаций, при поисково-спасательных работах, мониторинге жилых зданий и технических сооружений (трубопроводов, плотин, линий электропередач), для сопровождения транспортируемых опасных или дорогостоящих грузов, управления дорожным движением и т. д. [1–6]. Расширение функциональных возможностей БпЛА невозможно без эффективных алгоритмов интеллектуального управления и обработки видеоинформации, регистрируемой с мобильной платформы. Несмотря на все многообразие методов и подходов к распознаванию образов, при разработке алгоритмов селекции объектов по видеоданным, получаемым с бортовых сенсоров, сталкиваются с рядом специфических проблем [7–9]. В частности, при использовании методов сравнения с эталоном, проблема заключается в отсутствии полной базы эталонных описаний классов, что обусловлено пространственно-временной нестабильностью характеристик объектов, используемых для распознавания; так, в процессе наблюдения изменяются цвет и освещенность объекта, его размеры и форма (в зависимости от ракурса, а также в результате частичного затенения или маскирования другими объектами). Кроме того, неоднородность и непостоянство фона затрудняют применение методов поиска контуров и статистической сегментации. Методы, основанные на корреляционном анализе последовательности кадров, не позволяют достоверно разделить фон и объект наблюдения, поскольку не только объект, но и фоновое изображение является подвижным. В ме-

тодах распознавания объектов по особым точкам есть ряд алгоритмов, инвариантных к аффинным преобразованиям образов, устойчивых к изменениям освещенности, позиции съемки и зашумленности изображения. Однако такие алгоритмы малоэффективны при распознавании образов без хорошо выраженной текстуры. При статистическом распознавании объектов сталкиваются с отсутствием достоверной информации о полном множестве классов наблюдаемых объектов, об априорных вероятностях появления объектов каждого класса, заранее не известны вид и параметры реальных (а не теоретически предполагаемых) законов распределения случайных признаков объектов. Кроме того, применение алгоритмов с постобработкой данных дистанционного зондирования допустимо только при обследовании неподвижных или малоподвижных объектов, например, при картографировании, оценке ледовой обстановки или состояния лесных массивов и т. д. При решении задач распознавания подвижных или мобильных объектов, например, при поисковых работах, решении задач охраны Государственной границы, борьбы с нелегальной миграцией и терроризмом требуется обеспечить распознавание в реальном времени. Тем не менее, статистические методы, в отличие от эвристических, обеспечивают устойчивость алгоритма и позволяют принимать математически обоснованные решения. В работе [10] предложен статистический метод для распознавания объектов, который не требует полной априорной информации и обеспечивает принятие решений в реальном времени, в т. ч. на борту БпЛА.

Целью работы является разработка метода поиска и сопровождения объекта в видеопотоке, поступающем с борта БпЛА, в реальном времени на основе статистической теории принятия решений.

1. Метод выделения объекта

Для выделения объекта на цифровом изображении предлагается использовать метод вероятностной фильтрации [10]. С учетом стохастической природы классификационных признаков \bar{z} , $\bar{z} \in R^M$ информация о каждом классе объектов содержится в параметрах $\bar{\theta}$ совместных плотностей распределения вероятности (ПРВ) $f_M(\bar{z}; \bar{\theta})$; в предположении гауссовского распределения компонент \bar{z}

$$f_M(\bar{z}; \bar{\theta}) = (2\pi)^{-\frac{M}{2}} \cdot (\det \mathbf{R})^{-\frac{1}{2}} \times \exp\{-0,5 \cdot (\bar{z} - \bar{m})^T \cdot \mathbf{R}^{-1} \cdot (\bar{z} - \bar{m})\}, \quad (1)$$

где M – размерность вектора признаков \bar{z} ;

\bar{m} – вектор математического ожидания;

\mathbf{R} – корреляционная матрица компонент вектора \bar{z} .

Для выделения объекта A на фоне других классов необходимо знать только параметры ПРВ класса объекта A , \bar{m}_A и \mathbf{R}_A . Статистические оценки этих параметров находят по классифицированной выборке на этапе обучения. Соответственно, вероятностное окно [10], настроенное на характеристики объекта A примет вид

$$w(\bar{z}) = \exp\{-0,5 \cdot (\bar{z} - \bar{m}_A)^T \cdot \mathbf{R}_A^{-1} \cdot (\bar{z} - \bar{m}_A)\}. \quad (2)$$

В работе [10] доказано, что решающее правило, основанное на отношении правдоподобия, имеет вид

$$w(\bar{z}^*) \geq 1/\pi. \quad (3)$$

Решающее правило (3) разбивает весь интервал возможных значений выходного сигнала вероятностного фильтра (2) $P = w(\bar{z}) \in [0,1]$ на две области:

– $\Gamma_1 \in [1/\pi, 1]$ – область принятия решения о наличии класса объектов, параметры ПРВ которого совпадают с параметрами вероятностного фильтра;

– $\Gamma_2 \in [0, 1/\pi]$ – область принятия решения о наличии неизвестного класса объектов.

Т. о., для каждого пикселя изображения с пространственными координатами (x_i, y_i) вычисляется значение $P_{i,j}$ – вероятность того, что данный пиксель принадлежит объекту A . После масштабирования диапазона $[0,1] \rightarrow [0,255]$ получаем изображение, на котором «степень подобия» пикселей изображению заданному объекту A показана градациями яркости.

Достоверность идентификации объекта A по правилу (3) зависит от информативности (разделяющих качеств) выбранных признаков \bar{z} . В данной работе в качестве вектора признаков объекта были выбраны интенсивности в RGB - каналах изображения, т. е. в (1)–(3) $\bar{z} = \{R, G, B\}$.

2. Метод описания объекта и его пространственной локализации

Большинство алгоритмов машинного зрения основано на преобразовании графических объектов к их контурам и дальнейший их анализ и распознавание [11]. Такой подход позволяет исключить из рассмотрения внутренние точки изображения и тем самым значительно сократить объем хранимой и обрабатываемой информации, что часто позволяет обеспечить работу системы принятия решений в режиме реального времени. При этом вероятность распознавания пространственных объектов по их образам в значительной мере зависит от сохранения подобия контуров изображения и оригинала с учетом различных шумов и искажений, возникающих при формировании и обработке цифровых изображений. Особенно влияет на величину таких искажений фильтр нижних частот; их результат проявляется в виде скругленных углов периметров объектов. Как правило, алгоритмы выделения контуров основываются на дифференциальных операторах. Основная идея всех этих методов состоит в том, что на границах контуров двумерная функция интенсивности цвета испытывает скачок, который можно оценить с помощью исследования производных функции интенсивности цвета; для нахождения значений производных используют конечно-разностные выражения. Следует отметить, что дифференциальные методы усиливают точечные импульсные шумы, поэтому для удаления шума изображение предварительно сглаживают (размывают). В качестве альтернативы дифференциальным фильтрам применяют статистические методы выделения границ, методы математической морфологии, методы, использующие вейвлет-преобразования и методы, основанные на иерархической кластеризации изображений [12].

В данной работе для выделения контура объекта использован двухэтапный подход.

Входными данными для процедуры являются результаты вероятностной фильтрации $\{P_{i,j}\}_{r \times c}$ (r, c – количество строк и столбцов изображения).

На первом этапе получают бинарную маску M изображения:

$$M_{i,j} = \begin{cases} 1, & P_{i,j} = P\{(x_i, y_j) \in A\} \geq P_\alpha; \\ 0, & P_{i,j} < P_\alpha, \end{cases} \quad (4)$$

где P_α – заданный порог. Эта маска определяет сегментированное изображение S , где черный цвет соответствует фону ($S_{i,j} = 0$), а белый – объекту ($S_{i,j} = 255$).

На втором этапе детектирования контура объекта осуществляется двойная пороговая фильтрация

сегментированного изображения S , $S_{i,j} \in]0, 255]$:

1) $\forall i \in 0..r, j \in 0..c$: $S_{i,j} = 100$, если $\prod S_{k,l} \neq 0$, где (x_k, y_l) – ближайшие соседи пикселя (x_i, y_i) на изображении S ;

2) $\forall i \in 0..r, j \in 0..c$: если $S_{i,j} = 100$, то $S_{i,j} = 0$.

Данный подход, как и другие методы обнаружения границ, выделяет в изображении только пиксели, лежащие на контуре. На практике это множество пикселей отображает контур недостаточно точно по причине шумов, разрывов контуров из-за неоднородности освещения, изменения цветовых характеристик и т. п. Поэтому алгоритмы обнаружения контуров обычно дополняются процедурами связывания, чтобы сформировать множества контурных точек. Наиболее общими подходами к представлению границ объекта являются аппроксимация кривых, прослеживание контуров и связывание точек перепадов яркости. Основная задача при этом состоит в формировании по двумерной форме объекта описания его границы с помощью некоторой одномерной функции $g(x)$ [12–14]. Примерами таких функций являются функция тангенциального представления угла, противоположного отрезку дуги границы (функция поворота), комплексная функция $\dot{x}(t) = jy(t)$, где t – длина дуги.

Также для описания границ применяют ряды Фурье, регрессионные и графовые модели, цепные коды и др. В структурном анализе растровых изображений границы обычно описывают в виде последовательности особых точек или отрезков прямых. В большом количестве приложений криволинейные элементы изображений представляют в виде сплайнов, кривых Безье и т. п.

Обобщенным и достаточно универсальным представлением формы объектов может служить окружность, искаженная в результате операций сжатия, растяжения, сдвига, кручения и т. п.

В первом приближении форму объекта можно охарактеризовать эллипсом с параметрами: (x_c, y_c) – координаты центра, a, b – длины осей ($a > b$), φ – угол поворота осей относительно системы координат. Тогда для описания границы объекта можно использовать уравнение эллипса в параметрическом виде:

$$\begin{cases} g_x(t) = a \cos(t) \cos(\varphi) - b \sin(t) \sin(\varphi) + x_c; \\ g_y(t) = b \sin(t) \cos(\varphi) + a \cos(t) \sin(\varphi) + y_c, \end{cases} \quad (5)$$

где t – значение угла в полярной системе координат, $t \in [0, 2\pi]$.

При этом система неравенств

$$g_x(t) \leq 0; g_y(t) \leq 0 \quad (6)$$

определяет наиболее вероятное пространственное положение объекта A на изображении.

3. Оценка дескрипторов локализации объекта в пространстве

Координаты центра эллипса (x_c, y_c) , аппроксимирующего границу образа объекта, находят как центр тяжести (взвешенное среднее) координат пикселей на изображении Q , полученном поэлементном перемножением массивов $P_{i,j}$ – результатов распознавания и $M_{i,j}$ – бинарной маски:

$$x_c = \bar{x} = \frac{1}{W} \sum_i \sum_j Q_{i,j} x_i; y_c = \bar{y} = \frac{1}{W} \sum_i \sum_j Q_{i,j} y_j, \quad (7)$$

где $W = \sum_i \sum_j Q_{i,j}$, $i = 1..r$, $j = 1..c$.

Методика оценки a, b (длин осей) и φ (угла поворота осей) основана на статистическом анализе координат точек границы. Каждая точка (x_k^*, y_k^*) на границе (эллипсе) в полярной системе координат описывается длиной ρ радиус-вектора и полярным углом α :

$$\rho_k = \sqrt{(x_k^* - x_c)^2 + (y_k^* - y_c)^2}; \quad (8)$$

$$\alpha_k = \arctg[(y_k^* - y_c)/(x_k^* - x_c)]. \quad (9)$$

Конкретные значения $\{\rho_k\}$, $\{\alpha_k\}$ можно рассматривать как реализации случайных величин $\rho, \alpha > 0$ и $\alpha \in [-\pi, \pi]$. Непрерывная случайная величина полностью характеризуется ПРВ; эмпирической оценкой распределения является гистограмма. На рис. 1 показаны эллипсы, отличающиеся по углу поворота осей φ , а на рис. 2, 3 – гистограммы их полярных параметров ρ и α .

Гистограмма углов α имеет вид распределения арксинуса; положения мод (максимумов) распределения соответствуют углам φ и $\varphi + 90^\circ$ поворота осей эллипса относительно системы координат. Так как в полярной системе координат точки на эллипсе, соответствующие полярным углам -180° и 180° совпадают, а при построении гистограммы эти значения углов определяют границы диапазона случайной величины α (т. е. различаются), эмпирическое распределение может иметь не два, а три максимума (рис. 2, а). Гистограммы длин ρ радиус-векторов для эллипсов, показанных на рис. 1 идентичны (см. рис. 3); максимумы гистограммы соответствуют границам интервала распределения $[b, a]$. В предельном случае (круг, $a = b$) распределение углов α равномерное от -180° до 180° , а длина радиус-вектора ρ – константа (радиус окружности).

Величину угла φ можно оценить по значению полярного угла α^* , обеспечивающего глобальный максимум распределения гистограммы H_α :

$$\alpha^* = \arg \text{Max} \{H_\alpha\}. \quad (10)$$

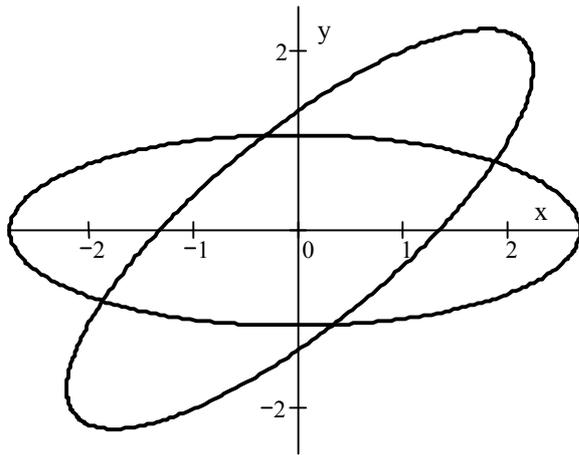


Рис. 1. Эллипсы с одинаковыми параметрами формы ($a = 3, b = 1$) при $\varphi = 0^\circ$ и $\varphi = 45^\circ$

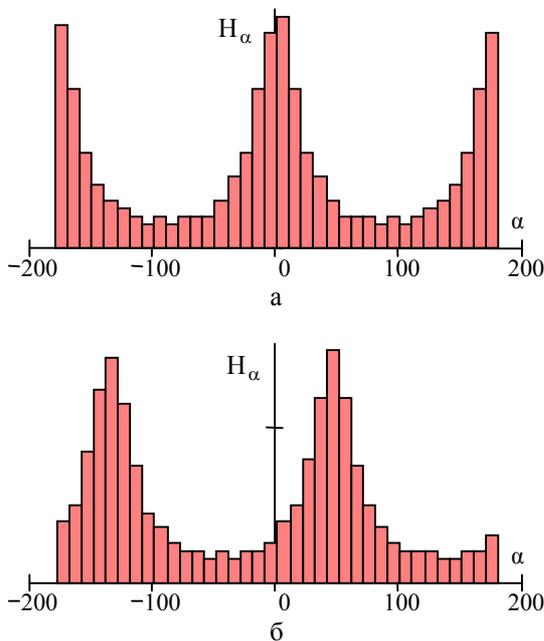


Рис. 2. Гистограммы углов α эллипсов (рис. 1): а) $\varphi = 0^\circ$; б) $\varphi = 45^\circ$

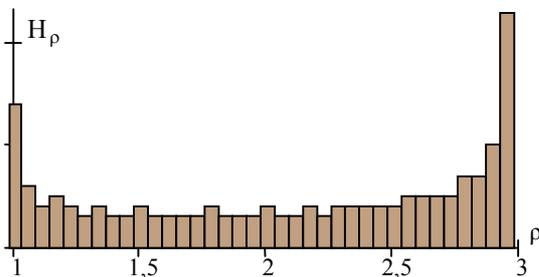


Рис. 3. Гистограмма длин радиус-векторов ρ эллипсов (рис. 1) при $\varphi = 0^\circ$ и $\varphi = 45^\circ$

На рис. 4. изображена гистограмма углов α эллипса при $\varphi = 50^\circ$ (разрядность гистограммы $K = 60$) и показаны положения максимумов:

$$\alpha_1^* = 51,03^\circ, \alpha_2^* = -128,02^\circ.$$

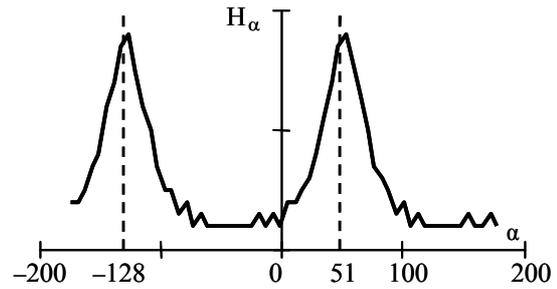


Рис. 4. Гистограмма углов α эллипса при $\varphi = 50^\circ$ и положения максимумов гистограммы

С учетом того, что $\varphi \pm \pi = \varphi$, любое из значений $\{\alpha_1^*, \alpha_2^*\}$ можно выбрать в качестве оценки φ ; для снижения погрешности оценки ε_φ предлагается учесть поправку δ :

$$\delta = 0,5(180^\circ - |\alpha_2^* - \alpha_1^*|). \quad (11)$$

Тогда результирующее выражение для оценки φ примет вид

$$\hat{\varphi} = \min(\alpha) + k^* \Delta\alpha + 0,5\Delta\alpha + \delta, \quad (12)$$

где k^* – номер интервала гистограммы H_α , в котором содержится α^* .

Поскольку положение максимумов H_α локализуется с точностью до $0,5\Delta\alpha$ (см. (12)), то погрешность оценки φ ε_φ зависит от разрядности гистограммы K (или ширины интервала гистограммы $\Delta\alpha$), при этом $\varepsilon_{\varphi \max} \leq \Delta\alpha/2$.

Как отмечалось выше, оценками a и b ($a > b$) являются, соответственно, максимальное и минимальное значения длин радиус-векторов контурных точек:

$$\hat{a} = \rho_{\max} \equiv \max(\rho); \hat{b} = \rho_{\min} \equiv \min(\rho). \quad (13)$$

Однако при описании контуров реальных объектов в практических задачах распознавания рекомендуется использовать завышенные оценки параметра b , например:

$$\hat{b} = \rho_{\min} + 0,5(v^* \Delta\rho + 0,5\Delta\rho), \quad (14)$$

где v^* – номер интервала гистограммы H_ρ , в котором содержится ее левое модальное значение;

$\Delta\rho$ – ширина интервала гистограммы.

На рис. 5 для сравнения изображены исходные эллипсы и эллипсы, построенные по оценкам параметров a, b, φ (12), (13) (при максимальной погрешности оценок).

Таким образом, разработанный метод выделения и сопровождения объекта по видеоинформации, регистрируемой на борту БпЛА, содержит следующую последовательность операций:

- обучение («настройка») вероятностного фильтра (2) на параметры объекта сопровождения;

- вероятностная фильтрация изображения;
- пороговая обработка полученных результатов $\{P_{i,j}\}_{\text{гxc}}$ и построение бинарной маски M (4);
- формирование изображения в градациях яркости Q , $Q_{i,j} = P_{i,j} \cdot M_{i,j}$; при этом яркость каждого пикселя $I(x_i, y_j)$ пропорциональна вероятности того, что анализируемая точка изображения принадлежит объекту сопровождения;
- определение координат центра тяжести (x_c, y_c) выделенной области (7);
- сегментация изображения и выделение контурных точек объекта;
- расчет величин $\{\rho_k\}$ (8), $\{\alpha_k\}$ (9) для каждой контурной точки;
- построение гистограмм параметров ρ и α ;
- локализация глобального максимума H_α и определение левого модального значения H_ρ ;
- нахождение оценок φ (12), a (13) и b (14);
- описание границы объекта (5) (в системе координат регистрируемого изображения).

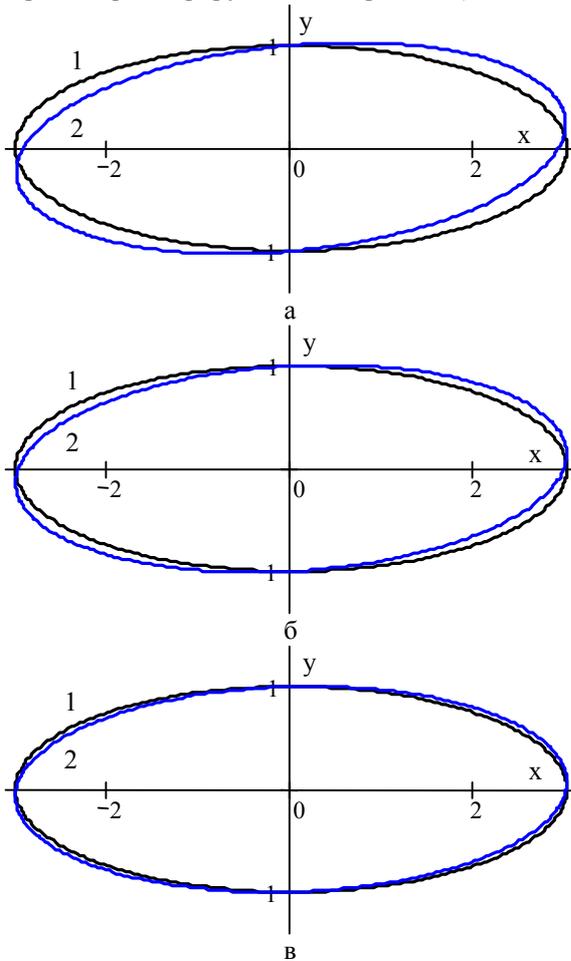


Рис. 5. Исходные эллипсы (1) и эллипсы, построенные по оценкам параметров a , b , φ (2) с использованием гистограмм распределения α , ρ :
 а – $\Delta\alpha = 10^\circ$; б – $\Delta\alpha = 6^\circ$; в – $\Delta\alpha = 3^\circ$

4. Результаты проверки метода

Объект сопровождения показан на рис. 6, а.

Выделение объекта A на цветном снимке проводилось по значениям векторного признака $\bar{z} = \{R, G, B\}$ методом вероятностной фильтрации [10]. Для «настройки» вероятностного фильтра (2) использовались статистические оценки среднего значения \bar{m}_A и выборочная корреляционная матрица R_A признака \bar{z} .

Результат применения вероятностного фильтра (2) к исходному изображению представлен на рис. 6, б; градациями яркости показана «степень подобия» пикселей изображения объекту A .

Проверка робастности выражения (12) проводилась на серии тестовых снимков, содержащих объект A , повернутый на угол φ_i , $\varphi_i = 10^\circ i$, $i = 0 \dots 35$. Два тестовых изображения после вероятностной фильтрации показаны на рис. 7, а; соответствующие им бинарные маски – на рис. 7, б.

Результаты выделения и описания (5) границы объекта на первом снимке ($\varphi = 0^\circ$) приведены на рис. 8; контурные точки объекта по данным обработки второго снимка ($\varphi = 30^\circ$) и аппроксимация его границы – на рис. 9.

Гистограммы полярных характеристик контурных точек H_ρ и H_α , соответствующие этим снимкам, показаны на рис. 10 (количество интервалов гистограмм $K = 120$).



Рис. 6. Фрагмент исходного изображения (а) и результат его распознавания (б) методом вероятностной фильтрации

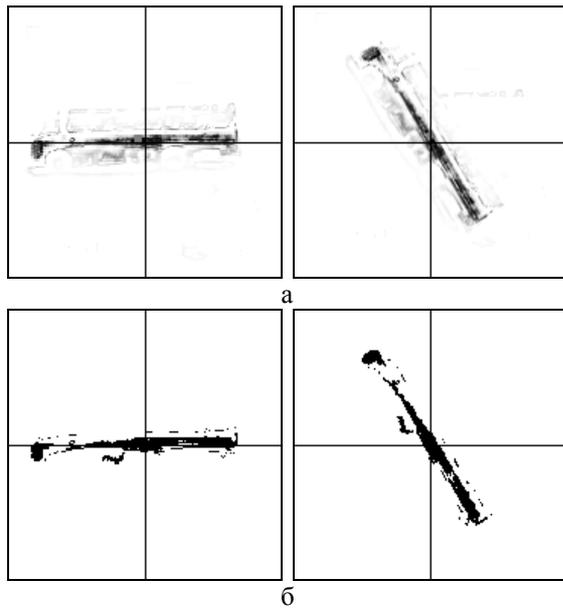


Рис. 7. Значения сигнала на выходе вероятностного фильтра (а) и бинарные маски изображений (б) объекта при различных углах поворота φ

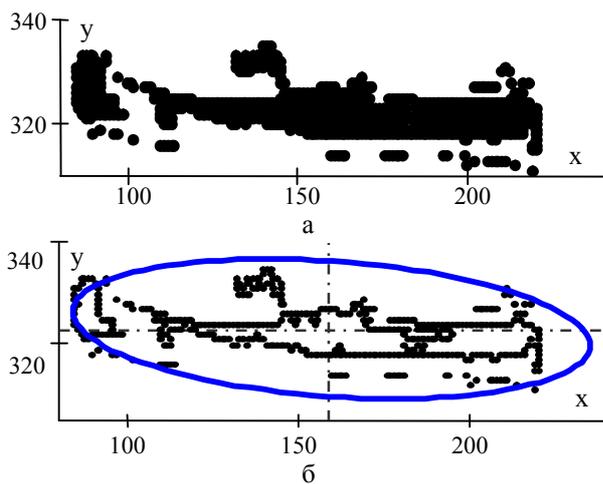


Рис. 8. Результаты выделения (а) и описания (б) объекта на изображении ($\varphi = 0^\circ$)

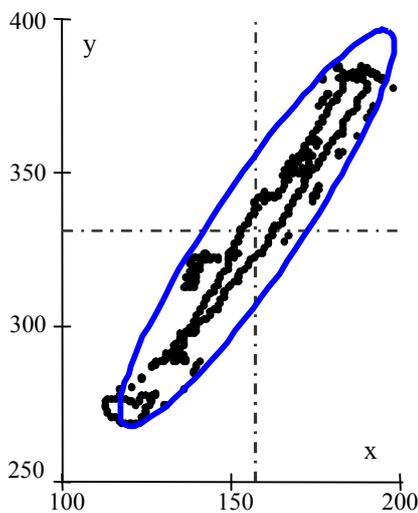


Рис. 9. Результаты описания объекта ($\varphi = 30^\circ$)

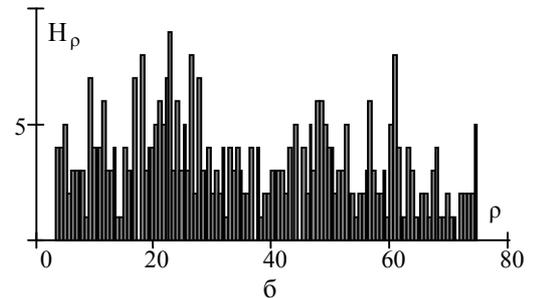
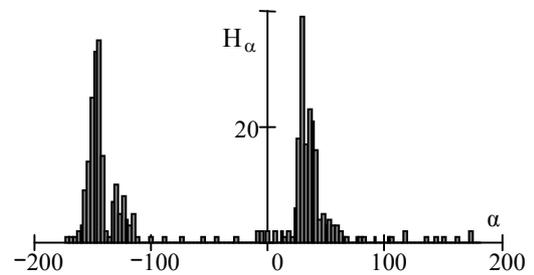
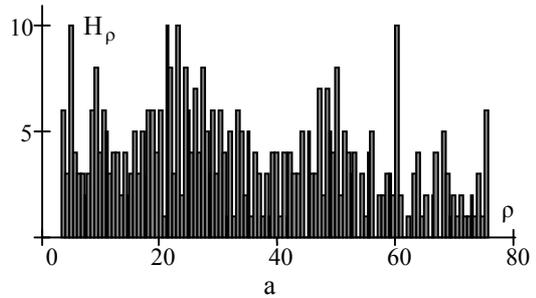
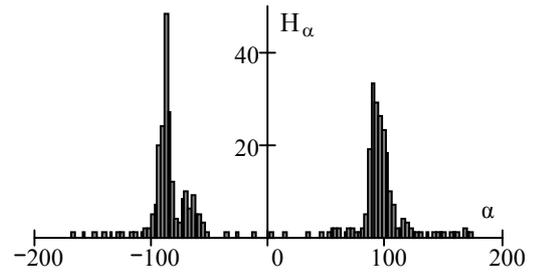


Рис. 10. Гистограммы углов α и расстояний ρ для контуров объекта при $\varphi = 0^\circ$ (а) и $\varphi = 30^\circ$ (б)

Во всех случаях погрешность оценки угла поворота $\varepsilon_\varphi < 2^\circ$; положение объекта локализовалось в области, ограниченной эллипсом (5) с оценками (x_c, y_c) (7), φ (12), а (13) и б (14) с вероятностью ошибки 1-го рода менее 5%.

Эффективность предлагаемого метода при определении пространственных координат объекта оценивалась на последовательности цветных видеок кадров, зарегистрировавших объект наблюдения в движении. На рис. 11, а показан фрагмент траектории движения в относительных координатах ($x = i$, $y = j$, где i, j – номера строки и столбца матрицы изображения, определяющие элемент (x_c, y_c)); рис. 11, б иллюстрирует последовательность формирования этой траектории.

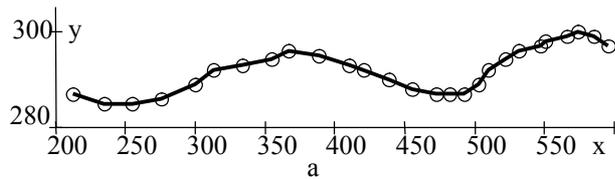


Рис. 11. Траектория движения объекта (а), полученная по результатам обработки снимков (б)

Заключение

Одной из важных функциональных характеристик БПЛА является возможность автоматического облета по периметру неподвижного объекта и сопровождения мобильного объекта по данным бортовых сенсоров. Предложен статистический метод, позволяющий в реальном времени выделять объект на видеоизображениях и осуществлять его пространственную локализацию в последовательности видеокadres. Для выделения объекта используются результаты его распознавания методом вероятностной фильтрации. Аппроксимация наиболее вероятного местоположения объекта эллипсом с длинами осей a и b и углом поворота ϕ обеспечивает статистическую оценку координат центра объекта (x_c, y_c) в системе координат аппаратуры наблюдения. Множество значений $\{(x_c, y_c)\}$, получаемое по серии видеокadres, описывает траекторию движения объекта в относительных координатах.

Эффективность предложенного метода подтверждают результаты его апробации на реальных видеоданных.

Литература

1. Zhang, Liren UAV tracking moving target scene using on-board ISAR sensor [Text] / Liren Zhang, A. Karam // *The 10th International Conference on Innovations in Information Technology, Abu Dhabi, UAE, November 9-11, 2014.* – P. 88 – 92.
2. Yuan, Chi UAV-based forest fire detection and tracking using image processing techniques [Text] / Chi Yuan, Zhixiang Liu, Youmin Zhang // *International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Denver, USA, June 9-12, 2015.* – P. 639 – 643.
3. A robust vision-based runway detection and tracking algorithm for automatic UAV landing [Text] / K. Abu-Jbara, W. Alheadary, G. Sundaramorthi, C. Claudel // *International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Denver, USA, June 9-12, 2015.* – P. 1148 – 1157.
4. UAV obstacle avoidance using image processing techniques [Text] / A. Ferrick, J. Fish, E. Venator, G. S. Lee // *IEEE Transaction on Technologies for Practical Robot Applications.* – 2012. – P. 73 – 78.
5. Wang, Liang-Chuan Adaptive trajectory tracking for UAV guidance with bayesian filtering [Text] / Liang-Chuan Wang, Chih-Yu Wen // *The 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Taichung, Taiwan, June 15-17, 2010.* – P. 2311 – 2316.
6. Urban target search and tracking using a UAV and unattended ground sensors [Text] / J.-P. Ramirez-Paredes, E. A. Doucette, J. W. Curtis, N. R. Gans // *American Control Conference, Chicago, USA, July 1-3, 2015.* – P. 2401 – 2407.

7. Choi, Jay Hyuk Tracking an unknown moving target from UAV: Extracting and localizing an moving target with vision sensor based on optical flow [Text] / Jay Hyuk Choi, Dongjin Lee, Hyochoong Bang // *The 5th International Conference on Automation, Robotics and Applications, Wellington, New Zealand, December 6-8, 2011.* – P. 384 – 389.

8. Siam, M. Robust autonomous visual detection and tracking of moving targets in UAV imagery [Text] / M. Siam, M. El Helw // *IEEE 11th International Conference on Signal Processing, Montreal, Canada, July 2-5, 2012.* – 2012. – V. 2. – P. 1060 – 1066.

9. Hongda, Chen UAV path planning with Tangent-plus-Lyapunov vector field guidance and obstacle avoidance [Text] / Chen Hongda, Chang Kuochu, C. S. Agate // *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems.* – 2013. – V. 49, Iss. 2. – P. 840 – 856.

10. Попов, А. В. Метод принятия решений при распознавании объектов в условиях существенной априорной неопределенности [Текст] / А. В. Попов // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи.* – 2015. – № 3 (73). – С. 53 – 60.

11. Duda, R. O. Pattern Classification [Text] / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork. – New York : John Wiley & Sons, 2001. – 654 p.

12. Гостев, И. М. Методы идентификации графических объектов на основе геометрической корреляции [Текст] / И. М. Гостев // *Физика элементарных частиц и атомного ядра.* – 2010. – Т. 41. – Вып. 1. – С. 48 – 96.

13. Белим, С. В. Выделение контуров на изображениях с помощью алгоритма кластеризации [Текст] / С. В. Белим, П. Е. Кутлунин // *Компьютерная оптика.* – 2015. – Т. 39, № 1. – С. 119 – 124.

14. Сакович, И. О. Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов [Электронный ресурс] / И. О. Сакович, Ю. С. Белов // *Инженерный журнал: наука и инновации.* – 2014. – Вып. 12 – Режим доступа: <http://engjournal.ru/catalog/it/hidden/1280.html>. – 20.10.2015.

Поступила в редакцию 3.11.2015, рассмотрена на редколлегии 18.11.2015

АЛГОРИТМ СУПРОВОДЖЕННЯ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОТОЦІ, ЩО РЕЄСТРУЄТЬСЯ З БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТА

А. В. Попов, И. К. Васильева, А. С. Угарова

Запропоновано метод пошуку і супроводу об'єктів за відеоданими, що реєструються датчиками безпілотного літального апарата. Виділення об'єкта на зображенні виконується за допомогою імовірнісного фільтра, погодженого по параметрах з кольорними ознаками заданого об'єкта. Показано, що координати центра ваги виділеної області і статистичних оцінок параметрів еліпса, що апроксимують контурні крапки образу об'єкта, є дескрипторами просторової локалізації об'єкта. Приведено результати апробації методу, що підтверджують його ефективність у задачах відстеження траєкторій об'єктів, що рухаються.

Ключові слова: імовірнісний фільтр, розпізнавання об'єктів, опис контуру, статистична оцінка, емпіричний розподіл, просторова локалізація.

THE ALGORITHM FOR OBJECT TRACKING ON A VIDEO FLOW RECORDED FROM UNMANNED AERIAL VEHICLES

A. V. Popov, I. K. Vasilyeva, A. S. Ugarova

A method for finding and tracking objects by video data registered with unmanned aircraft sensors has been suggested. Selection of the object in the image is performed by probabilistic filter that is matched by parameters with the colour attributes of the specified object. It has been shown that the coordinates of the selected area gravity centre and the statistical estimates of the parameters of the ellipse that approximates the contour points of the object's image are the descriptors for the spatial localization of the object. The results of the method approbation proving its effectiveness for the tasks of tracking moving objects trajectories are given.

Key words: probabilistic filter, objects recognition, contour definition, statistical estimate, empirical distribution, spatial localization.

Попов Анатолий Владиславович – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры Производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: a.v.popov@inbox.ru.

Васильева Ирина Карловна – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры Производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: i.vasilyeva@mail.ru.

Угарова Анна Сергеевна – студентка кафедры Производства радиоэлектронных систем летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: ugarovanna@gmail.com.