

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК: 004.932

МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ ОБЪЕКТОВ С ДОПОЛНИТЕЛЬНЫМ СЕМАНТИЧЕСКИМ ПРИЗНАКОМ

А. И. Новиков, д.т.н., доцент, профессор кафедры ВМ РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0002-8166-8234, e-mail: novikovanatoly@yandex.ru

Д. И. Устюков, ст. преподаватель кафедры ЭВМ РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0002-4848-8936, e-mail: ustukov.mail@yandex.ru

***Цель работы** – разработка метода обнаружения объектов на изображении подстилающей поверхности Земли, обладающих дополнительным семантическим признаком в виде одного или нескольких прямолинейных участков в составе контура объекта на контурном изображении. Наличие и вид дополнительного признака позволили разработать технологию обработки растрового изображения с минимальной вычислительной сложностью. Предлагаемая технология состоит из четырех основных этапов: нелинейная фильтрация дискретного белого шума с помощью модифицированного варианта сигма-фильтра, позволяющего сохранять без размытия границы объектов; выделение контуров объектов; поиск прямолинейных участков в составе контурных линий с последующей кусочно-линейной аппроксимацией нелинейной части замкнутых контуров; обнаружение и идентификация объектов интереса на основе вычисления автокорреляционной функции контуров.*

***Ключевые слова:** оценивание дисперсии шума, сигма-фильтр, детектирование границ, обнаружение прямых, метод вторых производных, автокорреляционная функция контура.*

DOI: 10.21667/1995-4565-2022-79-89-100

Введение

Проблема обнаружения и идентификации объектов интереса на изображении является одной из наиболее актуальных в списке задач высокого уровня в теории и практике цифровой обработки изображений [1]. Интерес к этой проблеме не ослабевает со временем, хотя предложено большое число методов обнаружения объектов как в статичном положении, так и в видеопотоке [2-6]. В диссертационном исследовании [7] приведена классификация методов обнаружения и слежения за объектами. Автор работы объединяет известные методы обнаружения объектов в 4 основные группы:

- детерминированные методы;
- вероятностные методы;
- нейросетевые методы;
- комбинированные методы.

В группе детерминированных методов, в свою очередь, выделяются три подгруппы:

– методы, основанные на поиске и последующем сопоставлении особых точек на изображении;

- методы, основанные на использовании оптического потока;
- методы поиска объекта по эталону (по шаблону).

Методы, основанные на поиске и последующем сопоставлении особых точек на изображении, являются наиболее популярными при работе с растровыми изображениями. При этом в практическом применении наиболее часто используются методы поиска и описания ключе-

вых точек SIFT и SURF [8]. Оба метода основаны на обнаружении на изображениях ключевых точек с помощью соответствующих детекторов, затем производится формирование векторов (дескрипторов), описывающих каждую ключевую точку. Сопоставление ключевых точек осуществляется с помощью найденных дескрипторов.

В методах, основанных на вычислении разреженного оптического потока, применяется алгоритм Лукаса – Канаде [9]. В алгоритмах неплотного оптического потока предполагается, что все пиксели $\{M_i\}_{i=1}^n$ из квадратной окрестности центрального пикселя $M_0(x, y)$ получают при переходе из текущего кадра в следующий кадр одинаковое смещение по каждой координате $(\Delta x, \Delta y)$, то есть

$$\begin{aligned}x_i(t+1) &= x_i(t) + \Delta x, \\y_i(t+1) &= y_i(t) + \Delta y, \quad i = \overline{1, n}.\end{aligned}$$

Кроме этого, предполагается, что и яркости соответствующих пикселей одинаковы на соседних кадрах. Исходя из этих предположений, записываем основное уравнение оптического потока для каждого пикселя $M_i, i = \overline{1, n}$

$$\frac{\partial I(M_i)}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I(M_i)}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I(M_i)}{\partial t} = 0, \quad i = \overline{1, n}. \quad (1)$$

Уравнения (1) образуют систему линейных алгебраических уравнений (СЛАУ), которая сводится в рамках метода наименьших квадратов к нормальной СЛАУ второго порядка. Решением этой СЛАУ являются величины смещений $\Delta x, \Delta y$ оптического потока.

Из трех других групп методов поиска объектов в видеопотоке заслуживают внимания нейросетевые методы [10]. Главными недостатками нейросетевых подходов являются высокая трудоёмкость, особенно при большом количестве вариантов распознаваемых объектов, а также сложность, связанная с корректным обучением системы. Ограничения, связанные с трудоёмкостью, усложняют возможность применения подобных методов в бортовых системах летательных аппаратов, требующих достаточно высокого быстродействия.

Рассмотренные методы рассчитаны в основном на работу с растровыми изображениями. Предлагаемая методика, как уже отмечалось выше, основывается на работе с контурными изображениями. Основная причина такого подхода в авиационных СТЗ заключается в необходимости сопоставления реального телевизионного изображения с виртуальным изображением, синтезированным по цифровой карте местности. Виртуальное изображение формируется в виде контуров основных объектов на поверхности Земли. Но и в тех случаях, когда сопоставляются изображения из одного оптического диапазона, переход от растрового изображения к контурному изображению может давать преимущество в скорости обработки изображений.

Высокая вычислительная сложность методов обнаружения объектов на изображении вынуждает использовать любую дополнительную информацию об обнаруживаемом объекте. В данном исследовании в качестве такого семантического признака выступает присутствие в контурах подлежащего обнаружению объекта одного или нескольких прямолинейных участков границы. Наличие прямолинейных участков в составе контурного изображения делает целесообразной кусочно-линейную аппроксимацию нелинейной части контурного изображения с последующим привлечением комплексного контурного анализа для решения задачи обнаружения и идентификации объекта по его контурному эталону. Вычисление и сопоставление автокорреляционной функции контура (АКФ) выделенного контура с АКФ эталонного контура позволяют уверенно идентифицировать подлежащий обнаружению объект.

Обнаружение искомого объекта на растровом изображении, полученном с помощью телевизионной или тепловизионной камеры, автоматически предполагает работу с контурным изображением, поскольку в таком виде синтезируется виртуальное изображение по цифровой карте местности. Значит, необходимо решать задачу выделения границ перепада яркостей на изображении. Известные методы детектирования границ и в первую очередь гради-

ентные методы плохо работают в условиях шумов. Значит, нужно решать еще и задачу подавления шума. При этом фильтры, используемые для подавления шума, не должны размывать границы перепада яркостей. Соответственно нужно решить проблему выбора среди известных или разработку новых операторов шумоподавления, обеспечивающих сохранение границ без искажения при фильтрации шумов.

Для обнаружения прямолинейных участков на контурном изображении, как правило, используется широко известный метод Хафа [11]. Однако этот метод имеет высокую вычислительную сложность [12]. По этой причине еще одной задачей настоящего исследования являются разработка эффективного метода обнаружения прямолинейных участков границы и определение параметров соответствующей прямой. Алгоритм должен иметь хорошие характеристики обнаружения прямых линий и низкую вычислительную сложность, обеспечивающую работу алгоритма в реальном времени.

Теоретические исследования

Для решения поставленной задачи обнаружения объекта интереса на растровом изображении предлагается технология обработки изображения, состоящая из 4-х этапов:

- предварительная обработка исходного изображения с целью фильтрации дискретного белого шума с помощью модифицированного варианта сигма-фильтра;
- детектирование границ перепада яркостей с использованием нового метода градиентного типа, использующего векторные маски для оценки частных производных;
- поиск прямолинейных участков границ на контурном изображении с помощью разработанного метода на основе оценок второй производной;
- обнаружение и идентификация объектов интереса на основе вычисления и сопоставления автокорреляционных функций эталонного контура и контуров-претендентов.

Последний этап в этой технологии является определяющим с позиций основной задачи – задачи обнаружения объекта интереса.

Этап 1. Изображения, получаемые в реальных условиях, почти всегда искажены шумом. Одной из наиболее часто встречающихся форм шума является дискретный белый шум. Линейные фильтры обладают хорошими характеристиками подавления шума, но одновременно они размывают границы объектов на изображении. В рамках рассматриваемого метода решения основной задачи качество детектирования границ объектов является определяющим фактором. Свойством сохранения границ без размытия обладают некоторые нелинейные фильтры. В первую очередь, к ним относятся билатеральный фильтр и сигма-фильтр. В рамках данной задачи предлагается использовать модифицированный вариант сигма-фильтра, дополненного предварительным шагом адаптивной оценки уровня шума;

$$\hat{I}_i^{\text{сгл}} = \frac{1}{K} \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st} I_{i+s, j+t}, \quad (2)$$

где

$$K = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st}, \quad \text{а} \quad \delta_{st} = \begin{cases} 1, & \text{если } |I_{i+s, j+t} - I_{ij}| \leq m\sigma, \\ 0, & \text{если } |I_{i+s, j+t} - I_{ij}| > m\sigma. \end{cases}$$

Порог $\Delta = m\sigma$ позволяет «отсекать» пиксели в пределах маски фильтра, яркости $I_{i+s, j+t}$ в которых отличаются от яркости I_{ij} центрального пикселя более чем на величину $\Delta = m\sigma$, где параметр m полагается, как правило, равным 2, σ – представляет собой оценку среднеквадратического отклонения (СКО) гауссова дискретного шума в составе обрабатываемого изображения. Вычисление параметра σ осуществляется по следующему алгоритму [13]:

1) изображение разбивается на блоки размером $N_t \times M_t, t = \overline{1, T}$ (от 30x30 до 50x50) пикселей; в каждом блоке $t = \overline{1, T}$ вычисляются средние значения яркостей пикселей m_t , и оценки выборочных СКО:

$$S_t = \left(\sum_{i,j} (I_{ij} - m_t)^2 / N_t M_t \right)^{1/2}, t = \overline{1, T};$$

2) ищется блок с минимальной вариацией низкочастотной составляющей, т.е. $t_0 = \arg \min_t S_t$; выделенный фрагмент изображения сглаживается с помощью полиномиального

фильтра с одной из масок $\frac{1}{35}(-3, 12, 17, 12, -3)$ или $\frac{1}{21}(-2, 3, 6, 7, 6, 3, -2)$;

3) сглаженное изображение $\hat{I}$ вычитается из исходного I и вычисляется оценка дисперсии остатка $\hat{D}[\eta]$;

4) находится оценка $\hat{D}[\xi] = \hat{\sigma}_\xi^2$ дисперсии шума в исходном изображении по формуле

$$\hat{D}[\xi] = \frac{1}{1 - \alpha_0} \hat{D}[\eta]. \quad (3)$$

В формуле (3) α_0 – центральный весовой коэффициент маски. Например, в маске $\frac{1}{35}(-3, 12, 17, 12, -3)$ длины 5 коэффициент α_0 равен $\frac{17}{35}$, а в маске $\frac{1}{21}(-2, 3, 6, 7, 6, 3, -2)$ – $\alpha_0 = \frac{7}{21} = \frac{1}{3}$;

5) вычисляется значение порога $\Delta = m \hat{\sigma}_\xi$ и выполняется сглаживание изображения с помощью сигма-фильтра (2).

На рисунке 1 приведена иллюстрация фильтрации дискретного гауссова шума с СКО $\sigma = 20$ сигма-фильтром с использованием адаптивной оценки СКО шума и для сравнения – гауссовым фильтром с маской размером 11x11.

Можно отметить сохранение без размытия границ между областями с различными значениями яркостей после обработки зашумленного изображения сигма-фильтром и размытие границ после обработки Гауссовым фильтром.

Этап 2. В рассматриваемой технологии этап детектирования границ является очень важным. От качества выделения границ объектов зависит успех решения основной задачи – обнаружение искомого объекта. Желательно, чтобы метод детектирования формировал минимальное количество коротких неинформативных линий и при этом сохранял бы все «сильные» по терминологии Кенни [14] контурные линии. Этому требованию отвечает градиентный метод, предложенный в работе [15]. Для формирования вектора градиента в каждом пикселе изображения в отличие от метода Кенни используется векторная маска, весовые коэффициенты которой получены как оценки метода наименьших квадратов (МНК) в линейной модели с конечной памятью. Например, маски длиной 5 и 7 соответственно имеют следующий вид:

$$(-2, -1, 0, 1, 2) \quad (-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3)$$

Такие маски обеспечивают получение сглаженных оценок частных производных и потому, в отличие от метода Кенни, не требуют предварительного сглаживания изображения в условиях дискретного белого шума малой интенсивности. Расширенное описание метода вместе с описанием программного модуля приведено в работе [16].

Этап 3. Выделение прямолинейных участков границы. Наиболее известным методом выделения прямых линий на изображениях является метод Хафа. Однако его вычислительная сложность $O(n^3)$ [12], где n – длина стороны изображения, исключает его применение в системах технического зрения реального времени. Даже быстрое преобразование Хафа имеет большую вычислительную сложность: $O(n^2 \log_2 n)$ [12].

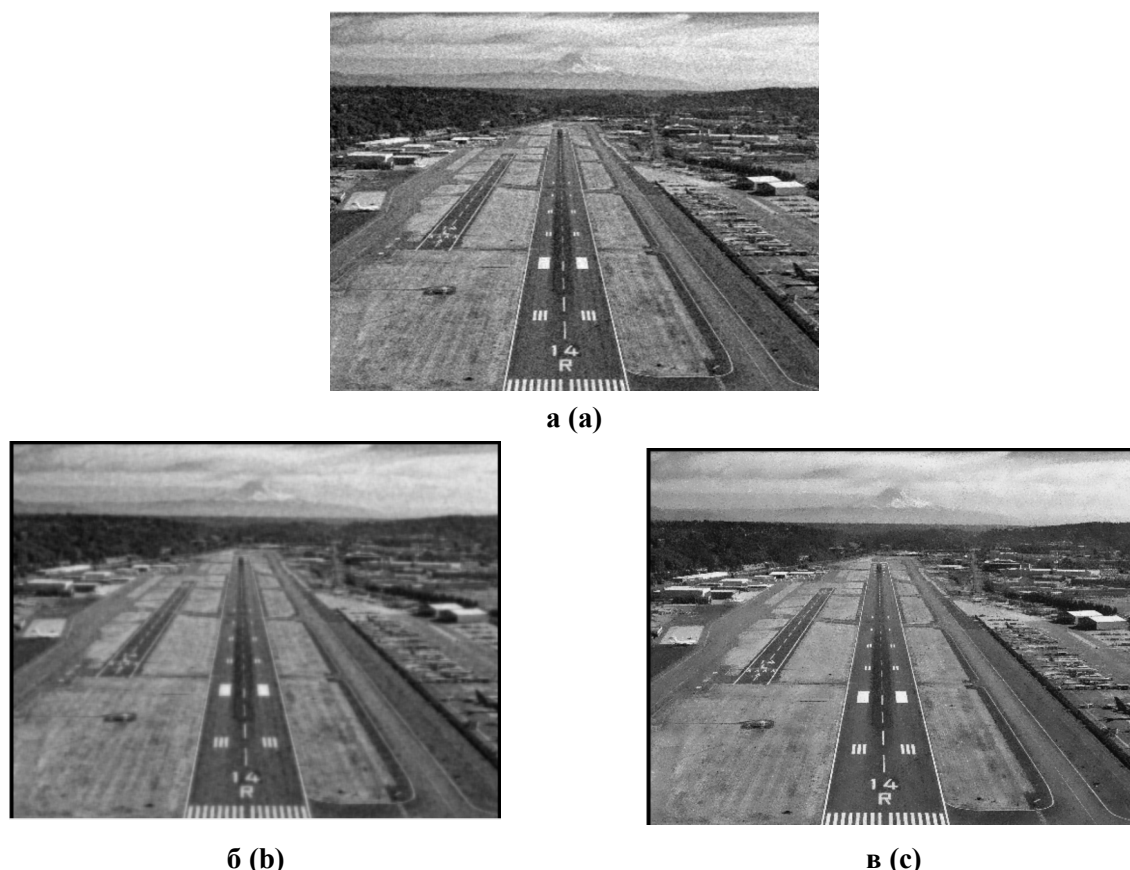


Рисунок 1 – Подавление белого дискретного шума ($\sigma = 20$): а — исходное изображение; б – результат сглаживания Гауссовым фильтром; в – результат сглаживания сигма-фильтром

Figure 1 – Suppression of white discrete noise ($\sigma = 20$): a – original image;

b – result of smoothing by Gaussian filter; c – the result of smoothing with sigma filter

Метод Хафа в стандартном виде призван обнаруживать прямую в составе контурного изображения и определять ее параметры (p, θ) . Здесь p – расстояние до прямой от начала координат, а θ – угол, образованный вектором нормали к этой прямой с положительным направлением оси Ox . При решении многих задач необходимо знать не только названные параметры, но и координаты конечных точек отрезка, выделенного по методу Хафа или по некоторому другому методу. Этот недостаток метода Хафа устранен в работе [17]. Решение получено с применением преобразования Радона и мультиагентного подхода.

В данной работе предложен быстрый алгоритм обнаружения прямой с вычислением одновременно координат конечных точек отрезка. Предлагаемый метод основан на вычислении в каждом пикселе контурного изображения оценок производной второго порядка. На прямой производная второго порядка должна быть равна нулю. Искомые оценки производной вычисляются как МНК-оценки в рамках полиномиальной модели второго порядка по формуле [13]:

$$\mathbf{q}_2 = \frac{15}{k(k+1)(2k-1)(2k+1)(2k+3)} (3j^2 - k(k+1))_{j=-k}^k. \quad (4)$$

Формула (4) позволяет формировать маски заданной длины $(2k+1)$, обеспечивающие получение оценок коэффициента a_2 в виде $\hat{a}_2 = (\mathbf{q}_2, \mathbf{F})$. В соответствии с формулой (4) маски длиной 5 ($k=2$) и 7 ($k=3$) будут иметь следующий вид

$$\mathbf{q}_2 = \frac{1}{14} (2, -1, -2, -1, 2), \quad \mathbf{q}_2 = \frac{1}{84} (5, 0, -3, -4, -3, 0, 5). \quad (5)$$

Вычислительная сложность данного метода является линейной, то есть $O(n)$, где n – число пикселей в составе контурного изображения.

При реализации любого алгоритма обнаружения прямолинейных участков в составе контура возникают определенные сложности, которые необходимо учитывать в методике обнаружения таких участков. С точки зрения классической математики на любой прямой вторая производная должна быть равна нулю. Однако в пиксельном пространстве такая ситуация имеет место только в случае, когда пиксели лежат на прямой $y = x$ (рисунок 2, а) или $y = -x$, а также на прямых $x = 0$ и $y = 0$. Тогда как прямой $y = \frac{1}{5}x$ будет отвечать следующее расположение пикселей (рисунок 2, б). Применение маски вида (5) к такому упорядоченному набору пикселей даст результат, хотя и близкий к нулю, но не равный ему. Поэтому для вынесения вердикта о принадлежности анализируемого фрагмента контура к некоторой прямой требуется ввести порог. Из результатов тестирования большого массива прямолинейных участков с различными угловыми коэффициентами сделан вывод, что для маски (5) длиной 7, этот порог должен быть равен 0.05. Решение о принадлежности текущего пикселя некоторой прямой принимается, если модуль вычисленного значения свертки маски (4) с фрагментом контурного изображения получается меньше порогового значения.

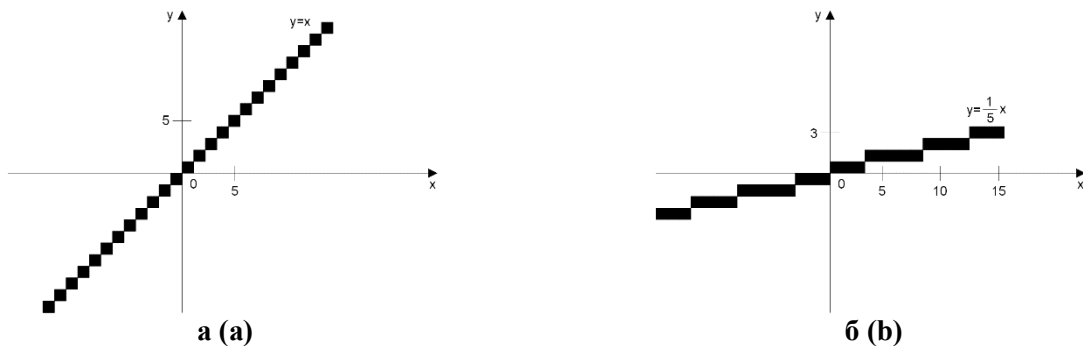


Рисунок 2 – Прямые с различными угловыми коэффициентами в пиксельном пространстве:

а – прямая $y = x$, б – прямая $y = \frac{1}{5}x$

Figure 2 – Straight lines with different slopes in pixel space: a – straight line, b – straight line

На рисунке 3 приведены результаты выделения прямолинейных участков на изображении, содержащем взлетно-посадочную полосу, с использованием описанного метода (рисунок 3, а) и по методу Хафа (рисунок 3, б).

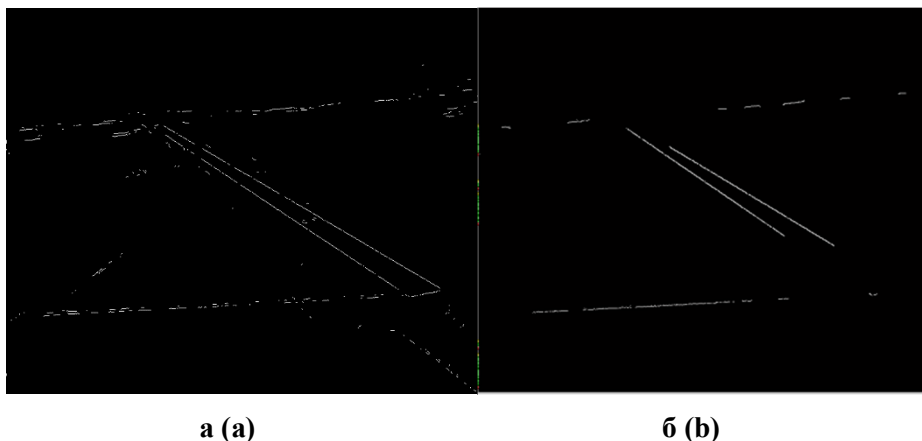


Рисунок 3 – Результаты выделения прямолинейных участков:
а – по предложенному методу; б – по методу Хафа

Figure 3 – The results of straight sections selection: a – according to proposed method;
b – according to Hough method

Метод Хафа «потерял» начальный и конечный участки контура ВПП. Предлагаемый метод позволил выделить корректно все прямолинейные отрезки (рисунок 3, а), присутствующие на реальном контурном изображении. Учитывая полученные результаты, а также боль-

шую сложность метода Хафа, в рамках предлагаемой технологии для обнаружения прямолинейных участков в составе контурных линий используем алгоритм, основанный на вычислении оценок второй производной и сравнении этих оценок с пороговым значением.

Этап 4. Обнаружение и идентификация объектов интереса. Эта задача решается с привлечением аппарата комплексного контурного анализа (ККА) [18]. В рамках теории ККА идентификация объектов выполняется с помощью сопоставления АКФ нескольких контуров объектов-претендентов с АКФ эталонного контура. Автокорреляционная функция контура $\Gamma^{(0)}$ вычисляется по формуле [18, 19]

$$\tau_k = \frac{|\langle \Gamma^{(0)}, \Gamma^{(k)} \rangle|}{\langle \Gamma^{(0)}, \Gamma^{(0)} \rangle}, \quad k = \overline{0, n-1}. \quad (6)$$

Здесь $\Gamma^{(0)} = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ – векторное описание контура, образованного вершинами $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ аппроксимирующего многоугольника, построенного на предыдущем этапе. Контур $\Gamma^{(1)}, \Gamma^{(2)}, \dots, \Gamma^{(n-1)}$ получаются из контура $\Gamma^{(0)}$ в результате циклической перестановки векторов: $\Gamma^{(1)} = (\mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3, \dots, \mathbf{a}_n, \mathbf{a}_1)$, $\Gamma^{(2)} = (\mathbf{a}_3, \mathbf{a}_4, \dots, \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2), \dots, \Gamma^{(n-1)} = (\mathbf{a}_n, \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_{n-1})$. Скалярное произведение контуров $(\Gamma^{(0)}, \Gamma^{(k)})$ в (6) находится по формуле

$$(\Gamma^{(0)}, \Gamma^{(k)}) = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_{k+1}) + (\mathbf{a}_2, \mathbf{a}_{k+2}) + \dots + (\mathbf{a}_{n-k}, \mathbf{a}_n).$$

В этой формуле скалярные произведения $(\mathbf{a}_m, \mathbf{a}_{k+m})$ являются произведениями двух комплексных чисел, второе из которых берется комплексно-сопряженным, то есть, если $\mathbf{a}_{k+m} = u_{k+m} + iv_{k+m}$, то $(\mathbf{a}_m, \mathbf{a}_{k+m}) = (u_m + iv_m) \cdot (u_{k+m} - iv_{k+m})$.

Задача четвертого этапа и алгоритм ее решения выглядят следующим образом. На входе есть эталонный контур $\Gamma^{(0)}$ с прямолинейным участком (участками) в составе границы, например контур некоторого объекта на виртуальном изображении подстилающей поверхности, и есть один или несколько контуров $\gamma^{(m)}$, $m = \overline{1, M}$, также имеющих прямолинейные участки в составе границы. Требуется сравнить эти контуры с эталонным контуром на предмет наличия среди них близкого по форме и характеристикам к эталонному контуру.

Для решения этой задачи по формуле (6) вычисляются автокорреляционные функции эталонного контура $\{\tau_k^{(0)}\}$ и сравниваемых с ним контуров $\{\tau_k^{(m)}\}_{m=1}^M$. Каждую из M автокорреляционных функций $\{\tau_k^{(m)}\}_{m=1}^M$ контуров-претендентов необходимо сравнить с автокорреляционной функцией $\{\tau_k^{(0)}\}$ эталонного контура. Для оценивания меры близости контуров предлагается использовать следующую метрику:

$$d(\Gamma^{(0)}, \gamma^{(m)}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |\tau_k^{(m)} - \tau_k^{(0)}|, \quad m = \overline{1, M}. \quad (7)$$

Чем более похож сравниваемый контур на эталонный, тем ближе к нулю значение метрики $d(\Gamma^{(0)}, \gamma^{(m)})$.

Экспериментальные исследования

На рисунке 4, *а* представлено реальное спутниковое изображение, а на рисунке 4, *б* – фрагмент виртуальной карты местности, контурное изображение которого выступает в качестве эталона.

С эталонным контуром сравнивались шесть контуров зданий, полученные в результате обработки по предложенной технологии изображения, приведенного на рисунке 4, *а*. Контуров всех зданий приведены на рисунке 5, *а-е*.

В таблице 1 приведены вычисленные оценки близости АКФ контуров-претендентов к АКФ эталонного контура. Наименьшее значение метрики (7), свидетельствующее о наиболь-

шей похожести объектов, соответствует рисунку 5, а. А это и есть искомый объект. На всех прочих контурных представлениях объектов получены большие значения метрики. Следовательно, объект, контур которого приведен на рисунке 5, а, и есть искомый объект.



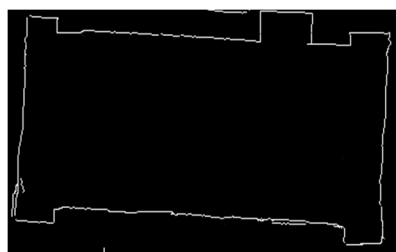
а (а)



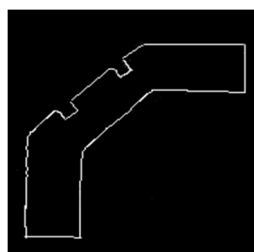
б (б)

Рисунок 4 – Детектирование объекта на реальном изображении: а – спутниковый снимок;
б – фрагмент виртуальной карты местности

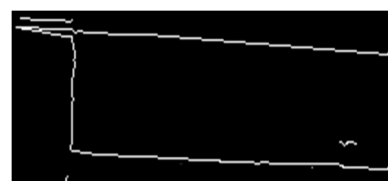
Figure 4 – Detection of an object in a real image: a – satellite image;
b – fragment of area virtual map



а (а)



б (б)



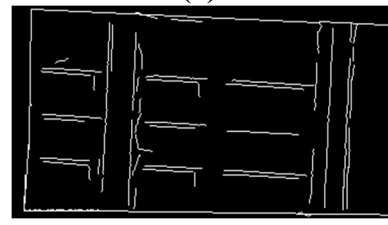
в (в)



г (г)



д (д)



е (е)

Рисунок 5 – Контуры зданий-претендентов

Figure 5 – Contours of building applicants

Таблица 1– Значения метрики (4.4) для объектов на рисунке 5

Table 1 – Metric values (4.4) for objects in Figure 5

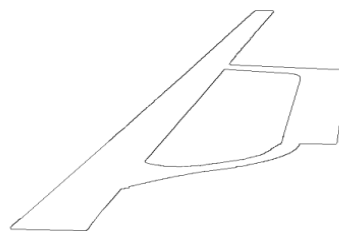
Объект на рисунке 6	а	б	в	г	д	е
Значение критерия (6)	0,048	0,173	0,261	0,224	0,190	0,285

Следующее исследование призвано дать ответ на вопрос о работоспособности технологии в условиях дискретного белого шума. На рисунке 6, а приведено изображение взлётно-посадочной полосы (ВПП) с наложенным на изображение гауссовым шумом с СКО $\sigma = 20$. На рисунках 6, б приведено контурное изображение эталона.

С ним сравнивались два контура. Один получен по предложенной методике без подавления шума (рисунок 7, а). Результат сопоставления АКФ полученного контура ВПП с АКФ эталонного контура по формуле (7) равен 0,173. Это достаточно большое значение, не позволяющее идентифицировать полученный контур как близкий по форме к эталону. Во втором случае контур для сравнения с эталоном получен из того же зашумленного изображения, но с предварительным подавлением шума с помощью сигма-фильтра (рисунок 7, б).

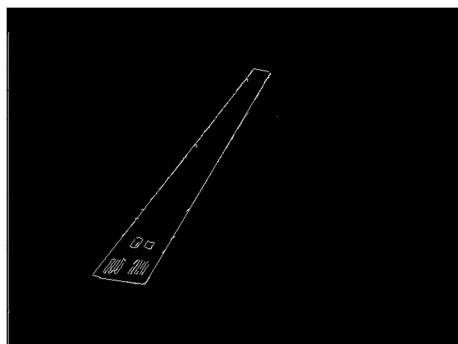


а (a)

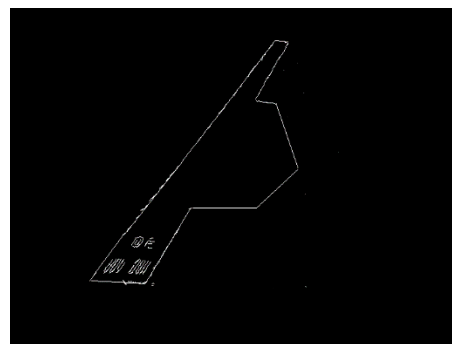


б (b)

Рисунок 6 – Исходные данные: а – зашумленное исходное изображение; б – эталон
Figure 6 – Initial data: a – noisy original image; b – standard



а (a)



б (b)

Рисунок 7 – Контуры ВПП: а – без предварительной фильтрации шума;
б – после предварительной фильтрации шума

Figure 7 – Contours of GDP: a – without preliminary noise filtering;
b – after preliminary noise filtering

Результат сопоставления АКФ, отвечающей контуру, полученному после фильтрации шума, с АКФ эталонного контура по формуле (7) равен 0,046 (таблица 2).

Таблица 2 – Значения метрики (6) при отсутствии шума, на зашумленном изображении и на зашумленном изображении после фильтрации

Table 2 – Metric values (6) in the absence of noise, on a noisy image and on a noisy image after filtering

Изображение	Без шума	С шумом	После фильтрации шума
Значение критерия (6)	0,024	0,173	0,046

Анализ данных таблицы 2 позволяет сделать вывод о том, что использование предварительной фильтрации шума с помощью модифицированного варианта сигма-фильтра способствует корректному детектированию объектов на изображении в условиях помех в виде дискретного гауссова шума.

Заключение

Описана технология детектирования объектов на контурном изображении по эталону, содержащему дополнительный семантический признак в виде одного или нескольких прямолинейных участков в составе контура эталона. Технология состоит из 4-х взаимосвязанных этапов. На первых двух этапах выполняется предварительная обработка растрового изображения, включающая подавление дискретного гауссова шума и эффективное детектирование границ объектов. На третьем этапе реализуется поиск прямолинейных участков в составе контурных линий с помощью оригинального алгоритма. Поиск и идентификация объекта интереса осуществляются на четвертом этапе. Для этого вычисляются АКФ контуров объектов-претендентов и затем сопоставляются с АКФ эталонного контура.

Приведен пример применения разработанной технологии с обнаружением на множестве из 6 объектов искомого объекта и пример работы технологии в условиях дискретного гаус-

сова шума большой интенсивности. Проведенные исследования подтверждают возможность использования разработанной технологии для обнаружения объектов с дополнительным семантическим признаком в виде одного или нескольких прямолинейных участков в составе контура обнаруживаемого объекта.

Библиографический список

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
2. Маслов А. М., Сергеев В. В. Идентификация линейной искажающей системы с использованием ранговой обработки сигналов // Компьютерная оптика. 1990, вып.6. С. 97-102.
3. Otsu N. A Threshold Selection Methods from Gray-Level Histograms. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 9, no. 1, 1979, pp. 62-66.
4. Viola P. and Jones M. J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. P. Viola. Accepted Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001). 2001, pp. 511-518.
5. Алпатов Б. А., Бабаян П. В., Балашов О. Е., Степашкин А. И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. М.: Радиотехника, 2008, 176 с.
6. Золотых Н. Ю., Кустикова В. Д., Мееров И. Б. Обзор методов поиска и сопровождения транспортных средств на потоке видеоданных // Информационные технологии. Вестник Нижегородского университета им. Н. И. Лобачевского. 2012. №5 (2). С. 348-358.
7. Пастушков А. В. Метод и алгоритмы поиска объекта в видеопотоке // диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Томск. 2017. [Электрон. Ресурс: Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники URL: https://storage.tusur.ru/files/62195/dissertation_new.pdf]
8. Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool. Speeded-Up Robust Features (SURF). Elsevier, CH-8092 Zurich, B-3001 Leuven, 2008. 14 p.
9. Lucas B. D., Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision // Proceedings of Imaging Understanding Workshop, 1981. С. 121-130.
10. Комашинский В. И., Смирнов Д. А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. М.: Горячая линия. Телеком, 2002. 94 с.
11. Hough P. V. Machine analysis of bubble chamber pictures // International conference on high energy accelerators and instrumentation, vol. 73. 1959, pp. 2.
12. Ершов Е. И., Терехин А. П., Карпенко С. М., Николаев Д. П. О точной оценке неточностей аппроксимации прямых в алгоритме быстрого преобразования Хафа // ИТиС. 2015. С. 858-868.
13. Novikov A. I., Ustykov D. I. Adaptive Treshold Selecnion in Image Smoothing Problems Using a Sigma Filter // 2020 22th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications, DSPA 2020. DOI: 10.1109/DSPA48919.2020.9213280.
14. John Canny. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8, no. 6, 1986, pp. 679-698.
15. Новиков А. И., Пронькин А. В. Детектор границ градиентного типа для изображений подстилающей поверхности // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2019. № 68. С. 68-76. DOI: 10.21667/1995-4565-2019-68-2-68-76.
16. Новиков А. И., Пронькин А. В. Градиентный метод и программа детектирования границ перепадая яркостей // Сборник трудов ИТНТ-2020 – VI международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии», 26-29 мая, в 4 т. Самара, Самарский университет, 2020. Т. 2: Обработка изображений и дистанционное зондирование Земли. - С. 111-119.
17. Boris A. Alpatov, Pavel V. Babayan, Nikita Yu. Subin. Multi-agent System for Line Detection on Images // Proceedings Vol. 9997, Target and Background Signatures II; 9997OM (2016).
18. Фурман Я. Я., Кревецкий А. В., Передреев А. К., Роженцов А. А., Хафазов Р. Г., Егошина И. Л., Леухин А. Н. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов. М.: Физматлит, 2003. 592 с.
19. Anatoly I. Novikov, Victoria A. Sablina, Aleksey I. Efimov, Michael B. Nikiforov. Contour Analysis in the tasks of real and virtual images superimposition. Journal Coupled Systems and Multiscale Dynamics, vol 4(4), 2016, pp. 251-259. (Doi: 10.1166/jesmd. 2016.1112 J. Coupled Syst. Multiscale Dyn. vol 4(4)/2330-152X/2016/251/009).

UDC: 004.932

METHOD FOR DETECTING OBJECTS WITH ADDITIONAL SEMANTIC SIGNATURE

A. I. Novikov, Dr. Sc. (Tech.), associate Professor department of higher mathematics RSREU, Ryazan, Russia; orcid.org/0000-0002-8166-8234, e-mail: novikovanatoly@yandex.ru

D. I. Ustukov, Lecturer, Department of computing machines, RSREU, Ryazan, Russia; orcid.org/0000-0002-4848-8936, e-mail: ustukov.mail@yandex.ru

The aim of the work is to develop a method for detecting objects in the image of Earth underlying surface which have additional semantic feature in the form of one or more rectilinear sections as part of object contour on contour image. The presence and the type of additional feature made it possible to develop the technology for processing a raster image with minimal computational complexity. The proposed technology consists of four main stages: nonlinear filtering of discrete white noise using a modified version of sigma filter which allows the boundaries of objects to be preserved without blurring; selection of object contours; search for straight sections as part of contour lines followed by piecewise linear approximation of nonlinear part of closed contours; detection and identification of objects of interest based on calculating contour autocorrelation function.

Key words: noise variance estimation, sigma filter, edge detection, line detection, method of second derivatives, contour autocorrelation function.

DOI: 10.21667/1995-4565-2022-79-89-100

References

1. **Gonsales R., Vuds R.** *Cifrovaya obrabotka izobrazhenij*. M.: Tekhnosfera. 2005. 1072 p. (in Russian).
2. **Maslov A. M., Sergeev V. V.** Identifikaciya linejnoj iskazhayushchej sistemy s ispol'zovaniem rangovoj obrabotki signalov. *Komp'yuternaya optika*. 1990, vol.6, pp. 97-102. (in Russian).
3. **Otsu N.** A Threshold Selection Methods from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, 1979, pp. 62-66.
4. **Viola, P. and Jones M. J.** Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. *Accepted Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2001)*. 2001, pp. 511-518.
5. **Alpatov B. A., Babayan P. V., Balashov O. E., Stepashkin A. I.** *Metody avtomaticheskogo obnaruzheniya i soprovozhdeniya ob"ektov. Obrabotka izobrazhenij i upravlenie*. M.: Radiotekhnika, 2008. 176 p. (in Russian).
6. **Zolotyh N. Yu., Kustikova V. D., Meerov I. B.** Obzor metodov poiska i soprovozhdeniya transportnyh sredstv na potoke videodannyh. *Informacionnye tekhnologii, Vestnik Nizhegorodskogo universiteta im. N. I. Lobachevskogo*. 2012, no. 5 (2), pp. 348-358. (in Russian).
7. **Pastushkov A. V.** Metod i algoritmy poiska ob"ekta v videopotoke. Dissertaciya na soiskanie uchenoj stepeni kandidata tekhnicheskikh nauk. Tomsk. 2017. [*Elektron. Resurs: Tomskij gosudarstvennyj universitet sistem upravleniya i radioelektroniki* URL: https://storage.tusur.ru/files/62195/dissertation_new.pdf]
8. **Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, and Luc Van Gool.** *Speeded-Up Robust Features (SURF)*. Elsevier, CH-8092 Zurich, B-3001 Leuven, 2008. 14 p.
9. **Lucas B. D., Kanade T.** An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *Proceedings of Imaging Understanding Workshop*, 1981, pp. 121-130.
10. **Komashinskij V. I., Smirnov D. A.** *Nejronnye seti i ih primeneniye v sistemah upravleniya i svyazi*. M.: Goryachaya liniya. Telekom. 2002. 94 p. (in Russian).
11. **Hough P. V.** Machine analysis of bubble chamber pictures. *International conference on high energy accelerators and instrumentation*, vol. 73. 1959. 2 p.
12. **Ershov E. I., Terehin A. P., Karpenko S. M., Nikolaev D. P.** O tochnoi ocenke netochnostei ap-procimacii pryamyx v algoritme bystrogo preobrasovaniy Hafa. *ITiC*. 2015, pp. 858-868. (in Russian).

13. **Novikov A. I., Ustykov D. I.** Adaptive Treshold Selecnion in Image Smoothing Problems Using a Sigma Filter. 2020 22th *International Conference on Digital Signal Processing and its Applications, DSPA 2020*. DOI: 10.1109/DSPA48919.2020.9213280.
14. **John Canny.** A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, 1986, pp. 679-698.
15. **Novikov A. I., Pron'kin A. V.** Детектор границ градиентного типа для изображений подстилающей поверхности. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2019, no. 68, pp. 68-76. DOI: 10.21667/1995-4565-2019-68-2-68-76. (in Russian).
16. **Novikov A. I., Pron'kin A. V.** Градиентный метод и программа детектирования границ перепада яркостей. *Sbornik trudov ITNT-2020 – VI-j mezhdunarodnoj konferencii i molodezhnoj shkoly «Informatcionnye tekhnologii i nanotekhnologii»*, 26-29 maya, v 4 t. Samara, Samarskij universitet, 2020, vol. 2: Obrabotka izobrazhenij i distancionnoe zondirovanie Zemli, pp. 111-119. (in Russian).
17. **Boris A. Alpatov, Pavel V. Babayan, Nikita Yu. Subin.** Multi-agent System for Line Detection on Images. *Proceedings. Vol. 9997, Target and Background Signatures II*; 9997OM (2016).
18. **Furman Ya. Ya, Kreveckij A. V, Peredreev A. K., Rozhencov A. A., Hafazov R. G., Egozhina I. L., Leuhin A. N.** *Vvedenie v konturnyj analiz; prilozheniya k obrabotke izobrazhenij i signalov*. Moscow: Fizmatlit. 2003, 592 p. (in Russian).
19. **Anatoly I. Novikov, Victoria A. Sablina, Aleksey I. Efimov, Michael B. Nikiforov.** Contour Analysis in the tasks of real and virtual images superimposition. *Journal Coupled Systems and Multiscale Dynamics*, vol 4(4), 2016, pp. 251-259. (Doi: 10.1166/jcsmd. 2016.1112 J. Coupled Syst. Multiscale Dyn. vol 4(4)/2330-152X/2016/251/009).