

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2022.11.7>

УДК: 004.932

ОБНАРУЖЕНИЕ И ОТСЛЕЖИВАНИЕ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ КАРТЫ ВНИМАНИЯ ДЛЯ БПЛА

В.П. Федосов, Р.Р. Ибадов, С.Р. Ибадов

Институт радиотехнических систем и управления, Южный Федеральный Университет
347928, г. Таганрог, некрасовский пер., 44.

Статья поступила в редакцию 24 октября, 2022.

Аннотация. Обнаружение и отслеживание объектов - одна из важнейших областей компьютерного зрения, а также применение в беспилотных летательных аппаратах (БПЛА). Однако из-за сверхманевренности мобильной платформы БПЛА изображение в воздухе обычно размыто и имеет низкое отношение сигнал-шум, что связано с рабочей средой. Для решения проблемы обнаружения наземных объектов на платформе БПЛА, традиционные методы распознавания и классификации образов, часто являются неэффективными. Модель зрительного внимания является своего рода моделью бионического зрения с хорошей устойчивостью. В статье для обнаружения наземных объектов с использованием БПЛА, предлагается метод, основанный на модели визуального внимания, применяемый к сложному фону местности для обнаружения объектов. Чтобы быстро выделить наземные объекты на аэрофотоснимках, применяется функция извлеченного градиента для обнаружения области визуальной значимости, а затем с помощью алгоритма сегментации достигается выделение целевого изображения. Предметом исследования являются метод и алгоритм обнаружения наземных объектов на карте подстилающей поверхности с использованием модели визуального внимания и сегментирование объектов. Объектом исследования является набор

видеопоследовательности карты местности с различным рельефом. Новизной работы является алгоритм, позволяющий обнаружить наземные цели на основе карты внимания с использованием алгоритма сегментации объектов. Предложен новый способ сегментации объектов на видеопоследовательности. Проведены экспериментальные исследования на основе видеопоследовательностей карты подстилающей поверхности с различным фоном и проведен анализ полученных результатов. Полученные результаты позволяют выявлять объекты в интересующей области. В результате решения сформулированных задач можно сделать следующие выводы: Разработан алгоритм обнаружения наземных объектов на основе карты внимания. Разработан алгоритм сегментации наземных объектов на основе карты градиентов. Анализ результатов проведенного исследования показал, что предложенный алгоритм позволяет обнаружить и выделить наземные объекты на карте местности с различным рельефом.

Ключевые слова: карта внимания, обнаружение объектов, сегментация изображений, градиент, рельеф, БПЛА.

Финансирование: Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 22-29-01389 от 21.12.2021 в Южном федеральном университете.

Автор для переписки: Ибадов Рагим Рауфевич, ragim_ibadov@mail.ru

Введение

Человек легко оценивает важность изображения областей и сосредотачивает внимание на таких значимых участках, известных как салиентные области. Салиентность возникает из-за визуальной уникальности или непредсказуемости и часто приписывается вариациям атрибутов изображения, таких как цвет, градиент, края и границы. Зрительная значимость, тесно связанна с тем, как люди воспринимают и обрабатывают визуальные характеристики, исследуется многими дисциплинами, включая когнитивную психологию, нейробиологию и компьютерное зрение [1]. Некоторые ученые

обнаружили, что теории человеческого внимания предполагают, что система человеческого зрения обрабатывает только части изображения в деталях, оставляя другие почти необработанными. Другие ученые использовали приведенные выше результаты с точки зрения визуальной психологии, пытались вычислить и обнаружить значительные области изображений. [2], так как позволяет преимущественно распределять вычислительные ресурсы при последующем анализе и синтезе изображений. Ценность методов обнаружения заметных объектов заключается в их широком применении во многих областях, включая сегментацию изображений интересующих объектов [3], распознавание объектов [4], адаптивное сжатие изображений [5], изменение размера изображения с учетом содержимого [6] и поиск изображений [7]. Обнаружение объектов для БПЛА остается ключевой задачей распознавания образов. Обычно БПЛА общего назначения имеют небольшой размер и множество преимуществ, таких как малый вес, низкая стоимость, гибкость; более того, БПЛА подходит для работы с пострадавшими, особенно в условиях повышенного риска. В качестве новой платформы дистанционного зондирования широко используются БПЛА, оснащенные камерами для обнаружения наземных объектов, что является важным применением для обнаружения и отслеживания наземных объектов.

Размытость изображения, вызванная движением летательного аппарата с шестью степенями свободы, искажением формы объектов и нарушением меняющейся освещенности, – все это затрудняет обнаружение объектов. Такие алгоритмы, как фильтрация Винера, вейвлет-разложение, нормализация освещения и др. могут в какой-то степени смягчить это влияние. Однако их трудно реализовать на практике, и они не могут удовлетворить требования к производительности в реальном времени [8].

По вышеуказанным причинам работа относится к зрительной системе человека (HVS) [9] и предлагается метод, который сочетает в себе алгоритм внимания модели «сверху-вниз» и «снизу-вверх» зрения, а также алгоритм сегментации. Яркость и цвет являются двумя основными характеристиками. Карта внимания устанавливается для контрастов яркости и цвета. Области

интереса (ROI) получают путем обработки карты внимания с использованием алгоритма сегментации.

Данный метод проверен с помощью БПЛА, и эксперименты показывают, что метод имеет хорошую производительность и надежность в реальном времени.

Цели и задачи. Целью исследований является повышение точности обнаружения наземных объектов на карте подстилающей поверхности, которая заключается в использовании модели визуального внимания и сегментировании объектов на поверхности данных о подстилающей поверхности.

Задачи исследования:

- Разработать алгоритм обнаружения наземных объектов на основе карты внимания.
- Разработать алгоритм сегментации наземных объектов на основе карты градиентов.
- Провести анализ эффективности предложенного алгоритма.

1. Механизм зрительного внимания

В зрительной системе человека внимание вызывают именно особые и индивидуальные черты, которые выражаются целевыми областями, а не избыточность и общие черты, выраженные фоном. Можно получить существенную региональную информацию со всей информацией, вычитая избыточную. Использование визуального внимания может помочь быстро найти целевую область, поскольку избыточность изображения уменьшается [10]. Существует два типа моделей зрительного внимания: модель «снизу-вверх» и модель «сверху-вниз». Модель «сверху-вниз» требует наведения сверху, имеет сильную субъективность и обычно используется для обнаружения объектов и автоматического управления. Модель «снизу-вверх», на которую полностью влияют особенности изображения, не требует никакого руководства сверху-вниз для переключения внимания и в основном используется для поиска. Метод Итти, основанный на модели когнитивного внимания [11], значимая модель,

основанная на теоретико-решенном подходе [12], и метод салиентности, основанный на спектральном анализе [13], являются тремя классическими методами зрительного внимания. Ли провел обзор методов визуального внимания для отслеживания объектов. Они исследуют плюсы и минусы репрезентативных методов и дают информацию на будущее [14]. Модель когнитивного внимания ближе к биологическим механизмам. Она может эффективно использовать основные функции изображения. Однако эта модель имеет высокую вычислительную сложность. В качестве мишеней используются программируемые роботы iRobot Create®, покрытые красной или зеленой доской. Каждый робот движется со скоростью 0,33 м/с. Траекторный шум, максимальная амплитуда которого составляет 20°, возникает каждые 5 секунд. Присутствует обильная текстура земли. Задача – распознать красных и зеленых роботов на земле с обильной текстурой. Для обеспечения надежной работы в режиме реального времени и априорных знаний задачи объединяются модели «снизу-вверх», и «сверху-вниз». Карта внимания определяется картой внимания яркости и цвета.

Используемая карта внимания яркости относится к методу ИТТІ, «снизу-вверх» модели. Изображение яркости I получается по формуле (1) и используется для построения пирамиды Гаусса, где $\sigma \in [0,1,2,\dots,7]$. Затем делается «разность центр-окружность» пирамиды (2):

$$I = (r + g + b) / 3 \quad (1)$$

$$I(c, s) = |I(c) \ominus I(s)|, \quad (2)$$

где r, g, b – получены, при разбиении RGB-изображения, являются значениями красного, зеленого и синего каналов; c – представляет нижний этаж пирамиды, является центральной мелкой шкалой, где $c = \{2, 3, 4\}$; s – представляет более высокий этаж пирамиды, является объемной, с более грубым масштабом, с $|s = c + \delta$ и $\delta = \{2, 3\}$; \ominus – определяется как «разность центр-окружение». Подход заключается в том, что настраивается карта объектов

(изображение) s масштаба в тот же размер, что и масштаб, путем интерполяции, а затем минус две карты точка за точкой.

Цветная карта внимания включает в себя карту внимания контраста цвета и карту внимания В-канала. Для карты внимания цвет-контраст учитываются характеристики цветовосприятия зрительной системы человека, используется система «цветной двойной оппонент». Обычно система «цветной двойной оппонент» основана на противостоянии пар красный/зеленый и синий/желтый. Однако на основе априорных знаний, используется красно-синяя оппозиция. Широкие каналы цвета R и B создаются по формуле (3). Из соответствующих им каналов цвета создаются две пирамиды Гаусса $R(\sigma)$, $B(\sigma)$, с $\sigma = [0, 1, 2, \dots, 7]$. Затем создается разница между центром и окружением, между двумя пирамидами (4).

$$R = \begin{cases} r - (g + b) / 2 & (R > 0) \\ 0 & (R \leq 0) \end{cases} \quad (3)$$

$$B = \begin{cases} b - (r + g) / 2 & (B > 0) \\ 0 & (B \leq 0) \end{cases}$$

Затем создаем разницу между центром и окружением, между двумя пирамидами (4):

$$RB(c, s) = |(R(c) - B(c)) \ominus (B(s) - R(s))|. \quad (4)$$

Для карты внимания В-канала используется изображение $B(0)$. Алгоритм адаптивной пороговой сегментации используется для получения центра изображения $B_0(x, y, \xi)$ путем сегментации $B(0)$. Карта внимания В-канала $B_0^*(x, y)$ получается путем обработки $B_0(x, y, \xi)$ по формуле (6):

$$\xi = avgB / 2 \quad (5)$$

$$B_0^*(x, y) = 255 - B_0(x, y, \xi), \quad (6)$$

где B_0 – нижний этаж $B(\sigma)$ с σ равной 0, ξ – порог алгоритма адаптивной пороговой сегментации, полученный по формуле (5), $avgB$ – является среднее значение по всем пикселям изображения B_0 .

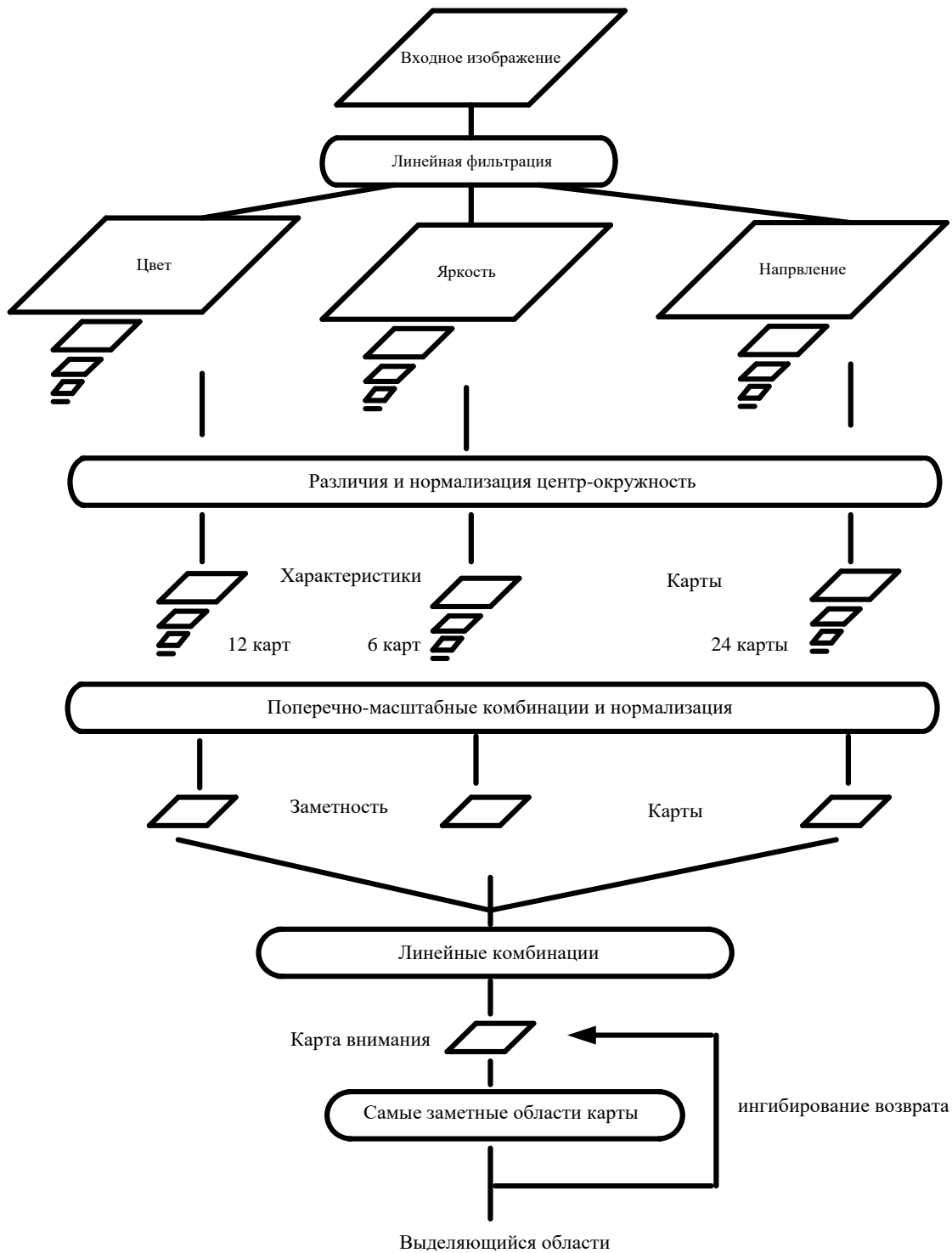


Рис. 1. Архитектура модели карты внимания

Модели визуального внимания обычно состоят из выделения признаков, создания заметной карты и пороговой сегментации. Весь процесс показан на рисунке 1. Сначала делается повторная выборка на входном изображении и извлекается низкоуровневые признаки изображения, затем эти признаки используются для создания гауссовой пирамиды и оператор вычисляет локальный визуальный контраст по центру и окружающему пространству.

Высококонтрастная область представляет собой выделенную область, которая, привлекает визуальное внимание, а затем все разные масштабы выделенных областей нормализуются путем слияния. Наконец, изображение слияния представляет собой исчерпывающую визуальную карту значимости.

2. Карта внимания

Всего вычисляется тринадцать признаков карт: шесть для яркости и семь для цвета. Окончательная карта внимания S вычисляется с помощью данных 13 признаков карт (7-9):

$$\bar{I} = \bigoplus_{c=2}^4 \bigoplus_{s=c+2}^{c=3} \left(N(I(C, S)) \right), \quad (7)$$

$$\bar{C} = \bigoplus_{c=2}^4 \bigoplus_{s=c+2}^{c=3} \left[N(RG(c, s)) + N(BG(c, s)) \right], \quad (8)$$

$$S = aN(\bar{I}) + bN(\bar{C}) + cB_0^*(x, y), \quad (9)$$

где \bigoplus – показывает, масштабирование каждой характеристики карты до размера нижней шкалы пирамиды, а затем добавление всех характеристик карт точка за точкой.

В приложениях для обнаружения интересующих объектов, можно извлекать существенную карту визуального внимания, поэтому с помощью карты внимания можно эффективно сузить поиск и улучшить обнаружение в режиме реального времени.

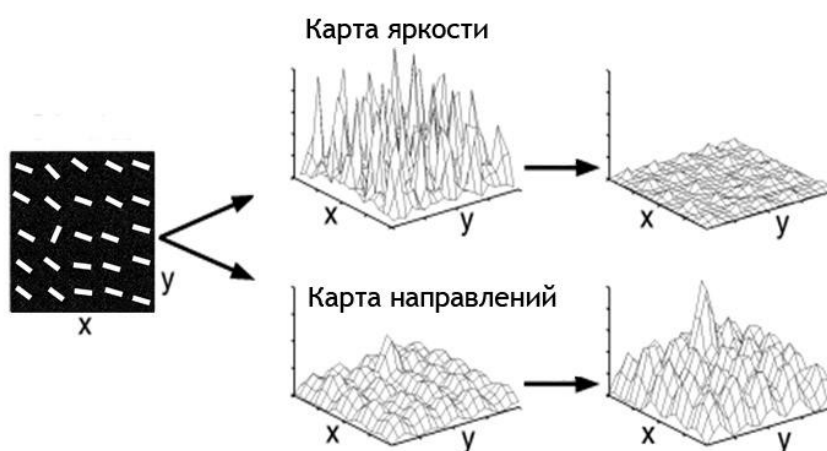


Рис. 2. Нормализация карты изображения

Очевидно, что модель визуального внимания человека является корнем для получения информации от объекта и в принципе согласуется с системой автоматического обнаружения визуального объекта [15]. Основываясь на модели визуального внимания, глубоко изучают многомасштабные параметры в частотной области для извлечения визуальной карты внимания [16] и предлагается модель сегментации объектов фильтра визуального внимания и применяем ее для обнаружения наземных целей на платформе БПЛА.

3. Получение областей используя сегментацию.

Чтобы получить интересующие области, полученная карта внимания S , сегментируется с использованием метода Оцу (10,11):

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > k^* \\ 0, & f(x, y) \leq k^* \end{cases} \quad (10)$$

где k^* – порог в методе Оцу [17], обеспечивает максимальную дисперсию между полезными и фоновыми значениями.

Пиксели, удовлетворяющие формуле (11), отбрасываются и получают целевые области $g^*(x, y)$.

$$g^*(x, y) = \begin{cases} 0, & |r-b| < 5 \ \& \ |r-g| < 5 \ \& \ |g-b| < 5 \\ ignore, & else \end{cases} \quad (11)$$

Далее для описания образцов, используется гистограмма направленных градиентов (HoG). Таким образом, каждый образец получает дескриптор. Дескриптор HoG, который эффективно выражает распределение плотности направления границ, устойчив к изменению освещения и углу местности. Эти дескрипторы, полученные HoG, используются для обучения с помощью машины опорных векторов (SVM) и получается классификатор обнаружения цели. Координаты цели получают путем измерения на основе зрения.

Недостатком данного алгоритма является пороговая бинаризация с помощью метода Оцу, так как чувствительна к неравномерной яркости изображения. Решением такой проблемы может быть введение локальных

порогов, вместо одного глобального, но тогда увеличивается вычислительная сложность алгоритма. Поэтому в данной работе предлагается новый алгоритм сегментации наземных объектов.

4. Сегментация изображений на карте визуальной значимости.

Чтобы выделить наземные объекты, нужно сегментировать области изображения, чтобы упростить обнаружение объектов. Извлечение признаков путем расчета карты градиентов используется для обнаружения салиентной области. После выделения области метод преобразования используется для сегментации изображения для обнаружения наземных объектов. Выражение градиента $G(x, y)$ описывает изменение целевого значения серого (12):

$$G(x, y) = \sqrt{(f(x, y) \times G_x)^2 + (f(x, y) \times G_y)^2}, \quad (12)$$

где $f(x, y)$ – значение серого; G_x, G_y – оператор Собеля для маски градиентов $G_y = G_x'$.

Сначала изображение делится на несколько областей с помощью карты градиентов, затем матрица маркировки L_{rgb} генерируется градиентной картой.

Наконец, объекты будут обнаружены путем выбора порога для сегментации.

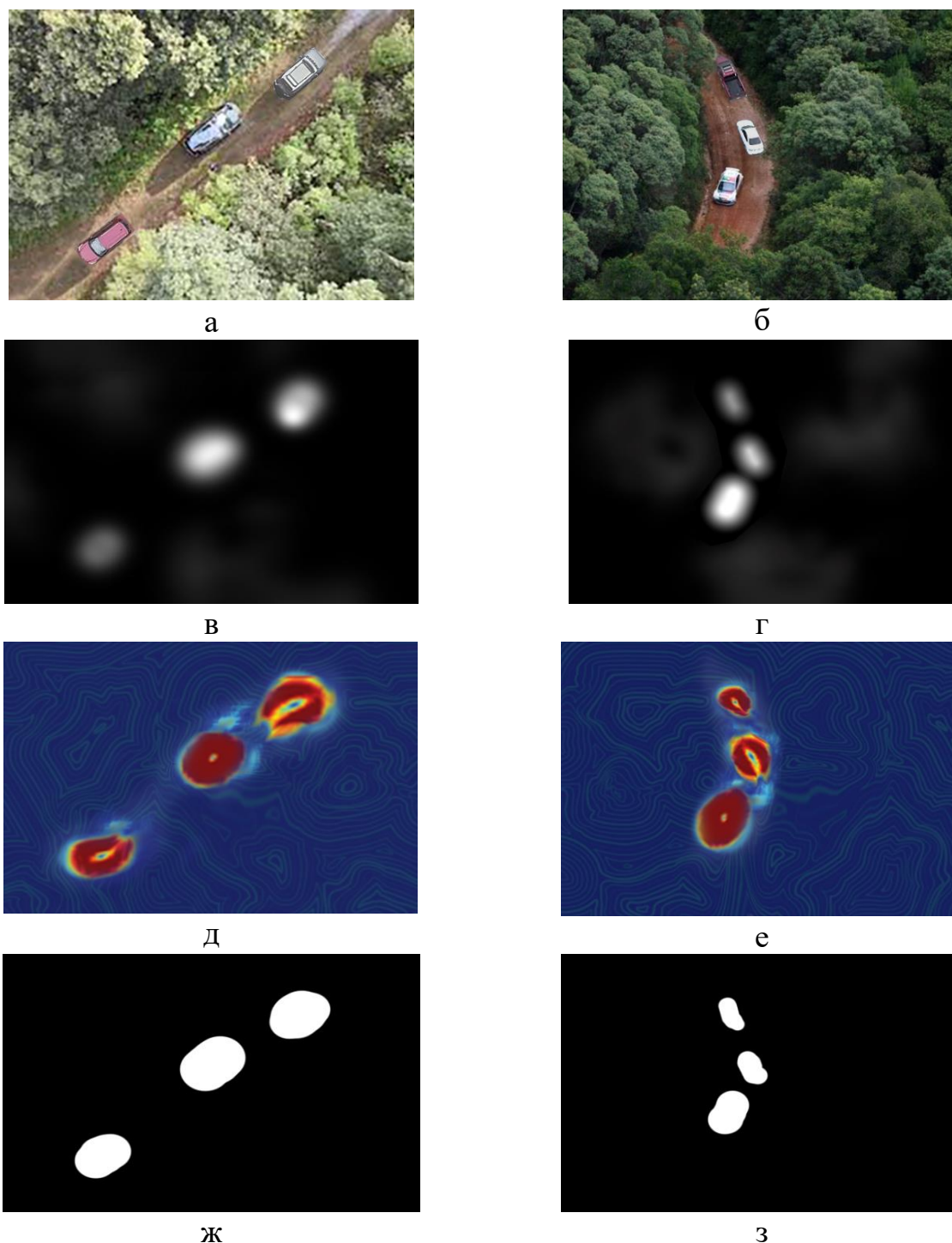


Рис. 3. Алгоритм сегментации: а, б – оригинальные изображения; в, г – изображения карты внимания; д, е – изображения карты градиентов; ж, з – изображения карты сегментации

Результаты, показанные на рисунке 3, представляют собой изображения алгоритма сегментации, где изображения в и г представляет собой карту внимания, а изображения. 3 д и е представлены в виде карт градиента с помощью псевдоцветов, а изображения. 3 ж и з представляют собой карту сегментации.

Результаты алгоритма сегментации показывают эффективный способ обнаружения цели в сложной обстановке.

5. Экспериментальные результаты

Экспериментальные данные взяты из общедоступных интернет-ресурсов видеороликов полета БПЛА, снятые с различных ракурсов и различным рельефом. Продолжительность видеозаписи в среднем составляет 700 секунд, при этом разрешение изображения составляет 640 на 480 пикселей, а частота кадров – 30 кадров в секунду. В данной работе для экспериментов были извлечены последовательные кадры.

Эксперименты проводились на персональном компьютере с целью проверки достоверности модели визуального внимания для алгоритма обнаружения наземных объектов БПЛА. Разработали и провели два эксперимента для тестирования видеопоследовательностей авиационных изображений. Первый эксперимент тестируется в относительно простом фоновом окружении, а второй эксперимент тестируется в более сложном фоновом окружении.

Проведение двух вышеописанных экспериментов предназначено для проверки надежности и адаптивности предложенного алгоритма в обоих случаях путем обнаружения наземных объектов.

Результаты первой группы экспериментов показаны на рисунке. 4 при простом фоновом окружении для обнаружения наземных объектов. Как видно из рисунка 4 г, д, е автомобили на дорожном полотне обнаруживаются с помощью модели зрительного внимания.

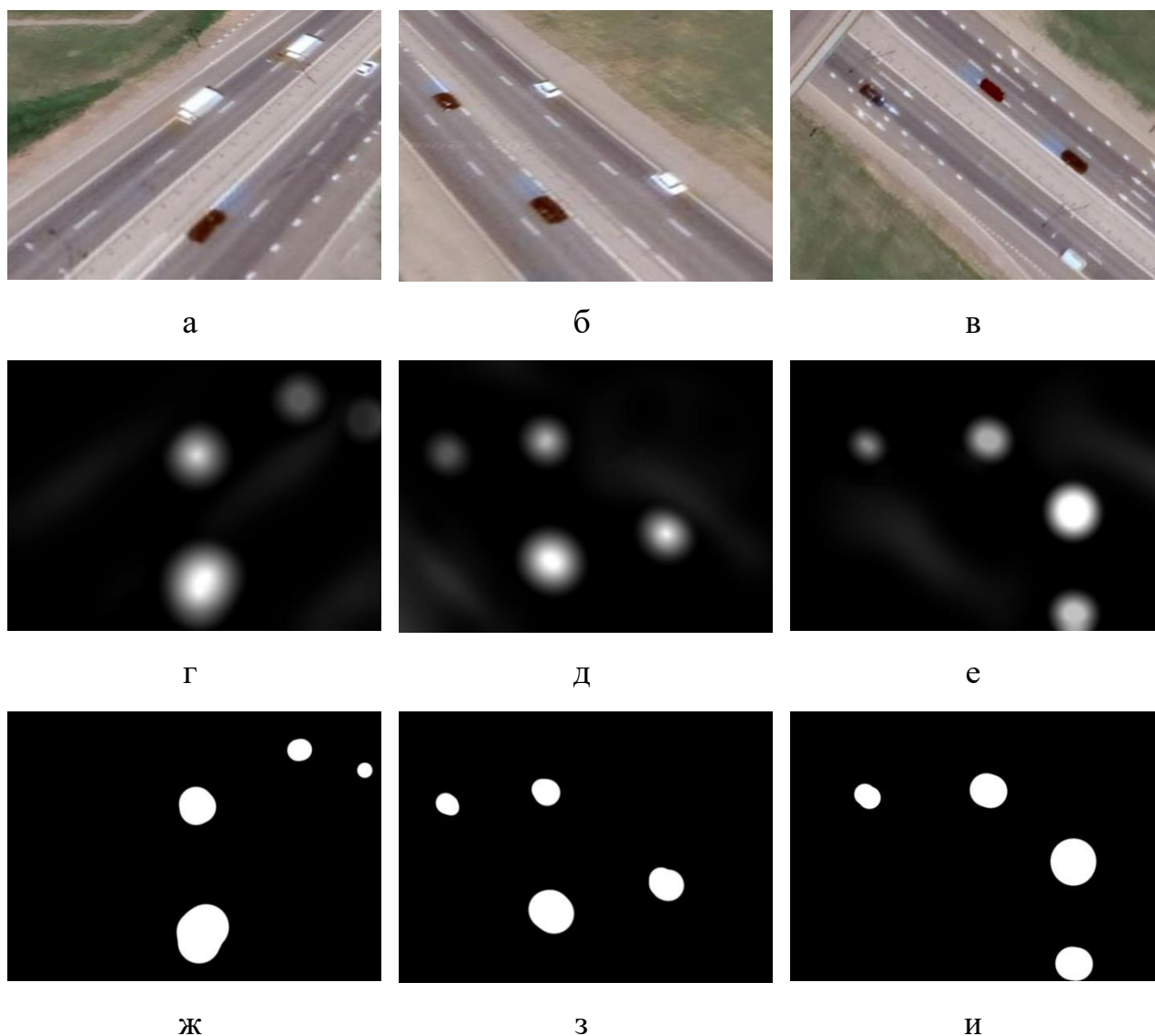


Рис. 4. Алгоритм сегментации:
 а, б, в – оригинальные изображения; г, д, е – изображения карты внимания;
 ж, з, и – изображения карты сегментации

В данной работе используется расчет рельефной карты, удаления обычной белой отражающей зоны и сохранения контрастного контура изображения из-за резких изменений и нерегулярной текстуры. Затем, на основе визуальной карты, алгоритм сегментации используется для сегментации карты визуальной значимости и, выделения областей с автомобилями, как показано на рисунке 4 ж, з, и.

Результаты второй группы экспериментов представлены на рисунке 5 при несколько более сложной фоновой обстановке для обнаружения наземных объектов. Как видно из рисунка 5 г, д, е, автомобили в лесу обнаружены с помощью модели зрительного внимания.

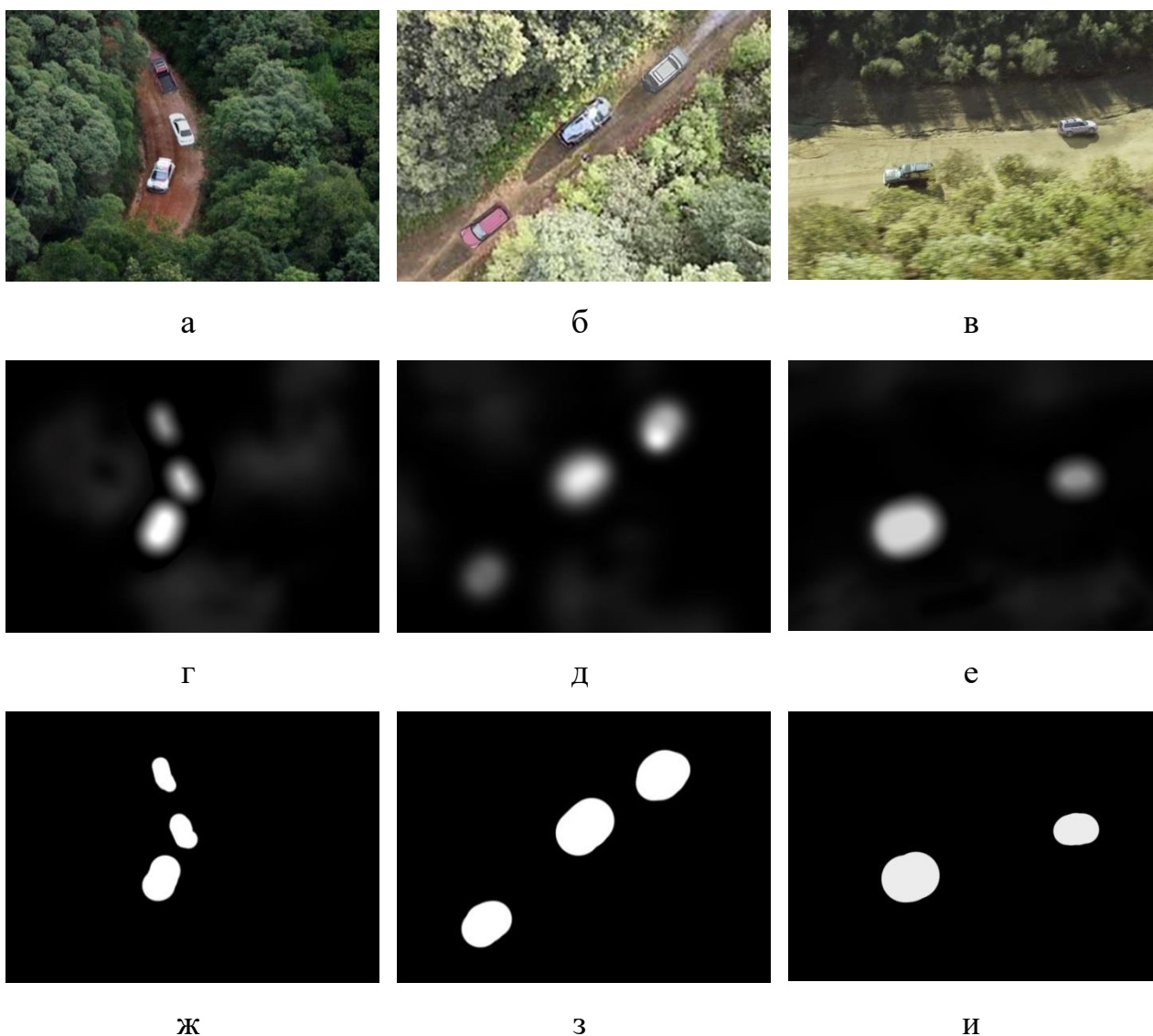


Рис. 5. Алгоритм сегментации:

а, б, в – оригинальные изображения; г, д, е – изображения карты внимания;
ж, з, и – изображения карты сегментации

В этой работе используется расчет рельефной карты, удаление повторяющихся деревьев и травы и сохранения контрастных краев изображения из-за резких изменений и нерегулярной текстуры, даже если автомобили закрывают деревья. Затем, на основе визуальной карты, алгоритм сегментации используется для сегментации карты внимания, выделение автомобильных областей, как показано на рисунке 5 ж, з, и.

Чтобы оценить эффективность предложенного алгоритма, используем два параметра – вероятность правильного обнаружения и отношение сигнал / шум. Чем больше это отношение, тем меньше шум влияет на характеристики системы. На рисунке 6 представлены рассчитанные кривые зависимости вероятности

правильного обнаружения P от отношения сигнал/шум SNR при фиксированной вероятности ложной тревоги $P_F = 10^{-3}$.

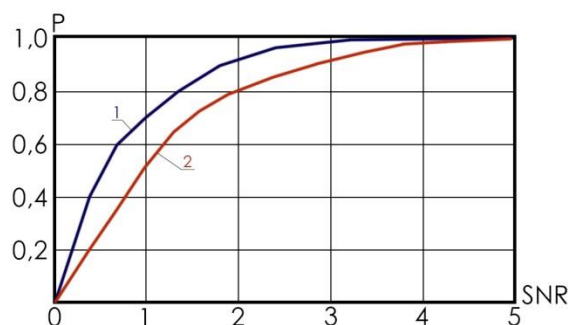


Рис. 6. Зависимость вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал шум

Различия в эффективности обнаружения объектов примерно одних и тех же размеров и формы, в данном случае определяются разным типом рельефа участков изображения. Синяя линия 1 показывает характеристики обнаружения на автомагистральном участке, Красная линия 2 – на лесном участке. Из графика видно, что чем выше значение соотношения сигнал/шум, тем выше вероятность правильного обнаружения объектов. Очевидно, что лес воспринимается как шумовой процесс, поэтому распознавание и обнаружение в данной окружающей среде более проблематично, чем в городских условиях.

Таким образом, данный метод позволяет эффективно вычислять характерные области аэрофотоснимка без предварительного знания шаблона или характеристик объекта, а также без необходимости наблюдения или обучения, метод может автоматически обнаруживать наземные объекты, обычно соответствующие гибкости платформы БПЛА.

Заключение

Для обнаружения целевых областей БПЛА в данной работе предлагается алгоритм, основанный на модели визуального внимания, который применяется в сложной фоновой обстановке для обнаружения наземных объектов. Предложенный алгоритм объединил модель визуального внимания и метод сегментации для обнаружения салиентных областей без предоставления шаблона или обучения или изучения объектов, а также преодолевает недостатки

традиционного метода, основанного на распознавании образов. Метод обнаружения объектов, на основе модели визуального внимания, соответствует биологической зрительной системе, а расчет прост, подходит для инженерных приложений, показывает высокое быстродействие. Анализ результатов проведенного исследования показал, что предложенный метод можно эффективно применять на карте местности с различной структурой рельефа. В дальнейших исследованиях планируем адаптировать модель карты внимания для обнаружения слепых зон, дефектов, солнечных бликов на изображении.

Финансирование: Исследование выполнено при поддержке гранта Российского научного фонда № 22-29-01389 от 21.12.2021 г. в Южном федеральном университете.

Литература

1. Mannan S.K., Kennard C., Husain M. The role of visual salience in directing eye movements in visual object agnosia. *Current biology*. 2009. V.19. №6. P.247-248. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2009.02.020>
2. Cheng M.M., Mitra N.J., Huang X., Torr P.H., Hu S.M. Global contrast based salient region detection. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2014. V.37. №3. P.569-582. <https://doi.org/10.1109/tpami.2014.2345401>
3. Ko B.C., Nam J.Y. Object-of-interest image segmentation based on human attention and semantic region clustering. *JOSAA*. 2006. V.23. №10. P.2462-2470. <https://doi.org/10.1364/josaa.23.002462>
4. Rutishauser U., Walther D., Koch C., Perona P. Is bottom-up attention useful for object recognition? *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* 2004. V.2. P.II-II. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2004.1315142>
5. Christopoulos C., Skodras A., Ebrahimi T. The JPEG2000 still image coding system: an overview. *IEEE transactions on consumer electronics*. 2000. V.46. №4. P.1103-1127. <https://doi.org/10.1109/30.920468>

6. Zhang G.X., Cheng M.M., Hu S.M., Martin R.R. A shape-preserving approach to image resizing. *Computer Graphics Forum*. 2009. V.28. №7. P.1897-1906. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8659.2009.01568.x>
7. Chen T., Cheng M. M., Tan P., Shamir A., Hu S. M. Sketch2photo: Internet image montage. *ACM transactions on graphics*. 2009. V.28. №5. P.1-10. <https://doi.org/10.1145/1618452.1618470>
8. Wang T., Zhang Y., Cai Z., Wang Y., You Z. Visual attention based target detection and tracking for UAVs. *IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference*. 2016. P.895-900. <https://doi.org/10.1109/CGNCC.2016.7828904>
9. Toosy A.T., Ciccarelli O., Parker G.J., Wheeler-Kingshott C.A., Miller D.H., Thompson A.J. Characterizing function–structure relationships in the human visual system with functional MRI and diffusion tensor imaging. *Neuroimage*. 2004. V.21. №4. P.1452-1463. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2003.11.022>
10. Gozli D.G., Moskowitz J.B., Pratt J. Visual attention to features by associative learning. *Cognition*. 2014. V.133. №2. P.488-501. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2014.07.014>
11. Itti L., Koch C., Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 1998. V. 20. №11. P.1254-1259. <https://doi.org/10.1109/34.730558>
12. Gao D., Vasconcelos N. Decision-theoretic saliency: computational principles, biological plausibility, and implications for neurophysiology and psychophysics. *Neural computation*. 2009. V.21. №1. P.239-271. <https://doi.org/10.1162/neco.2009.11-06-391>
13. Hou X., Zhang L. Saliency detection: A spectral residual approach. *IEEE Conference on computer vision and pattern recognition*. 2007. P.1-8. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2007.383267>
14. Wan-Yi L., Peng W., Hong Q. A survey of visual attention based methods for object tracking. *Acta Automatica Sinica*. 2014. V. 40. №.4. P.561-576.

15. Fedosov V.P., Ibadov R.R., Ibadov S.R. Restoration of the Lost Area of the Underlying Surface Image Using the Saliency Map. *IEEE Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves*. 2021. P.447-450. <https://doi.org/10.1109/RSEMW52378.2021.9494112>
16. Fedosov V.P., Ibadov R.R., Ibadov S.R., Voronin V.V. Restoration of the Blind Zone of the Image of the Underlying Surface for Radar Systems with Doppler Beam Sharpening. *IEEE Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves*. 2019. P.424-427. <http://sci-hub.cc/10.1109/RSEMW.2019.8792685>
17. Kurita T., Otsu N., Abdelmalek N. Maximum likelihood thresholding based on population mixture models. *Pattern recognition*. 1992. V.25. №10. P.1231-1240. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(92\)90024-D](https://doi.org/10.1016/0031-3203(92)90024-D)

Для цитирования:

Федосов В.П., Ибадов Р.Р., Ибадов С.Р. Обнаружение и отслеживание объектов на основе карты внимания для БПЛА. *Журнал радиоэлектроники* [электронный журнал]. 2022. №11. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2022.11.7>