

Методика обнаружения объектов с использованием информации об изменениях в изображении местности

Д.И. МИФТАХУТДИНОВ,

аспирант,

И.С. РИЗАЕВ,

канд. техн. наук,

М.П. ШЛЕЙМОВИЧ,

канд. техн. наук

(КНИТУ-КАИ, Казань)

shlch@mail.ru

Рассматриваются вопросы обнаружения объектов на изображениях на основе анализа уровня локального контраста по полю функционала рассогласования и амплитудных характеристик.

Беспилотный летательный аппарат, обнаружение, карта местности, технология выделения изменений

В настоящее время в бортовых системах беспилотных летательных аппаратов активно применяются средства технического зрения для обработки и анализа изображений. Техническое зрение в беспилотных летательных аппаратах используется для решения задач навигации и управления, мониторинга земной поверхности, обнаружения и сопровождения объектов и др. В системах, базирующихся на методах и средствах технического зрения, необходимо обеспечить выполнение следующих процедур: регистрация и преобразование изображений, выделение признаков, анализ признаков. Указанные процедуры предназначены для получения изображений, преобразования их к заданному виду, извлечения из них информации и анализа этой информации с целью понимания содержания изображений. На практике рассматриваются более частные задачи понимания изображений, ориентированные на извлечение структурно-фиксированной информации из одинаковых и известных изображений [1–5]. Большинство систем, осуществляющих автоматическое извлечение такой информации из изображения, используют для этого методы классификации объектов или их частей с последующей локализацией области их расположения [6–8]. Следует отметить, что решаемые при этом задачи также являются плохо формализуемыми и не существует единого подхода к решению таких задач.

Рассмотрим существующие методы и подходы обнаружения и пространственной локализации групп точечных объектов. Так, можно выделить класс методов, где особые точки подвергаются минимальным искажениям с течением времени, например, между соседними кадрами видеопоследовательности. Одним из наиболее распространенных типов особых точек являются углы на изображении, так как в отличие от ребер углы на паре изображений можно однозначно сопоставить. Детектор Моравеца – самый простой детектор углов. Следует отметить, что данный детектор не является инвариантным относительно преобразования поворота и имеет большое число ложных срабатываний на ребрах вследствие шума. Детектор Харриса, построенный на основе детектора Моравеца, улучшен вводом анизотропии по всем направлениям. Однако данный детектор имеет некоторые недостатки – большую вычислительную трудоемкость (по сравнению с детектором Моравеца), чувствительность к шуму и зависимость результатов детектирования от масштаба изображения. Также здесь можно отметить алгоритмы нахождения особых точек, основанные на вейвлет-преобразовании, риджлет-преобразовании, преобразовании Хафа и др.

Альтернативный подход состоит в использовании алгоритмов машинного обучения для тренировки классификатора точек на некотором множестве изображений. FAST-детектор [9], относящийся к эвристическим алгоритмам и строящий деревья решений для классификации пикселей, эффективен при слежении за объектами в реальном времени.

В настоящее время существует ряд методик описания изображений с высокой стабильностью и хорошими характеристиками работы, инвариантными к масштабу и повороту: алгоритм SIFT [10], SURF [11], метод RIFF [12]. В основу метода RIFF положено радиальное и тангенциальное разложение гистограмм градиента и последующая обработка по кольцам. Дескриптор также инвариантен к изменению освещенности.

При работе пассивных оптико-электронных средств наблюдения в бортовых системах беспилотных летательных аппаратов содержится минимальное количество априорной информации, а также требование реализации решающих правил, инвариантных к повороту и сдвигу объектов на анализируемых изображениях. С учетом этого применение большинства классических алгоритмов поиска, например, алгоритмов корреляционно-экстремального анализа или приведенных алгоритмов в их традиционной

форме не представляется возможным, и требуется разработка новых подходов для решения указанной задачи.

Анализ существующих работ показал, что для обнаружения пространственно локализованных объектов применяются статистические, эвристические и нейросетевые подходы [13]. Общим недостатком большинства методов является их далеко не универсальный характер, поэтому на практике в каждом конкретном случае разработчикам приходится применять индивидуальные методы и подходы, выбираемые из числа существующих или разрабатываемые каждый раз заново. Для достижения цели – наиболее точного учета особенностей задачи – требуется использовать имеющуюся априорную информацию об обрабатываемых изображениях.

Таким образом, возникает необходимость использования алгоритма, позволяющего получить дополнительную информацию об объектах. Это и определяет перспективность технологии использования информации об изменениях в изображениях для использования в системах наблюдения высокого разрешения, что существенно повышает эффективность систем воздушного или космического наблюдения.

Рассматривая применимость данной технологии, необходимо оценивать не только особенности реализации процедуры выделения изменений, но и способы последующего использования полученной информации, в частности, на этапе обнаружения объектов.

Основное отличие обнаружения объектов с использованием информации об изменениях в двух изображениях заключается в том, что в качестве входного набора данных используется сформированное поле функционала рассогласования изображений [14].

Цель работы – обнаружение объектов, главным образом автомобильной техники, «появляющихся» и «исчезающих» на изображении. Соотношение между характерными размерами объекта и уровнем пространственной дискретизации изображения определяет размеры областей при построении фильтров и расчете признаков.

Методика обнаружения объектов с использованием информации о различиях в двух изображениях включает следующие этапы.

1. Начальное обнаружение объектов по уровню локального контраста по полю функционала рассогласования изображений.

Для каждой точки поля функционала рассогласования определяются локальные области A и B ($A \in B$), вложенные друг в друга. По области A определяются амплитудные характеристики объекта, а по области B проводится оценка характеристик окружающего фона. Выберем при обработке следующие размеры областей: $A - 4 \times 4$ элемента, $B - 30 \times 30$ элементов.

Задача первого этапа может быть эффективно решена применением детектора-обнаружителя. Работа детектора основана на измерении локальных контрастов между объектами и окружающим фоном для всего анализируемого изображения. Выходной сигнал детектора для каждого элемента изображения с координатами (i, j) определяется выражением [15]

$$LC(i, j) = \frac{\frac{1}{N_1} \sum_{k, n \in A} r_1(i+k, j+n)}{\left(\frac{1}{N_2 - N_1} \right) \left(\sum_{k, n \in B} r_1(i+k, j+n) - \sum_{k, n \in A} r_1(i+k, j+n) \right)}, \quad (1)$$

где N_1 и N_2 – количество элементов в локальных областях A и B ; $r_1(i, j)$ – амплитуда сигнала изображения. В детекторе вычисляется отношение средних значений сигнала по каждой из вложенных областей [16].

2. Вычисление амплитудных характеристик объектов.

Для работы с текстурой изображения в различных масштабах используется Фурье-анализ. Преобразование Фурье следует рассматривать как разложение сигнала на частотную и амплитудную составляющие, т.е. обратимый переход от временного в частотное пространство. Применительно к изображениям преобразование Фурье используется в том числе для выявления периодических структур, что можно использовать для детектирования объектов. В качестве входных данных выступает двумерное изображение

с наложенным шумом. Пусть имеется входное изображение I размером $N \times M$, где N и M – его высота и ширина. Тогда представление двумерного сигнала в частотной области происходит по формуле

$$\bar{I}[i_1, i_2] = \frac{1}{NM} \sum_{k_1=0}^{N-1} \sum_{k_2=0}^{M-1} I[k_1, k_2] \exp \left(j \frac{2\pi}{N} i_1 k_1 + j \frac{2\pi}{M} i_2 k_2 \right), \quad (2)$$

где $j = \sqrt{-1}$.

Исходными данными для вычисления характеристик служит список обнаруженных объектов, полученный на предыдущем этапе. Приведем амплитудные характеристики (признаки), рассчитываемые для каждого объекта с описание правил их расчета:

- а) площадь отклика – количество рядом расположенных пикселей, локальный контраст которых превышает 0,75 от амплитуды изолированного максимума;
- б) максимальный контраст – отношение амплитуды области 5×5 пикселей, центрированной относительно максимума объекта, к средней амплитуде фона;
- в) среднее квадратическое отклонение (СКО) амплитуды – отношение СКО пикселей области A к средней амплитуде фона;
- г) вариация амплитуды – отношение СКО пикселей области A к средней амплитуде области A ;
- д) максимальный момент инерции – сумма произведений амплитуды сигнала в точке на квадрат расстояния от текущей точки до точки «центра тяжести» портрета объекта (рассчитывается для различных углов и берется максимальное значение);
- е) минимальный момент инерции – сумма произведений амплитуды сигнала в точке на квадрат расстояния от текущей точки до точки «центра тяжести» портрета объекта (рассчитывается для различных углов и берется минимальное значение);
- ж) отношение моментов инерции – отношение максимального момента инерции к минимальному (характеризует «вытянутость» объекта);
- з) частотный коэффициент вариации – усредненное по области A значение квадрата коэффициента вариации ($\{\text{СКО}/\text{среднее}\}^2$), определенное в окне 2×2 при разных масштабах изображения.

Этот же набор признаков используется и в процедуре обнаружения объектов непосредственно по изображению.

3. Фильтрация объектов по набору рассчитанных значений признаков.

На данном этапе проводится определение диапазонов значений используемых признаков, обеспечивающих разделение между классами целей и объектов ложной тревоги. Диапазон значений признаков, а также их эффективность определяется экспериментально по результатам измерений на объектах тестовой выборки.

Тестовая выборка «эталонных» объектов должна формироваться по результатам этапа начального обнаружения, т.е. определению максимумов локального контраста на изображении функционала рассогласования. При этом необходимо установить значение порога «отсечения», обеспечившее выделение большого количества объектов, в том числе малоконтрастных.

Для всех выделенных максимумов проводится совместный визуальный анализ объектов в исходных изображениях и изображении функционала рассогласования. Результат этого этапа обработки демонстрирует, что большая часть малоконтрастных отметок вызвана изменениями в «портретах» стационарных (т.е. присутствующих на обоих изображениях) объектов. Подобные отметки относят к классу объектов ложной тревоги. Объекты, появляющиеся только на одном изображении и имеющие характерные размеры элемента 3×3 и более, вручную помечаются как «цели» и сформируют тестовую выборку объектов [17, 18].

Для всех максимумов локального контраста, выделенных на начальном этапе, вычисляем полный набор признаков, представленных на этапе 2. Задачей этапа фильтрации является классификация объектов, близких к тестовой выборке, и объектов, отнесенных к классу ложной тревоги.

Классификацию наблюдений будем осуществлять методом кластерного анализа:

$$\min \left[\sum_{i=1}^k \sum_{x^{(j)} \in S_i} \|x^{(j)} - \mu_i\|^2 \right], \quad (3)$$

где $x^{(j)} \in R^n$; k – количество кластеров; μ_i – центр региона интереса для кластера S_i , $\mu_i \in R^n$.

Если мера близости до центра региона интереса определена, то разбиение объектов на кластеры сводится к определению центров регионов интереса этих кластеров. Рассмотрим первоначальный набор k -средних (центров регионов интереса) $\mu_1, \dots, \mu_k$ в кластерах $S_1, \dots, S_k$. На первом этапе выберем центры регионов интереса, максимизирующие начальные расстояния между кластерами.

В качестве меры близости используется евклидово расстояние:

$$\rho(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, \quad (4)$$

где $x, y \in R^n$.

Относим наблюдения к тем кластерам, к центрам регионов интереса которых они ближе всего. Затем центр региона интереса каждого i -го кластера перевычисляется по следующему правилу:

$$\mu_j = \frac{1}{S_j} \sum_{x^{(j)} \in S_j} x^{(j)}. \quad (5)$$

Таким образом, алгоритм перевычисляет на каждом шаге центр региона интереса для каждого кластера, полученного на предыдущем шаге, до тех пор, пока значения μ_i не меняются: $\mu_i^\tau = \mu_i^{\tau+1}$, где τ – номер шага.

Приведем пример обработки фрагмента экспериментальных данных с применением алгоритма обнаружения, использующего информацию об изменениях на изображениях. Рис. 1 отображает результат выделения изменений. Обнаруженные по выделенным изменениям объекты показаны окружностями.

Места появления различий в изображениях соответствуют ярким отметкам на изображении функционала рассогласования (см. рис. 1). При этом во многих случаях размеры и расположение отметок позволяют идентифицировать их как объекты автомобильной техники. Пара подобных объектов представлена с увеличением на рис. 2. Здесь: a – первый объект, b – второй объект, $в$ – рассогласование изображений объектов. В то же время на рис. 1 присутствуют объекты, детальный анализ которых показывает, что наличие существенных изменений отраженного сигнала обусловлено изменением состояния (или условий отражения) одного и того же объекта. Пример объекта с изменившимися условиями отражения приведен на рис. 3.

Отраженный от объекта сигнал (рис. 3, b) по структуре очень близок сигналу идеальной точечной цели (рис. 3, a). В то же время, как показывает детальный анализ трехмерного отображения структуры сигнала, форма дискретного представления главного лепестка отклика (рис. 3, $г$) имеет определенные отличия от соответствующего представления объекта (рис. 3, $в$). Эти отличия могут быть обусловлены различным воздействием в двух проходах съемки остаточных некомпенсированных траекторных нестационарностей и изменением свойств или состояния объекта за период между съемками. На втором кадре (рис. 3, b) отклик от данного объекта попал на границу между отсчетами дискретного цифрового изображения. В этом случае применение дополнительной интерполяции отсчетов может уменьшить величину рассогласования.

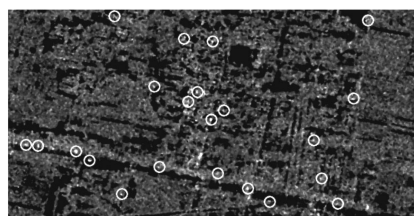


Рис. 1

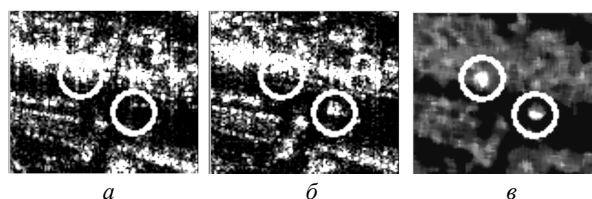


Рис. 2

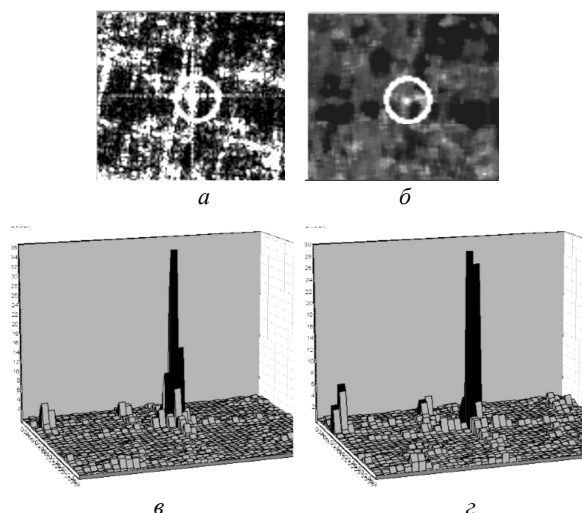


Рис. 3

Важной особенностью обнаружения объектов по изменениям в изображении является возможность обнаружения движущихся объектов. Вследствие эффекта Доплера отметки от движущихся объектов смещаются от фактического положения по азимуту и существенно расфокусируются. Приведем пример отображения движущегося объекта на кадре изображения: движущийся объект присутствует (рис. 4, а), объект отсутствует (рис. 4, б). Результат выделения различий демонстрирует рис. 4, в.

Расфокусированные объекты плохо обнаруживаются по одному изображению, поскольку их контраст значительно снижается. При использовании технологии выделения изменений в изображении было установлено, что во многих случаях уровень рассогласования кадров, обусловленный наличием движущегося объекта, достаточен для его обнаружения.

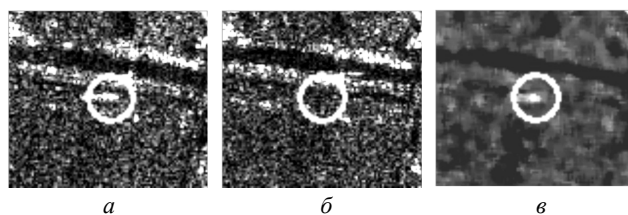


Рис. 4

Пример фрагмента изображений, демонстрирующих обнаружение движущихся объектов по различиям на кадрах изображения, приведен на рис. 5. Представлен открытый участок местности, расположенный под небольшим углом к направлению полета летательного аппарата. Цифровыми метками рядом с окружностями обозначены места вероятного расположения движущихся с большой скоростью объектов.

Метки 1–5 соответствуют движущимся объектам, смещенным относительно шоссе и расфокусированным. Метки 6-1 и 6-2 предположительно соответствуют одному объекту 6, находившемуся на кадре А исходного изображения в положении 6-1 и переместившемуся к моменту съемки кадра Б в положение 6-2. Отметки от «переместившегося» объекта 6 (но неподвижного в моменты проведения съемки) четко сфокусированы и имеют значительно большую величину контраста, чем отметки от «движущихся» объектов (см. рис. 4).

В то же время при анализе ряда других изображений было отмечено, что подобные отметки характерной «размазанной» формы встречаются преимущественно около дорог, что позволяет с большой долей вероятности идентифицировать их именно как изображения движущихся объектов. Результаты анализа показаны в виде кадра В.

Для представленных изображений были получены количественные оценки вероятности правильного обнаружения объектов и числа ложных тревог в соответствии с методикой. Объекты тестовой выборки выделяются в список и сортируются по возрастанию значения данного признака. Вероятность «правильного» обнаружения принимается за 100 %. По выделенным на изображениях прочим максимумам локального контраста, имеющим значения данного признака больше значения первого (минимального)

элемента списка объектов тестовой выборки, определяется уровень ложной тревоги. Затем первый элемент списка удаляется, его место занимает следующий объект выборки с большим значением признака. При этом вероятность правильного обнаружения рассчитывается как отношение числа оставшихся в списке объектов к полному числу объектов тестовой выборки.

Уровень ложной тревоги определяется аналогично, по количеству оставшихся максимумов локального контраста, имеющих значения признака больше значения текущего первого элемента списка объектов тестовой выборки.

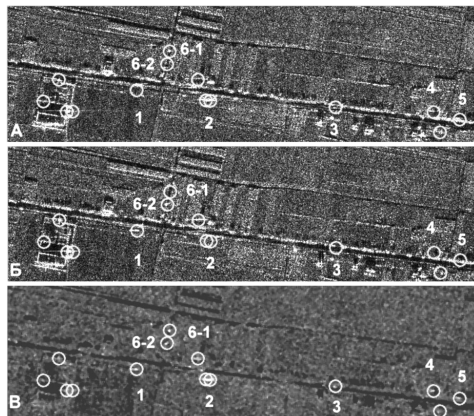


Рис. 5

Для сравнения эффективности алгоритмов обнаружения по данным съемки тестового участка было проведено обнаружение объектов без использования информации об изменениях, т.е. по локальным контрастам амплитуды на одном изображении. Для этого по описанной методике обрабатывался один кадр из пары радиолокационных изображений. В состав тестовой выборки в данном случае входили только объекты данного кадра.

Эффективность алгоритмов оценивалась сравнением количества объектов на 1000 м^2 , выделенных на этапах начального обнаружения и после фильтрации объектов ложной тревоги. Сравнение показало, что на начальном этапе при анализе функционала рассогласований обнаруживается приблизительно в 7–10 раз меньше объектов, чем при анализе контрастов на исходном радиолокационном изображении (43 и 320 объектов на 1000 м^2). Более того, этап фильтрации ложной тревоги практически не привел к уменьшению числа объектов, т.е. оказался малоэффективным. Причиной низкой эффективности фильтрации ложной тревоги на основе анализа амплитудных характеристик оказались именно движущиеся объекты, а также объекты, расположенные в населенных пунктах. Для подобных объектов характерно либо снижение контраста, обусловленное расфокусировкой движущегося объекта, либо смещение оценки характеристик объекта и фона, вызванное высокой яркостью окружающих стационарных объектов. Оба этих эффекта приводят к расширению полос пропускания фильтров отдельных признаков и снижению общей эффективности фильтрации объектов ложной тревоги.

Чтобы получить сравнительные оценки, из тестовой выборки были удалены слабоконтрастные отметки расфокусированных движущихся объектов и проведена повторная обработка. Результаты сравнительного анализа эффективности алгоритмов обнаружения представлены в таблице. Данные (см. таблицу) включают наряду с «целями» также объекты ложной тревоги. При этом различие эффективности применяемых методов обработки проявляется, прежде всего, возможностями устранения ложных объектов.

Наименование этапа технологии обнаружения	Число обнаруженных объектов на 1000 м^2	
	По контрастам амплитуды в одном кадре изображения	По выделенным изменениям в двух кадрах изображения
Результат начального обнаружения	320	43,5
Фильтрация по одному признаку	170	5,6
Результат совместной фильтрации по нескольким признакам	90	3,9

Результаты сравнения эффективности алгоритмов демонстрируют существенные преимущества использования информации об изменениях в изображении при обнаружении искусственных объектов небольших размеров типа объектов автомобильной техники.

Особенно предпочтительно использование этой информации при анализе изображений, включающих движущиеся объекты, а также населенные пункты. В этих областях алгоритм, использующий выделение изменений, сохраняет работоспособность, в то время как алгоритм обнаружения по контрастам амплитуды создает высокий уровень ложных тревог, обусловленный снижением относительного контраста объектов и окружающего фона.

Результаты экспериментальных исследований обнаружения объектов по изменениям в реальных изображениях позволяют сделать следующие выводы.

1. Объекты типа автомобильной техники на представленных изображениях весьма эффективно обнаруживаются на изображении функционала рассогласования двух кадров изображения.

2. При вероятности правильного обнаружения 0,9 уровень ложных тревог составляет порядка одного объекта на 1000 м^2 ($1,75 \cdot 10^{-6}$ при переводе в число отсчетов изображения).

3. Эффективность остальных признаков для фильтрации объектов ложной тревоги оказалась существенно ниже эффективности признака «локальный контраст», используемого для начального обнаружения.

Таким образом, использование информации об изменениях в изображении позволяет весьма эффективно обнаруживать объекты типа автомобильной техники на изображении с разрешением порядка 1,5 м. При этом обнаруживаются объекты, расположенные не только на открытой местности, но и в населенных пунктах, а также движущиеся объекты.

Использование информации об изменениях в изображениях позволяет существенно повысить эффективность систем наблюдения с применением беспилотных летательных аппаратов. Возможность получения дополнительной информации об объектах определяет перспективность технологии выделения изменений для использования в системах наблюдения высокого разрешения.

Статья подготовлена в рамках государственного задания № 2.1724.2017/4.6.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Миронов Б.М., Малов А.Н., Кузнецов В.А. Автоматическое обнаружение распределенных объектов на когерентно-локационных изображениях с учетом априорных данных // Компьютерная оптика. 2008. Т. 32. № 4. С. 417–422.
2. Перетяган Г.И. Представление изображений гауссовыми случайными полями // Автометрия. 1984. № 6. С. 42–48.
3. Садыхов Р.Х., Маленко О.Г., Селингер М.Л. Система распознавания рукописных символов на базе нейронных сетей и структурных методов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2004. № 1. С. 32–39.
4. Томашевич Н.С., Коробкова С.В. Система распознавания микробиологических объектов на изображении с помощью нейронных сетей // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2005. № 1-2. С. 56–61.
5. Трифонов А.П., Нечаев Е.П., Парфенов В.И. Обнаружение стохастических сигналов с неизвестными параметрами. Воронеж: ВГУ, 1991. 246 с.
6. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. Iss. 6. P. 679–698.
7. Freeman W.T., Edward H.A. The Design and Use of Steerable Filters // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1991. Vol. 13. № 9. P. 891–906.
8. Hueckel M.H. An Operator which Locates Edges in Digital Pictures // Journal Association for Computing Machinery. 1971. Vol. 18. Iss. 1. P. 113–125.
9. Емалетдинова Л.Ю., Ляшева С.А., Шлеймович М.П. Вейвлет-фильтрация измерительной информации в системе управления беспилотным летательным аппаратом // Изв. вузов. Авиационная техника. 2012. № 2. С. 33–36.
10. Фраленко В.П. Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирования Земли // Программные системы: теория и приложения. 2014. Т. 5. № 4 (22). С. 19–39.
11. Яне Б. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2007. 584 с.
12. Финогеев А.Г., Четвергова М.В. Методика распознавания точечных особенностей на основе рандомных деревьев в системах расширенной реальности // Изв. вузов. Поволжский регион. Технические науки. 2013. № 2 (26). С. 23–33.

13. Ляшева С.А., Медведев М.В., Шлеймович М.П. Распознавание объектов на местности в системах управления беспилотных летательных аппаратов // Изв. вузов. Авиационная техника. 2014. № 3. С. 64–66.
14. Кирпичников А.П., Мифтахутдинов Д.И., Ризаев И.С. Решение задачи корреляционной привязки изображения и цифровой карты местности // Вестник КГТУ. 2015. Т. 18. № 17. С. 186–189.
15. Андреев К.В., Хорошеньких С.Н., Моисеев Г.В. Построение оптимальной траектории полета беспилотного летательного аппарата радиотехнической разведки // Изв. вузов. Авиационная техника. 2015. № 1. С. 14–18.
16. Сыздыков Е.К., Гайнутдинова А.В., Крикун К.Г. О разработке алгоритмов системы управления малоразмерным беспилотным летательным аппаратом комбинированной схемы – конвертопланом // Изв. вузов. Авиационная техника. 2012. № 2. С. 62–64.
17. Stewenius H., Engels Ch., Nister D. Recent Developments on Direct Relative Orientation // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2006. Vol. 60. Iss. 4. P. 284–294.
18. Longuet-Higgins H.C. A Computer Algorithm for Reconstructing a Scene from Two Projections // Nature. 1981. Vol. 293. P. 133–135.

Поступила в редакцию 9.02.17

A Technique of Object Detection Using Information about Changes in the Terrain Image

D.I. MIFTAKHUTDINOV, I.S. RIZAEV, AND M.P. SHLEIMOVICH

In this paper, detection of objects in the onboard systems of unmanned aerial vehicles using information about changes in the image of the terrain is considered. A proposed technique includes initial detection of objects by the level of local contrast along the field of the image misalignment function, calculation of the amplitude characteristics of objects, and their further filtering by a set of calculated values of characteristics.

Unmanned aerial vehicle, detection, local map, change detection technology