

ОБРАБОТКА И АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ ВЫСОКОДИНАМИЧНЫХ ОБЪЕКТОВ В МАСШТАБЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

Ким Н.В. *, Бодунков Н.Е. **, Прохоров П.Д. ***

*Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),
МАИ, Волоколамское шоссе, 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993, Россия*

* e-mail: nkim2011@list.ru

** e-mail: boduncov63@yandex.ru

*** e-mail: Prokhorov_pd@mail.ru

Рассматриваются задачи поиска высокودинамичных объектов. Показано, что выбор алгоритма поиска в реальном времени должен учитывать их вычислительную экономичность. Предложен экономичный алгоритм поиска на основе выделения созвездия характерных точек. Приведены примеры использования предложенного алгоритма.

Ключевые слова: система технического зрения, алгоритмы поиска и слежения, дескрипторы, характерные точки.

Введение

В задачах обработки и анализа видеоинформации, принимаемой некоторой системой наблюдения (СН), например видеокамерой, и представляющей собой последовательности кадров (изображений), существенную роль играют задачи поиска различных объектов интереса [1–3].

К частным задачам поиска можно отнести задачи слежения за объектами (перемещающимися относительно СН), когда на последующих кадрах повторяется процедура поиска. Если смещения объекта интереса на соседних кадрах не превышают радиуса корреляции изображения объекта, то может быть организовано т.н. беспойсковое слежение; в противном случае используются поисковые методы слежения. При этом размер окрестности, в которой производится поиск объекта, в поисковых алгоритмах зависит от скорости движения объекта (или объектов) и допустимого времени их поиска.

В рамках темы исследования под высокودинамичными будем понимать такие объекты, межкадровое смещение которых превышает их радиус корреляции.

Возможность поиска объектов интереса в реальном времени определяется условием

$$T_0 \geq T_a, \quad (1)$$

где T_0 — требуемое время вычислений; T_a — фактическое время вычислений.

Время вычислений зависит от количества вычислительных операций, реализуемых в алгоритме, и от производительности используемого бортового процессора. Приближенно будем считать, что

$$T_0 \cong \frac{kN_0}{P}; \quad T_a \cong \frac{kN_a}{P}, \quad (2)$$

где k — коэффициент запаса, обеспечивающий надежность реализации вычислений; N — количество элементарных операций в алгоритме; P — производительность процессора, реализующего работу выбранного алгоритма поиска.

Если k и P заданы, то условие (1) с учетом (2) можно представить в виде

$$N_0 \geq N_a. \quad (3)$$

В случае невыполнения условия (3) поиск не может быть реализован в реальном времени.

Время T_0 , а следовательно, требуемое (допустимое) количество операций N_0 определяется условиями решения задач поиска. Так, например, оно может соответствовать межкадровой паузе или вре-

мени нахождения объекта интереса в поле зрения видеокамеры.

Поиск объекта интереса на очередном кадре видеопоследовательности состоит в обнаружении признаков, соответствующих некоторому эталонному описанию объекта. Признаки могут быть простыми (непроизводными) или сложными. К простым признакам относятся, например, такие характеристики сигналов, как амплитуда или фаза, интенсивность излучения отдельной ячейки цифрового изображения и др. К сложным признакам относятся: контур (силуэт) изображения, значения критериальных функций, используемых в корреляционно-экстремальных системах, и т. д. В частности, к этой группе признаков принадлежат структурные (лингвистические, синтаксические) признаки.

Например, в широко распространенных корреляционных алгоритмах используются описания в виде пространственных сигналов — полных или прореженных изображений.

Еще одним распространенным, но более экономичным типом описаний являются описания с использованием характерных (особых) точек.

Для каждого типа описаний существуют различные алгоритмы, которые могут использоваться при поиске объектов.

В зависимости от используемых описаний и реализуемого алгоритма поиска величина N_a в (2) будет меняться. Следовательно, при использовании некоторых описаний и соответствующих алгоритмах (при заданной производительности процессора) условие (3) может быть невыполнимо.

Таким образом, актуальной и практически значимой задачей является выбор описаний объектов и алгоритмов, обеспечивающих успешный поиск в реальном масштабе времени.

Методика выбора алгоритма поиска

Предлагаемая методика включает следующие процедуры:

- 1) выбор процессора СМ и определение его производительности;
- 2) определение требуемого значения T_0 . Выбор коэффициента k и оценка требуемого N_0 ;
- 3) выбор типа описания объекта интереса;
- 4) выбор алгоритма поиска с учетом выбранного описания;
- 5) оценка N_a ;
- 6) в случае невыполнения условия (3) — переход к п. 3 или п.4.

Рассмотрим далее некоторые варианты описаний и связанные с ними алгоритмы.

Использование корреляционных поисковых алгоритмов

К числу наиболее эффективных и широко используемых алгоритмов поиска принадлежат корреляционные алгоритмы.

В основу корреляционных алгоритмов заложен принцип сравнения принимаемого текущего изображения (ТИ) и сформированного заранее эталонного изображения (ЭИ). Начальные несовпадения ТИ и ЭИ (из-за рассогласования координат, различного масштаба и т.д.) могут быть определены путем оценки экстремума корреляционной функции, соответствующего наилучшему совмещению ТИ и ЭИ [1, 3].

Взаимная корреляционная функция (ВКФ), используемая во многих корреляционных алгоритмах, имеет следующий вид:

$$K_c(di, dj) = \frac{1}{i_{\max} j_{\max}} \sum_{i=1}^{i_{\max}} \sum_{j=1}^{j_{\max}} \{SI(i, j) - Mn[SI]\} \times \{RI(i + di, j + dj) - Mn[RI]\}, \quad (4)$$

где $RI(i, j)$ — ЭИ; $SI(i, j)$ — ТИ; $Mn[\cdot]$ — символ математического ожидания; i, j — координаты ячеек изображения; i_{\max}, j_{\max} — размеры сравниваемого фрагмента изображения; di, dj — смещения ЭИ относительно ТИ.

В зависимости от решаемых задач в корреляционных алгоритмах могут применяться не только взаимная корреляционная, но и другие функции, отличающиеся правилами вычисления меры близости изображений. Эти функции называются корреляционными критериальными функциями [1]. Например, одной из наиболее эффективных является функция среднего модуля разности (MAD — mean absolute difference)

$$K_d(di, dj) = M[|S(i, j) - R(i + di, j + dj)|]. \quad (5)$$

Преимуществом MAD по сравнению с ВКФ является отсутствие операций умножения, что в ряде случаев позволяет ускорить процессы вычислений в 4—10 раз. В то же время алгоритмы, основанные на подобных функциях, обладают худшей помехоустойчивостью.

Время вычисления $K_c(di, dj)$ и $K_d(di, dj)$ зависит от количества выполняемых элементарных опе-

раций, N_{ca} и N_{da} соответственно, требуемых для расчета функции, и размеров сравниваемых ТИ и ЭИ. Например, для функции MAD получим

$$N_{da} = R_d i_{\max} j_{\max} (I - i_{\max})(J - j_{\max}), \quad (6)$$

где I, J — размеры области поиска; i_{\max}, j_{\max} — размеры ТИ (или сравниваемых фрагментов изображений); R_d — количество элементарных операций, используемых при расчете критерия.

Так, для изображения объекта размером 50×50 пикселей и области поиска 100×100 пикселей среднее количество элементарных операций для MAD составит

$$N_{da} \approx 5 \cdot 10^7. \quad (7)$$

Особые точки и дескрипторы

Очевидно, что существенно сократить количество вычислений по сравнению с корреляционными алгоритмами можно, производя сравнение описаний, основанных на использовании не всего изображения, а только наиболее информативных — характерных точек объекта интереса [2]. Признаки (описатели), позволяющие идентифицировать эти точки, выделяются так называемыми дескрипторами. Например, широко используются дескрипторы SIFT, SURF, BRIEF и др.

Формируемые описания могут учитывать цвет, интенсивность точки, а также особенности некоторой ее окрестности. К числу основных необходимых свойств описываемых признаков относятся: повторяемость, локальность, репрезентативность и др.

В то же время во многих процессах наблюдения указанные свойства являются неустойчивыми. Так, при быстром движении объекта изменения фона и освещенности объекта не позволяют идентифицировать многие особые точки (отсутствует повторяемость), лежащие, например, на выделяемых контурных линиях изображения объекта.

В данной работе предлагается альтернативный подход, построенный на формировании созвездий особых точек. Здесь идентификация точек основывается не на описании их окрестностей, а на сопоставлении их пространственного расположения.

Созвездия характерных точек

Созвездия представляют собой множество описаний характерных точек. Описания точек выглядят следующим образом:

$$Q_i = \{G_i, X_i, Y_i\}, \quad i = [1, \dots, n], \quad n \in \mathbb{N}, \quad (8)$$

где Q_i — описание i -й точки; G_i — свойства точки (например яркость или значение градиента); X_i, Y_i — координаты точки описывают относительное положение точек созвездия; n — количество точек созвездия.

Тогда описание созвездия будет выглядеть следующим образом:

$$C_s = [Q_1, Q_2, \dots, Q_n]. \quad (9)$$

Использование созвездий в задачах поиска и слежения позволяет заменить обработку и анализ всего изображения объектов обработкой и анализом только некоторых наборов точек. В отличие от дескрипторов, в созвездиях используются признаки, характеризующие геометрическое расположение точек относительно друг друга.

Так же, как и при использовании дескрипторов, на первом этапе предлагаемого алгоритма производится выделение характерных (угловых) точек на основе анализа градиентов яркости изображения.

Искомое значение градиента яркости в точке с координатами i, j , определяемое алгоритмом Собела, обозначим

$$G_s(i, j) = \sqrt{X^2 + Y^2}, \quad (10)$$

где

$$X = [B(i-1, j+1) + 2B(i, j+1) + B(i+1, j+1)] - [B(i-1, j-1) + 2B(i, j-1) + B(i+1, j-1)];$$

$$Y = [B(i-1, j-1) + 2B(i-1, j+1) + B(i-1, j+1)] - [B(i+1, j-1) + 2B(i+1, j) + B(i+1, j+1)].$$

Далее проверяются условия:

$$X \geq 3Y;$$

$$Y \geq 3X.$$

Точки, для которых одно из условий — истинно, считаются угловыми. Значения G_s угловых точек сохраняются, неугловых — обнуляются.

Поиск объекта с использованием созвездий характерных точек

Если на некотором кадре видеопоследовательности было выделено созвездие характерных точек, однозначно идентифицирующее объект интереса, то

на следующем кадре необходимо реализовать поиск соответствующего созвездия (эталона) и определить его положение.

Поиск производится в два этапа. На первом этапе ищутся значения градиентов, соответствующие одной из характерных точек эталона. Далее (на втором этапе) проверяется относительное положение остальных характерных точек. Для сравнения ТИ с эталоном используется функция MAD. Положение эталона, соответствующее минимальному значению этой функции, принимается за текущее положение объекта.

По завершении поиска объекта происходят две коррекции, обеспечивающие работу следующих итераций:

- коррекция положения объекта;
- коррекция эталона.

На рис. 1 представлен алгоритм формирования созвездия. Для повышения устойчивости алгоритма к геометрическим изменениям созвездий на последовательных кадрах исследуемой видеопоследовательности созвездие перестраивается для каждого кадра.

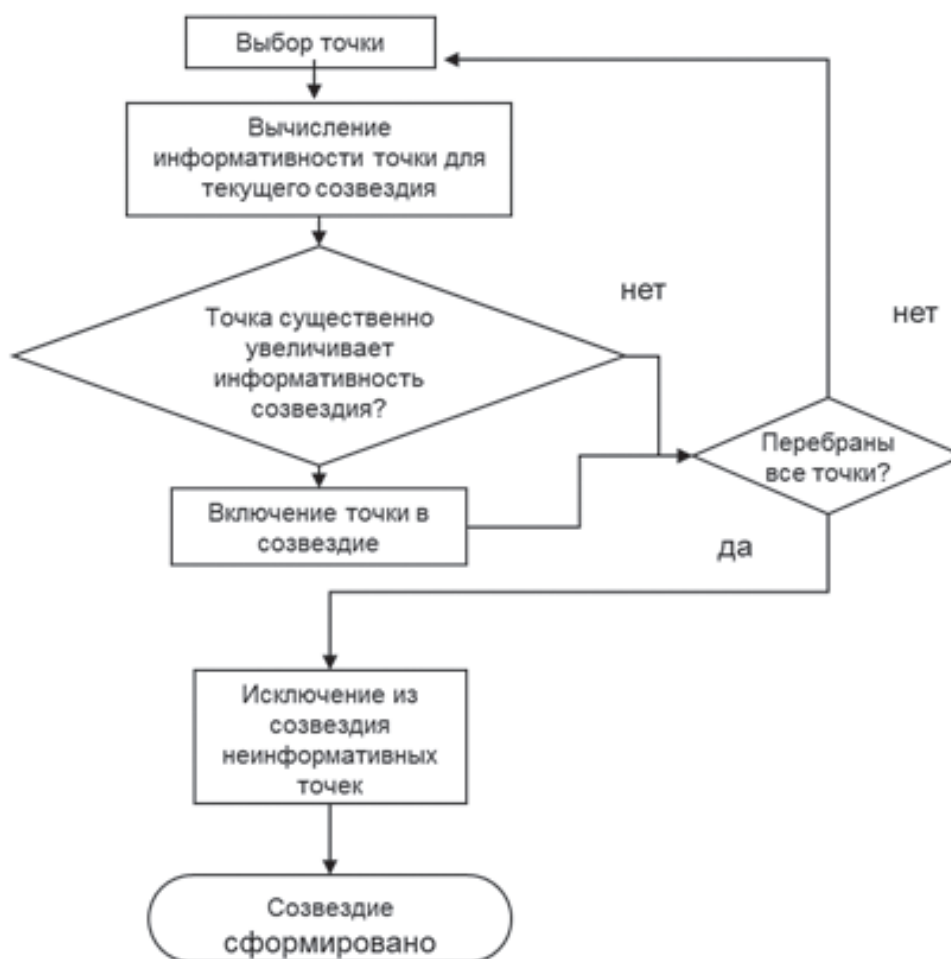


Рис. 1. Алгоритм формирования созвездий

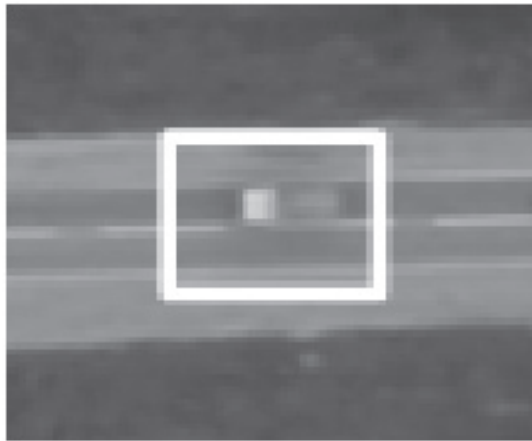
При формировании созвездия в качестве характерных могут быть выбраны «ложные» точки, не относящиеся к самому объекту (например, блики), что может привести к ошибкам при дальнейшем определении координат объекта. При постоянной перестройке эталона производится фильтрация «ложных» точек.

На рис. 2 показан пример выделения характерных точек на автомобиле (прямоугольником выделен объект интереса). Исходное изображение представлено на рис. 2,а, созвездие характерных точек — на рис. 2,б.

Количество операций поиска эталонного созвездия на ТИ определяется как

$$N_{C_s} = R_1 C_p C_{cp} L_{b1} M_{b1} + R_2 IJ, \quad (9)$$

где R_1 — количество элементарных операций алгоритма сравнения; R_2 — количество элементарных операций алгоритма выделения характерных точек; L_{b1}, M_{b1} — размеры области поиска положения характерной точки; I, J — размеры области поиска; C_p — количество точек созвездия; C_{cp} — количество характерных точек в области поиска.



а)



б)

Рис. 2. Созвездие характерных точек объекта

Примеры слежения за наземными мобильными объектами

Одним из возможных вариантов применения предлагаемого алгоритма поиска на основе созвездия характерных точек является слежение за автотранспортными средствами с борта беспилотного летательного аппарата — БЛА.

Для оценки скорости работы, точности и устойчивости алгоритма были проведены эксперименты с модельным видео (рис. 2,а).

Размер искомого объекта составляет 50×50 пикселей. Область поиска — 100×100 пикселей.

Примем $T_0 = 0,01$ с; $P = 10^9$; $k = 2$.

Тогда по формуле (2)

$$N_0 = \frac{10^{-2} \cdot 10^9}{2} = 5 \cdot 10^6.$$

В соответствии с методикой выбора алгоритма сравним N_a алгоритмов поиска. В качестве исходных данных принято:

- размер искомого объекта (i_{max}, j_{max}) — 50×50 пикселей;
- размер области поиска (I, J) — 100×100 пикселей;
- среднее количество точек созвездия $C_p = 20$;
- среднее количество точек в области поиска $C_{cp} = 50$;
- размер области поиска точек (L_{b1}, M_{b1}) — 4×4 пикселя.

Результаты проведенных исследований приведены в табл. 1.

Как видно из табл. 1, фактической вычислительной эффективности алгоритмов поиска с ис-

Таблица 1

| Алгоритм | N_a | Условие работы в реальном времени |
|-----------|-----------------|-----------------------------------|
| MAD | $5 \cdot 10^7$ | $N_0 \ll N_{da}$ |
| SIFT | $12 \cdot 10^6$ | $N_0 < N_{sa}$ |
| Созвездия | $23 \cdot 10^3$ | $N_0 > N_{Cs}$ |

пользованием MAD и SIFT недостаточно для выполнения заданных требований.

Алгоритм поиска с MAD может быть использован в аналогичных задачах при снижении требований к T_0 до 0,1 с.

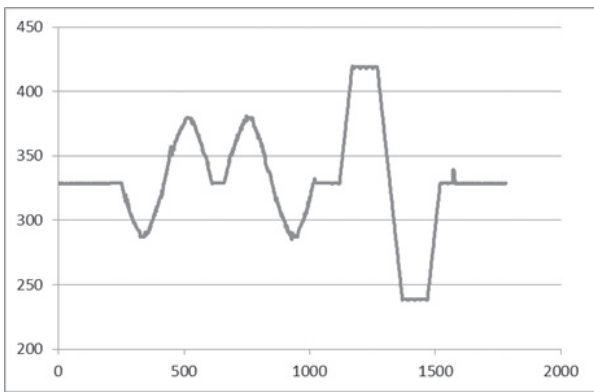
Алгоритм поиска с использованием SIFT будет работоспособен при $T_0 \geq 0,025$ с.

Таким образом, была показана эффективность использования алгоритма поиска на основе созвездия информативных точек в реальном масштабе времени.

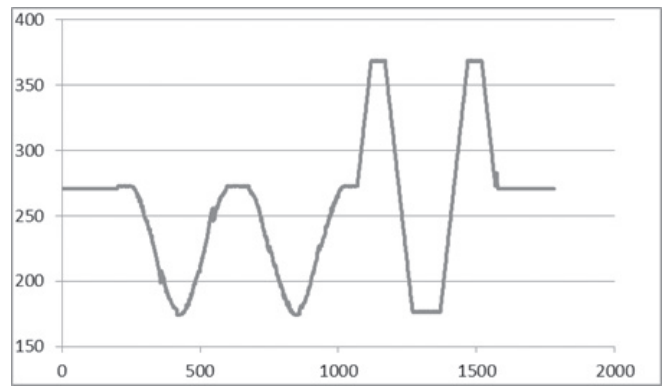
Для оценки точности определения координат объекта с помощью предлагаемого алгоритма рассматривались различные траектории относительно движения объекта (плоскопараллельное перемещение и поворот в плоскости кадра). На рис. 3 представлены результаты работы алгоритма слежения в виде графиков перемещения центра области, содержащей объект, по координатам X и Y .

Исследования показали, что предложенный алгоритм (при описании объекта созвездием из пяти точек) обеспечивает надежное слежение с СКО ошибки $\sigma = 0,3$ м.

Для дополнительной проверки надежности предлагаемого алгоритма были проведены испытания с использованием реальной видеозаписи дви-



а)



б)

Рис. 3. Траектории движения объекта по осям X (а) и Y (б)

жения автомобилей по дороге. К факторам, затрудняющим процесс слежения по сравнению с модельным видео, можно отнести большое количество движущихся объектов в окрестности объекта интереса, изменение ракурса и масштаба объекта (так как камера направлена под углом к плоскости движения автомобиля), а также изменение освещенности.

На рис. 4 показаны два кадра видеопоследовательности, полученные в последовательно разные

моменты времени. Белой рамкой выделена область, содержащая искомый объект. Также на изображениях (в левом нижнем углу) показаны созвездия особых точек, выделенные на объекте.

На рис. 5,а представлен случай слежения сразу за несколькими объектами; на рис. 5,б — траектории движения этих объектов.

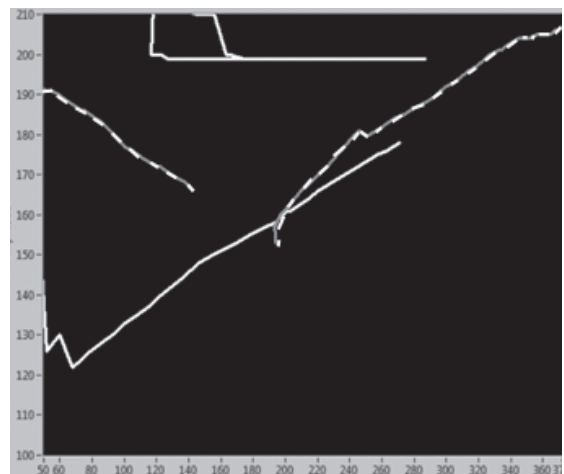
На рис. 6 видно, что характерные точки само-го объекта стабильно выделяются на разных кадрах.



Рис. 4. Пример слежения на реальном видео



а)



б)

Рис. 5. Слежение за несколькими объектами



Рис. 6. Адаптация созвездия к изменению масштаба

Из-за изменения масштаба и ракурса объекта созвездие частично меняется, адаптируясь к изменению самого объекта. При этом, несмотря на наличие посторонних объектов с большим количеством характерных точек, слежение успешно продолжается.

Пример определения края кромки лопасти

Другой частной задачей слежения за высокочастотными объектами можно считать задачу определения положения кромки лопасти винта вертолета. Решение данной задачи затрудняется несколькими факторами:

- высокой требуемой скоростью работы алгоритма — 500 Гц;
- неоднородностью и изменчивостью фона;
- однородностью самой лопасти.

Таким образом, использование корреляционных алгоритмов (например, с закрепленной на лопасти меткой) затруднено из-за высоких требований по производительности алгоритма, а применение дес-

крипторов — из-за отсутствия достаточного количества информативных точек внутри лопасти и возможности появления похожих точек на фоне (рис. 7).

На рис. 8 представлен кадр анализируемой видеопоследовательности с выделенными характерными точками.

Примем $T_0 = 0,002$ с, $P = 10^9$, $k = 2$.

Тогда $N_0 = 10^6$.

На лопасти стабильно выделяется восемь характерных точек. Область поиска составляет примерно 640×240 (полкадра).

Результаты сравнения алгоритмов с использованием MAD и созвездия характерных точек для решения данной задачи приведены в табл. 2.

Таким образом, согласно условию (3) алгоритм поиска на основе созвездия информативных точек способен решать задачу определения положения края кромки лопасти.



Рис. 7. Изображение кромки лопасти винта

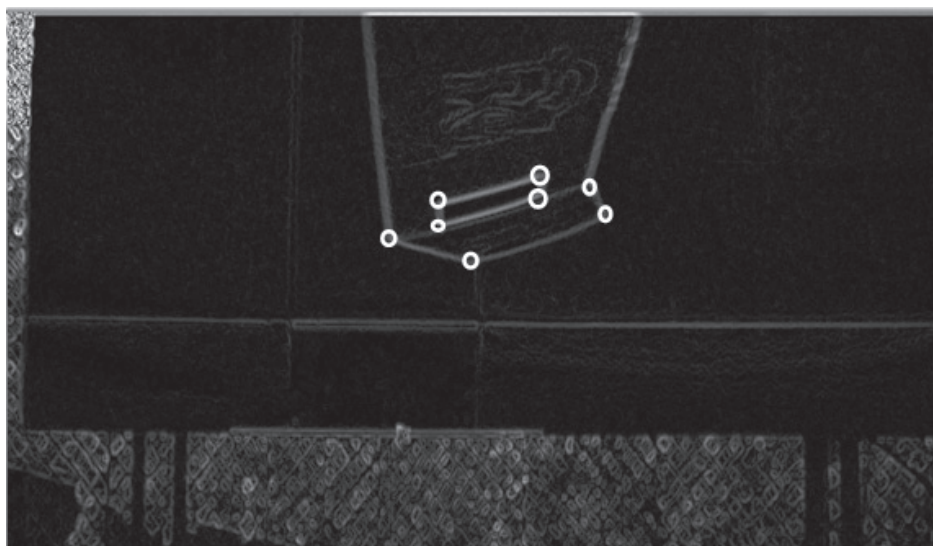


Рис. 8. Пример созвездия на лопасти винта

Таблица 2

| Алгоритм | N_a | Условие работы в реальном времени |
|-----------|------------------|-----------------------------------|
| MAD | $4 \cdot 10^9$ | $N_0 \ll N_{da}$ |
| Созвездия | $1,5 \cdot 10^5$ | $N_0 > N_{Cs}$ |

Выводы

В работе были рассмотрены различные варианты алгоритмов поиска и алгоритмы поиска и слежения. Предложен алгоритм поиска на основе созвездий характерных точек.

Результаты исследований данного алгоритма показали, что использование предложенного подхода обеспечивает:

- инвариантность к изменению освещенности сцены,
- высокую устойчивость к изменениям масштаба и ракурса объекта,
- более высокую вычислительную экономичность по сравнению с традиционными корреляционными алгоритмами и алгоритмами на основе сравнения дескрипторов.

Часть исследований выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках Соглашения о предоставлении субсидии № 14.576.21.0059 от 26 октября 2014 г. (Уникальный идентификатор соглашения RFMEFI57614X0059) на выполнение прикладных научных исследований по теме: «Разработка автоматической системы обеспечения безопасной экстренной посадки беспилотных летательных аппаратов самолетного типа с применением интеллектуальной бортовой системы технического зрения».

Библиографический список

1. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение: современный подход / Пер. с англ. — М.: Вильямс, 2004.
2. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В., Осоков М.В., Моржин А.В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. — М.: Физматкнига, 2010.
3. Абчук В.А., Суздаль В.Г. Поиск объектов. — М.: Сов. радио, 1977.

REAL-TIME IMAGE PROCESSING AND ANALYSIS OF HIGHLY DYNAMIC OBJECTS

Kim N.V.* , Bodunkov N.E. , Prokhorov P.D.*****

*Moscow Aviation Institute (National Research University),
MAI, 4, Volokolamskoe shosse, Moscow, A-80, GSP-3, 125993, Russia*

** e-mail: nkim2011@list.ru*

*** e-mail: boduncov63@yandex.ru*

**** e-mail: Prokhorov_pd@mail.ru*

Abstract

The problem of surveillance and search of highly dynamic objects based on the image processing and analysis of video in real-time is considered in this paper. By highly dynamic objects, we mean such objects, which interframe shift exceeds their correlation radius. The realtime operation condition depends on the current task specifics, and can be expressed as a required dynamic objects computational efficiency (the amount of elementary operations) of the search algorithm.

As an example we examined search correlation algorithm MAD and search algorithm SIFT based on descriptors. We carried out studies of these algorithms and specify conditions under which these algorithms would fail to provide real-time condition fulfillment. The highly dynamic objects search algorithm ensuring real-time operation under these conditions is presenter in the paper. The advantage of the proposed algorithm lies in significant reduction of elementary operations due to required object descriptions presentation in the form of star pattern of characteristic points.

It is shown that proposed algorithm has higher computational efficiency than correlation algorithms and algorithms using descriptors.

We carried out experiments of real time objects tracking, and determination of the blade edge position of helicopter propeller. The experimental results show the efficiency and effectiveness of proposed algorithm application for tracking and tracing problems.

Keywords: computer vision system, search algorithms and tracking handles, characteristic points.

References

1. Forsyth D. A., Ponce J. *Computer vision a modern approach*, Prentice Hall PTR, 2003, 928 p.
2. Vizil'ter Yu.V., Zheltov S.Yu., Bondarenko A.V., Osokov M.V., Morzhin A.V. *Obrabotka i analiz izobrazhenii v zadachakh mashinnogo zreniya* (Image processing and analysis for computer vision tasks), Moscow, Fizmatkniga, 2010, 671 p.
3. Abchuk V.A., Suzdal' V.G. *Poisk ob'ektov* (Objects search), Moscow, Sovetskoe Radio, 1977, 334 p.