

К. МЮЛЛЕР, ДЖ. АТМАН, Г. Ф. ТРОММЕР

## СОПОСТАВЛЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ШИРОКОЙ БАЗОВОЙ ЛИНИЕЙ И ОТСЛЕЖИВАНИЕ ТРАЕКТОРИИ БПЛА ПРИ ЕГО ПРИБЛИЖЕНИИ К ОКНУ ЗДАНИЯ

*Статья посвящена вопросам приближения автономного беспилотного летательного аппарата (БПЛА) к цели, заданной по эталонному изображению. Предложен устойчивый алгоритм сопоставления для достоверного проецирования выбранной точки эталонного изображения на снимки, полученные с камеры квадрокоптера в режиме реального времени. Чтобы выделить дополнительные ключевые точки и обеспечить инвариантность внеплоскостных перспективных преобразований, осуществляются трансформации проекций эталонных изображений. Поскольку алгоритм сопоставления не использует существенные характеристики последовательностей изображений и время его обработки слишком велико для высокой частоты смены кадров, то дополнительно вводится алгоритм отслеживания. Удалось добиться высокой частоты обнаружений даже для последовательностей изображений, полученных со значительно отличающихся ракурсов. Таким образом, предложенный алгоритм можно использовать для обеспечения входных данных для алгоритма управления движением БПЛА.*

**Ключевые слова:** сличение базовых линий, сопоставление изображений, алгоритм ORB, обнаружение окна, летательные микроаппараты.

### Введение

Квадрокоптеры широко применяются для полетов в открытом пространстве. Возможность их использования для автономных полетов внутри зданий и вблизи них в настоящее время является предметом исследований. Способность приближаться к заданным целям позволит применять квадрокоптеры в спасательных операциях, например в зданиях, пострадавших от землетрясений или пожаров. При этом одна из ключевых задач – это поиск входа внутрь здания.

---

**Мюллер** Карстен. Аспирант, Институт оптимизации систем Технологического института Карлсруэ (Германия).

**Атман** Джамаль. Аспирант, Институт оптимизации систем Технологического института Карлсруэ.

**Троммер** Герт Франц. Профессор, Технологический институт Карлсруэ, Университет ИТМО (С.-Петербург, Россия). Действительный член международной общественной организации «Академия навигации и управления движением».

Научный редактор перевода к.т.н. Б.С. Ривкин.

Статья по докладу на XXVI Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам, 2019.

### Постановка задачи

В статье рассматривается способ проникновения в здание через окно. Оператор делает эталонный снимок, на котором окно помечается контрольной точкой. Эталонный снимок передается в БПЛА, перед которым стоит задача приблизиться к цели в автономном режиме. Предполагается, что в процессе приближения к цели обмен данными между оператором и БПЛА отсутствует.

Чтобы найти выбранное окно на реальных изображениях, снятых непосредственно камерой БПЛА, требуется алгоритм сопоставления изображений. В рассматриваемой ситуации наибольшую трудность представляют большие отличия между эталонным изображением и снятым непосредственно камерой. Кроме того, поскольку БПЛА необходимо приблизиться к найденному окну, алгоритм сопоставления изображений должен обладать высокой надежностью и достоверностью. Дополнительным ограничением для алгоритма является требование быстрой обработки данных с высокой частотой смены кадров. Это необходимо для того, чтобы обнаруженное окно можно было использовать в качестве исходного ориентира для алгоритма управления движением БПЛА.

### Проецирование контрольной точки

Задача проецирования контрольной точки  $x_{ref}$  на реальное изображение решается с помощью матрицы гомографии  $H$ . Точка на реальном изображении  $x_{live}$  задается следующим уравнением:

$$x_{live} = H x_{ref}. \quad (1)$$

Для оценки матрицы гомографии необходим набор из по крайней мере четырех соответствующих точек на плоскости [1], в данном случае – на фасаде здания, где находится выбранное окно. Равенство

$$x_{i,live} = H x_{i,ref} \quad (2)$$

используется для оценки матрицы  $H$  с размерностью  $3 \times 3$ . В этом выражении  $x_{i,ref}$  – множество точек на эталонном изображении, а  $x_{i,live}$  – соответствующее ему множество точек на реальном изображении. Следовательно, задача заключается в определении множества соответствующих точек таким образом, чтобы в это множество не попали точки, не принадлежащие этому множеству. Это может произойти в том случае, если алгоритм соответствия ошибочен или если соответствующие точки не являются частью фасада здания.

### Структура статьи

В статье представлен метод, основанный на алгоритме сопоставления изображений с широкой базовой линией (изображений, имеющих значительные отличия из-за движения камеры и изменения параметров съемки, но содержащих одни и те же объ-

екты). Предложенный алгоритм устанавливает соответствия между эталонным и реальным изображениями даже при значительных изменениях перспективы. Эти соответствия служат для оценки матрицы гомографии, которая позволяет проецировать произвольные точки фасада здания с эталонного изображения на реальное. Таким образом, окно, к которому должен приблизиться БПЛА, определяется путем проецирования выбранной точки с эталонного изображения на реальное. В ходе разработки алгоритма особое внимание уделялось высокой точности и надежности, поскольку найденное окно будет служить в качестве исходного ориентира при наведении на объект. Дополнительно используются преимущества, которые дает обработка ряда изображений при отслеживании выбранного окна по снимкам, следующим друг за другом. Сочетание процессов сопоставления и отслеживания позволяет создать требуемый алгоритм с быстрой обработкой данных, работающий в режиме реального времени в бортовом компьютере квадрокоптера.

Далее представлен общий обзор публикаций по рассматриваемой тематике, затем приводятся описание алгоритма сопоставления изображений с широкой базовой линией и его оценка, а также полный алгоритм, включая процесс отслеживания выбранного окна по последовательности изображений. В заключительных разделах обсуждаются результаты и обобщаются выводы.

### Работы по исследуемой тематике

Алгоритмы, предложенные для сопоставления изображений с широкой базовой линией, можно разделить на две группы. В первую, наиболее популярную, группу входят алгоритмы сопоставления ключевых точек, которые выделяются из двух изображений. Затем для них рассчитываются дескрипторы, и алгоритм сопоставления устанавливает между ними соответствия. Ко второй группе относятся алгоритмы, при которых для установления соответствий на изображениях выделяются геометрические объекты, например линии. По ним выполняется оценка матрицы гомографии, которая позволяет спроецировать точки в плоскости мировой системы координат (МСК) с эталонного изображения на реальное.

#### *Сопоставление ключевых точек*

К наиболее популярным алгоритмам сопоставления ключевых точек относятся, в частности, следующие: SIFT (Scale Invariant Features Transform<sup>1</sup>) [2], SURF (Speeded Up Robust Features<sup>2</sup>) [3] или ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF<sup>3</sup>) [4]. В результате сопоставления дескрипторов во множестве потенциальных соответствий оказывается значительное количество выбросов (outliers). Такие ложные соответствия необходимо отсеивать методом, например, топологической фильтрации [5]. Альтернативный подход заключается в сравнительной оценке (ratio test), которая позволяет избавиться от ложных соответствий [2].

<sup>1</sup> Масштабно-инвариантная трансформация ключевых точек.

<sup>2</sup> Ускоренный надежный метод поиска ключевых точек.

<sup>3</sup> Комбинированный алгоритм из модифицированных алгоритмов нахождения ключевых точек с помощью детектора FAST с последующим определением их особенностей по модифицированному методу с дескриптором BRIEF.

Алгоритм ASIFT (аффинная масштабно-инвариантная трансформация ключевых точек) [6] уменьшает ограниченную инвариантность алгоритма SIFT в отношении внеплоскостных перспективных трансформаций. При этом создаются дополнительные синтезированные перспективные виды обоих изображений и извлекаются ключевые SIFT-точки. Вместе с тем при большом количестве совпавших элементов увеличивается время обработки данных. Для усовершенствования алгоритма были введены нелинейная регрессия, позволяющая устранить ложные соответствия [7], и графический процессор (ГП) для ускорения обработки данных [8]. Тем не менее вычислительные потребности алгоритма существенно превышают возможности процессора в бортовом компьютере квадрокоптера.

Поскольку множество соответствий ключевых точек все равно содержит выбросы даже после применения описанных выше способов их устранения, большинство методов использует алгоритм RANSAC (Random Sample Consensus – оценка параметров модели на основе случайных выборок) [9], обеспечивающий надежную оценку матрицы гомографии. Дополнительные улучшения могут быть достигнуты при использовании нескольких потенциальных совпадений для каждой ключевой точки в обобщенной структуре RANSAC [10].

### *Геометрические подходы*

Геометрические подходы являются альтернативой методам сопоставления ключевых точек. В работе [11] для оценки фундаментальной матрицы применяются линейные сегменты. Кластеры линейных сегментов используются в [12], а вертикальные линии – в [13]. Авторы [14] определяют пересекающиеся линии и вычисляют дескрипторы SURF для точек пересечения. Соответствия могут устанавливаться не только по линейным сегментам, но и по геометрическим формам, например по четырехугольникам [15].

### *Выводы*

По сравнению с геометрическими подходами алгоритмы сопоставления ключевых точек имеют меньшую вычислительную нагрузку и не зависят от определенных движений камеры, что характерно, например, для метода, описанного в [13]. Вместе с тем алгоритмы сопоставления ключевых точек обеспечивают ограниченную инвариантность относительно внеплоскостных перспективных трансформаций, поскольку дескрипторы признаков инвариантны только по отношению к вращению и масштабированию в одной плоскости. Алгоритм ASIFT преодолевает это ограничение, однако слишком длительный период обработки данных не позволяет реализовать его на БПЛА в режиме реального времени. Следовательно, для обеспечения требуемой точности, надежности и вычислительной эффективности необходимо усовершенствовать существующие алгоритмы.

## **Сопоставление изображений с широкой базовой линией**

Метод сопоставления ключевых точек выбран по той причине, что при его применении обработка данных не требует больших временных затрат. После выделе-

ния ключевых точек и расчета дескрипторов выполняется грубое сопоставление для установления точечных соответствий. Как отмечалось во введении, для правильного оценивания матрицы гомографии крайне важно исключить выбросы. В данном разделе представлен обзор реализованных стратегий устранения выбросов с последующим описанием качества оценки гомографии. Кроме того, показано, каким образом используются модельные изображения, полученные на основе эталонного снимка, для повышения инвариантности относительно внеплоскостных перспективных преобразований. В конце раздела приводится полный алгоритм сопоставления. Результаты всесторонней оценки различных алгоритмов сопоставления ключевых точек [16] показали, что метод ORB в сравнении с SIFT и SURF обеспечивает как минимум эквивалентные скорости обнаружения и при этом требует значительно меньше времени на обработку. В связи с этим именно метод ORB используется для сопоставления ключевых точек.

### *Устранение выбросов*

Выбросы, образовавшиеся после грубого сопоставления, удаляют в три этапа. Сначала выполняется фильтрация по ориентации ключевых точек. Затем проводится сравнительная оценка по расстояниям между дескрипторами. Наконец, оставшиеся выбросы удаляются при помощи алгоритма RANSAC. Чтобы выполнить фильтрацию по ориентации ключевых точек, производится расчет разницы ориентаций ключевых точек для всех потенциальных совпадений. Если эта разница превышает порог  $60^\circ$ , такие потенциальные совпадения отбрасываются. Указанное значение порога выбрано для того, чтобы учесть маневрирование БПЛА и не удалить одновременно большое количество верных соответствий. Кроме того, применяется сравнительная оценка, описанная в [2]. Потенциальное совпадение отбрасывается, если соотношение расстояний между дескрипторами ключевой точки и двух ближайших к ней точек превышает пороговое значение 0,8. Если после этого остается лишь небольшое количество верных соответствий, порог увеличивают до тех пор, пока не будет получено не менее 48 соответствий. Для оставшегося множества соответствий применяется алгоритм RANSAC, чтобы оценить матрицу гомографии согласно (2).

### *Ранжирование*

Оценочная матрица гомографии используется для проецирования контрольной точки на реальное изображение и, таким образом, для обнаружения окна. При этом если гомография оценена неверно, то в алгоритм наведения БПЛА может быть отправлено ложное обнаружение окна. Чтобы избежать ошибочной проекции, предложено специальное ранжирование качества оценок гомографии, которое рассчитывается на основе взаимной корреляции участков вокруг верно определенных ключевых точек и сходства цветовых дескрипторов вокруг контрольной точки и ее проекции на реальное изображение.

В работе [17] предлагается выполнять расчет коэффициента взаимной корреляции для каждой верно определенной ключевой точки. На рис. 1 показаны квадратные участки вокруг ключевых точек на эталонном изображении. Каждый пиксель квадрата проецируется на реальное изображение с помощью оценочной матрицы го-

мографии. Для анализа черно-белых оттенков изображения применяется билинейная интерполяция. Для каждого участка вычисляется коэффициент взаимной корреляции. И, наконец, выполняется расчет среднего коэффициента взаимной корреляции  $\rho$ .



Рис. 1. Коэффициент взаимной корреляции вычисляется для областей вокруг верно определенных ключевых точек на эталонном и реальном изображениях.

Прямоугольные области на эталонном изображении проецируются на реальное изображение с помощью оценочной матрицы гомографии

Вторым критерием ранжирования является цветовой дескриптор, разработанный авторами [11]. В нашем случае выполнен расчет цветowych диаграмм для четырех круговых областей вокруг контрольной точки, как показано на рис. 2. Аналогичным образом выполняется расчет диаграмм для кругов вокруг центров круговых областей, спроецированных на реальные изображения. Диаграммы состоят из 166 бинов в соответствии с [18]. Четыре бина используются для квантования интенсивности черно-белого спектра, а 162 бина – для квантования параметров HSV (тон, насыщенность, интенсивность) цветового пространства. Расстояние между двумя диаграммами  $h_1$  и  $h_2$  задается выражением

$$d_{1,2} = |(h_1 - h_2)^T A (h_1 - h_2)|. \quad (3)$$

Согласно системе показателей, описанной в [19] и адаптированной для цветового пространства HSV в [11], евклидовы расстояния в цветовом пространстве HSV представлены в виде матрицы  $A$ . Полученный цветовой дескриптор  $d_{CD}$  является средним значением по гистограмме расстояний для четырех круговых областей.



Рис. 2. Четыре круга вокруг контрольной точки используются для расчета цветowego дескриптора. Соответствующие круги на реальном изображении получают путем проецирования центров кругов

Цветовой дескриптор и коэффициент взаимной корреляции объединяются для осуществления ранжирования

$$R = \rho_{Bin} - 5d_{CD}, \quad (4)$$

где  $\rho_{Bin}$  – значение взаимной корреляции после установления порога. Если средний коэффициент взаимной корреляции  $\rho$  составляет более 0,5, то значение  $\rho_{Bin}$  равно единице, а если менее, то нулю. Таким образом, максимально достижимый рейтинг равен единице. Как обсуждалось в [16], ранжирование позволяет обоснованно определять качество оценки матрицы гомографии.

### Сопоставление с моделями изображений

Стратегии удаления выбросов и применение ранжирования позволяют получить надежную оценку матрицы гомографии. Тем не менее проблема ограниченной инвариантности ORB-признаков по отношению к внеплоскостным перспективным трансформациям остается нерешенной. Для преодоления этого ограничения создаются дополнительные модельные изображения. Две перспективные трансформации эталонного рисунка, имитирующие движения камеры влево и вправо, получают путем проецирования эталонного изображения с помощью матриц гомографии. Эти трансформации повышают вероятность идентичности модели эталонного изображения и реального изображения. Ниже представлено аналитическое построение матриц гомографии с описанием имитированных движений камеры. Даются также параметры движений камеры и способ встраивания дополнительных эталонных изображений в алгоритм сопоставления.

#### *Аналитическое построение матрицы гомографии*

Матрицу гомографии, описывающую проективное преобразование между двумя плоскостями изображения, можно рассчитать с помощью калибровочной матрицы камеры  $K$ , расстояния  $d_{ref}$  между первой главной точкой камеры и началом МСК, расстояния  $d_i$  между второй главной точкой камеры и началом МСК, а также углов  $\alpha_{ref}$  и  $\alpha_i$  между плоскостями камеры и плоскостью МСК. Системы координат и расстояния показаны на рис. 3. Начало МСК находится в центре плоскости МСК. Предполагается, что плоскости камеры вращаются только вокруг оси  $Y$  МСК, и что ось  $Z$  плоскостей камеры направлена в сторону начала МСК.

Точка  $X^W$  в МСК проецируется на координаты изображения  $x$  с помощью проекционной матрицы камеры  $P$ :

$$x = PX^W. \quad (5)$$

Проекционная матрица камеры состоит из калибровочной матрицы камеры  $K$  и внешних параметров, описывающих перемещение и ориентацию камеры. Поскольку предполагается только вращение  $R_w^C$  вокруг оси  $Y$  из МСК в СК камеры и перемещение  $t_{CW}^C$  из СК камеры в МСК в координатах камеры, проекционная матрица задается в виде

$$P = K[R_w^C | -t_{CW}^C] = \begin{bmatrix} f \cdot k_x & 0 & x_0 \\ 0 & f \cdot k_y & y_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & 0 & -\sin(\alpha) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin(\alpha) & 0 & \cos(\alpha) & -d \end{bmatrix}. \quad (6)$$

С учетом того что  $Z = 0$  для всех точек в плоскости МСК, матрицу  $P$  можно упростить до  $P = K \cdot M$ , где

$$M = M(\alpha, d) = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\alpha) & 0 & -d \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Тогда матрица гомографии  $H$ , описывающая проективное преобразование точек, которые лежат в плоскости МСК, между эталонным изображением и изображением  $i$ , задается формулой

$$H = K_i \cdot M_i(\alpha_i, d_i) \cdot M_{ref}(\alpha_{ref}, d_{ref})^{-1} \cdot K_{ref}^{-1}. \quad (8)$$

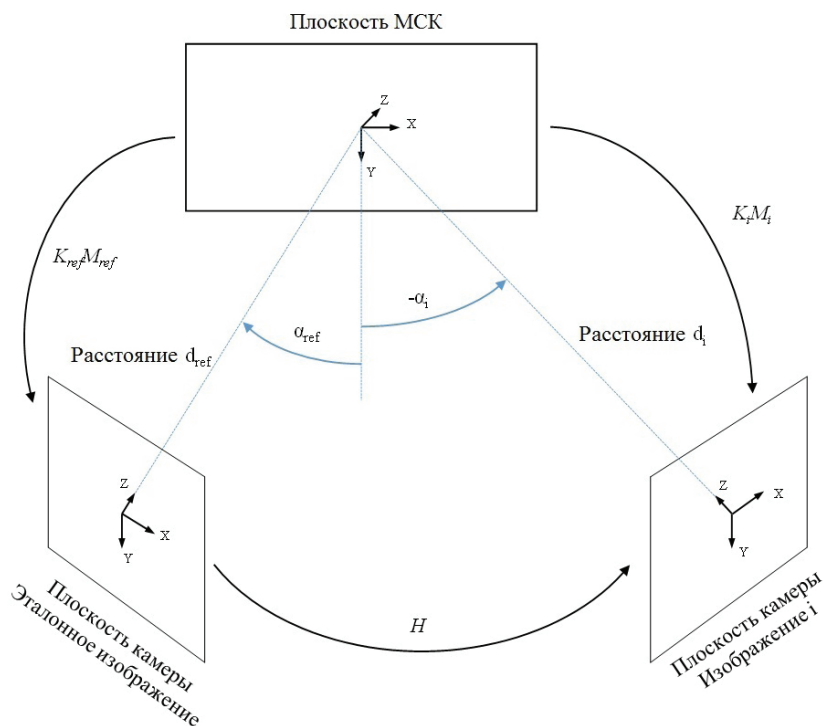


Рис. 3. МСК и система координат камеры для эталонного и моделируемого изображений

### Матрицы гомографии для создания дополнительных эталонных изображений

В частном случае, когда происходит только вращение вокруг оси  $Y$  МСК, нет необходимости знать расстояния  $d_{ref}$  и  $d_i$ , поскольку для вычисления матриц гомографии должно быть известно только их соотношение. В настоящей работе это соотношение



принято равным единице. Следовательно, расстояние до начала координат МСК будет одинаковым и для модели изображения, и для исходного эталонного изображения. Параметры камеры для моделей изображений и эталонного изображения остаются такими же, поэтому  $K_i = K_{ref}$ .

Моделирование двух дополнительных эталонных изображений выполняется путем применения матриц гомографии к исходному эталонному изображению. Для первой модели изображения выбирают угол поворота  $\alpha_1 = 30^\circ$ , а для второй –  $\alpha_2 = -30^\circ$ , чтобы вычислить матрицу гомографии. Предполагается, что для эталонного изображения угол поворота  $\alpha_{ref} = 0^\circ$ . На полученных дополнительных изображениях выделяются ключевые точки и производится расчет дескрипторов. Более отчетливое различие эталонных изображений позволяет повысить инвариантность внеплоскостных перспективных преобразований. Исходное эталонное и два смоделированных изображения представлены на рис. 6.

### Адаптированный алгоритм сопоставления с моделями изображений

Встраивание дополнительных моделей изображений в алгоритм показано на рис. 4. Ключевые точки выделяют на исходном эталонном изображении и на двух изображениях, полученных в результате перспективных преобразований. Следует отметить, что выделение ключевых точек на эталонном изображении после сглаживания оказалось более эффективным и позволило получить более высокие показатели частоты обнаружения. Ключевые точки эталонного изображения сопоставляют с ключевыми точками реальных изображений. В отличие от алгоритма ASIFT, сопоставление ключевых точек выполняется отдельно для четырех эталонных изображений. Преимуществом такого решения является сокращение времени обработки, так как сопоставляется меньшее количество ключевых точек. Из четырех полученных матриц гомографии выбирают матрицу с наивысшим рейтингом  $R$ .



Рис. 4. Алгоритм сопоставления с моделями изображений: на каждом из четырех разных вариантов эталонного изображения выделяются ключевые точки. Четыре множества ключевых точек и дескрипторы сохраняют в памяти. При получении реальных изображений на них выделяются ключевые точки и сопоставляются отдельно с каждым из четырех множеств. После удаления выбросов производится робастная оценка методом RANSAC, в результате которой формируются четыре оценочные матрицы гомографии. По результатам ранжирования для каждой из оценок выбирают матрицу гомографии с наиболее высоким рейтингом

## Сопоставление результатов

Для демонстрации преимуществ алгоритма сопоставления используется набор данных с приближениями к окну под различными углами. Алгоритм сопоставления с моделированными изображениями сравнивают с алгоритмом сопоставления без них. Время обработки показано на примере последовательности изображений, чтобы продемонстрировать характерные для этого метода ограничения при работе в режиме реального времени. Все результаты, представленные в статье, получены с помощью бортового компьютера Intel NUC (ЦП i7-8650U, оперативная память 16GB), установленного на нашем квадрокоптере. Алгоритм сопоставления выполняется в двух параллельных потоках.

### Набор данных

Набор данных с приближениями к открытому окну под разными углами был записан в студенческом городке Технологического института г. Карлсруэ. Точки старта располагаются на расстоянии 20 м от окна. К цели приближались под девятью разными углами от  $-60^\circ$  до  $60^\circ$  с шагом  $15^\circ$ . Как показано на рис. 5, затруднения связаны не только с разными ракурсами, но и с меняющимся освещением и различиями в масштабах. Все изображения получены с помощью камеры IDS UI-1240ML-C-HQ. Чтобы дополнительно усложнить условия задачи и создать более реалистичный сценарий, эталонное изображение было получено с помощью камеры смартфона. Эталонное изображение и две модели изображения представлены на рис. 6. Как и ожидалось, перспектива на моделях изображений совпадает с реальными изображениями с  $30^\circ$  и  $-30^\circ$ .



Рис. 5. Приближения под разными углами: показаны первое и последнее изображения из пяти примеров последовательностей. Наряду со значительным изменением угла приближения дополнительные трудности создает разница масштабов. Разрешение изображений –  $640 \times 512$  пикселей



Рис. 6. Эталонное изображение, снятое на камеру смартфона, и модели изображений

### Вероятность обнаружения

Оператор выбирает контрольную точку в окне на эталонном изображении. Для проверки алгоритма соответствующее окно на реальных изображениях было помечено ограничительными четырехугольниками. С помощью матрицы гомографии, вычисленной с применением алгоритма сопоставления, контрольная точка проецируется на реальное изображение в соответствии с (1). Если эта точка оказывается внутри ограничительного четырехугольника, считается, что окно определено верно. Вероятность обнаружения определяется как отношение числа верно найденных окон к общему числу изображений.

Результирующая вероятность обнаружений представлена на рис. 7. Алгоритм сопоставления без моделированных изображений содержит фильтрацию ориентации ключевых точек и сравнительную оценку. Алгоритм сопоставления с дополнительным выделением особых точек на эталонном изображении после перспективных преобразований и сглаженным вариантом эталонного изображения называется «сопоставлением с моделями изображений».

Алгоритм с моделями изображений обеспечивает большую робастность при больших углах приближения. При этом, однако, 100-процентная вероятность обнаружения достигается только при приближениях под углами  $15^\circ$  и менее. Под углами со значением до  $45^\circ$  вероятность обнаружений составляет около 90%. При больших углах (от  $60^\circ$ ) она резко снижается.

### Время обработки

Время обработки, требуемое алгоритму с моделями изображений, показано в качестве примера на рис. 8 для подлета под углом  $45^\circ$ . График времени, необходимого на реализацию алгоритма сопоставления, построен последовательно для каждого изображения. В зависимости от общего количества выделенных элементов и от того, сколько из них остается после фильтрации ориентации ключевых точек и сравнительной оценки, время обработки варьируется от 73 до 172 мс.

Это говорит об ограничении применения алгоритма в режиме реального времени. При частоте смены кадров, равной 10 Гц, многие изображения будут пропущены из-за длительной обработки предыдущего изображения. В данном конкретном примере максимально возможная частота смены кадров составляет 5 Гц. Тем не менее, чтобы получить результат для каждого изображения даже при частоте смены кадров 10 Гц и более, необходимо одновременно запустить процедуру отслеживания, как описано в следующем разделе.

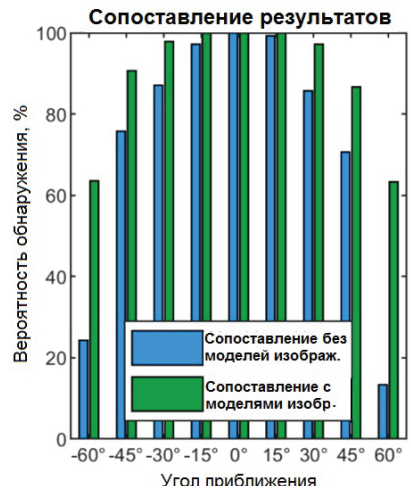


Рис. 7. Вероятность обнаружения у алгоритмов сопоставления. Алгоритм с моделями изображений более эффективен, чем алгоритм без них. Преимущества использования дополнительных вариантов эталонного изображения особенно заметны при приближении к окну под большими углами

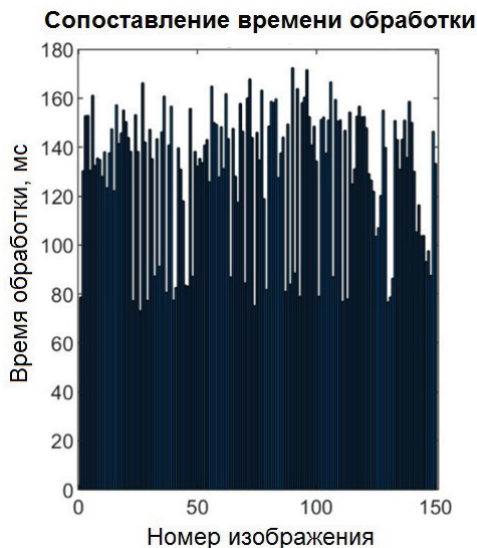


Рис. 8. Время обработки последовательности изображений при приближении под углом  $45^\circ$ . Из-за выделения большого количества ключевых точек обработка часто занимает более 100 мс. В связи с этим при получении реальных изображений с частотой смены кадров 10 Гц многие изображения будут пропущены

### Отслеживание в режиме реального времени

Функция отслеживания обеспечивает характеристики, которые позволяют преодолеть ограничения алгоритма сопоставления. Если точка, выбранная на эталонном изображении, спроецирована на текущее реальное изображение корректно, можно отследить эту точку на следующих изображениях, затрачивая на обработку лишь несколько миллисекунд. После запуска алгоритм отслеживания повышает доступность результатов и сокращает время их получения.

#### *Алгоритм отслеживания*

Предлагаемый в настоящей статье алгоритм позволяет использовать преимущества алгоритма сопоставления в режиме реального времени и при этом сократить время обработки. Таким образом, алгоритм сопоставления работает параллельно с алгоритмом отслеживания, а результаты ранжирования используются для принятия решения о необходимости повторного запуска процесса отслеживания. Схема полного алгоритма представлена на рис. 9.

Сначала для запуска алгоритма отслеживания выполняется сопоставление эталонного и первого полученного реального изображения с помощью алгоритма сопоставления с моделями изображений. После обработки первого изображения основной алгоритм выполняется по замкнутому циклу. Если отслеживание не запущено, необходимо дождаться завершения сопоставления. Как только будет получен успешный результат сопоставления, происходит запуск алгоритма отслеживания с учетом результатов, полученных с использованием алгоритма сопоставления: контрольная точка, спроецированная на реальное изображение, задается в качестве объекта отслеживания на последующих полученных изображениях. Результаты ранжирования,

определенные алгоритмом сопоставления, запоминаются как критерий качества для запуска алгоритма отслеживания.

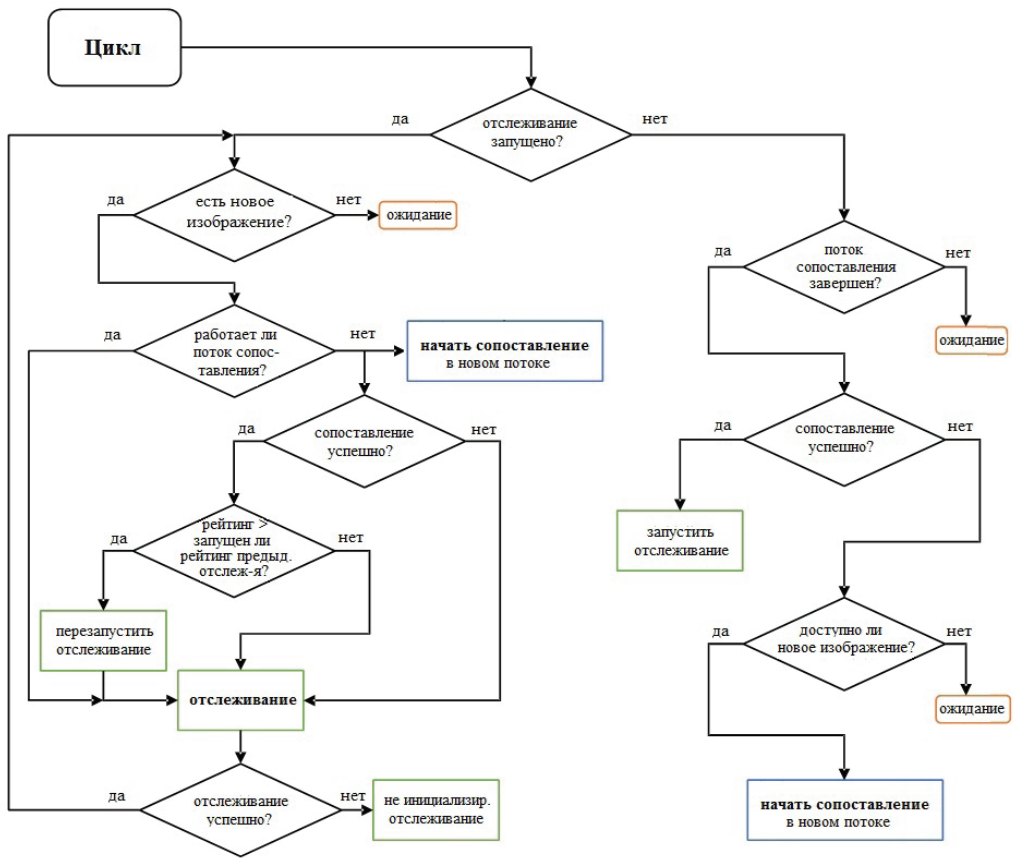


Рис. 9. Блок-схема алгоритма отслеживания. Если необходимо запустить процесс отслеживания, нужно дождаться корректного результата применения алгоритма сопоставления. При запуске процесса отслеживания алгоритм сопоставления будет работать параллельно и использоваться для повторного запуска процесса отслеживания

После запуска алгоритма отслеживания и получения нового реального изображения спроецированная контрольная точка отслеживается с помощью пирамидального итеративного алгоритма отслеживания точек Лукаса–Канаде [20]. Если отслеживание не удалось, он возвращается в исходное состояние.

Одновременно с отслеживанием происходит обработка реального изображения с использованием алгоритма сопоставления. По окончании процесса сопоставления алгоритм отслеживания запускается повторно, если результаты ранжирования алгоритма сопоставления оказываются выше, чем после предыдущего запуска алгоритма отслеживания. Это обеспечит высокую надежность результатов сопоставления, необходимых для запуска отслеживания, и позволит избежать расхождений с результатами, полученными с использованием алгоритма отслеживания.

При высокой частоте смены кадров время обработки данных при применении алгоритма сопоставления может оказаться более длительным, чем частота смены

кадров, и не одно, а несколько реальных изображений будут доступны для сопоставления. В этом случае алгоритм сопоставления использует только самое последнее изображение, и результаты сопоставления будут получены не для каждого реального изображения. При этом запуск алгоритма отслеживания позволит обработать каждое входящее реальное изображение.

### Отслеживание результатов

Алгоритм отслеживания был оценен для приближений под разными углами с помощью одного и того же набора данных.

#### Вероятность обнаружения

На рис. 10 показаны результаты, полученные при приближении к открытому окну под заданными углами. Различные значения частоты смены кадров были получены при отправке изображений из набора данных с частотой 5, 10 и 20 Гц. Результаты показали, что качество обнаружения зависит от выбранной частоты смены кадров. Эти различия обусловлены повторным запуском алгоритма: если при использовании алгоритма сопоставления время обработки данных превышает длительность интервала между кадрами, результаты сопоставления будут получены не для всех изображений. Следовательно, будут ли все реальные изображения использоваться алгоритмом отслеживания, зависит от времени обработки данных алгоритмом сопоставления. Вместе с тем даже при частоте смены кадров 20 Гц вероятность обнаружения ненамного ниже, чем при частоте смены кадров 5 Гц. Если угол подлета равен  $45^\circ$  и менее, вероятность обнаружения составляет 97% при частоте смены кадров 10 Гц. Таким образом, при сочетании отслеживания и сопоставления вероятность обнаружения значительно выше, чем при использовании только алгоритма сопоставления. Даже при углах от  $60^\circ$  вероятность обнаружения повышается по сравнению с результатами сопоставления, показанными на рис. 7.

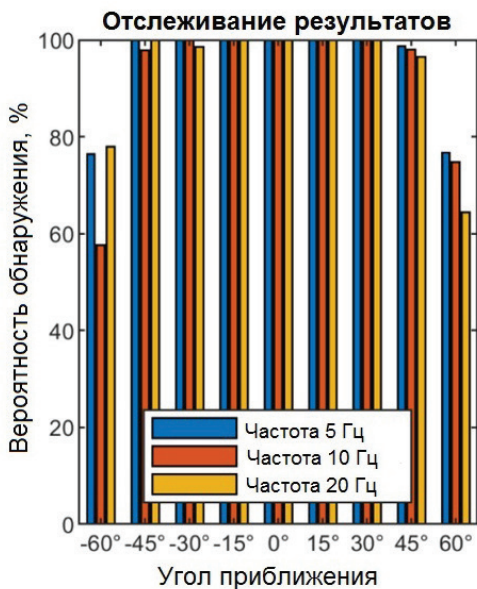


Рис. 10. Вероятность обнаружения при использовании алгоритма отслеживания. По сравнению с алгоритмом сопоставления вероятность обнаружения здесь значительно выше при приближениях под большими углами. Частота смены кадров входящих реальных изображений лишь незначительно влияет на вероятность обнаружения. Таким образом, алгоритм хорошо подходит для работы в режиме реального времени, даже если при этом требуется высокая частота смены кадров

#### Время обработки

Алгоритм отслеживания позволяет существенно сократить время обработки данных по сравнению с алгоритмом сопоставления. Отслеживание занимает лишь несколько

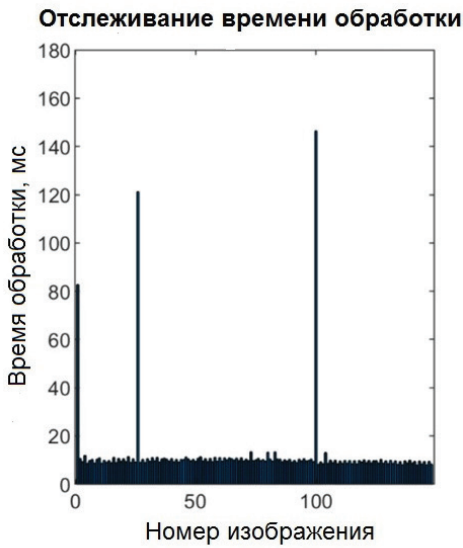


Рис. 11. Время обработки, необходимое алгоритму отслеживания, при использовании той же последовательности изображений, что и показанной на рис. 8 для алгоритма сопоставления. Время обработки, превышающее 15 мс, наблюдается только при необходимости запуска алгоритма отслеживания. Это происходит в начале процесса, когда становится доступным первое реальное изображение, и после того, как отслеживание не удалось

сопоставления, оказалось надежным критерием для повторного запуска алгоритма отслеживания. Оно позволяет избежать расхождения результатов.

Алгоритм отслеживания с запуском алгоритма сопоставления более эффективен, чем только алгоритм сопоставления изображений с широкой базовой линией, и обеспечивает точное обнаружение окна. Высокая вероятность обнаружений достигается даже в сценариях с сильно меняющимися ракурсами.

Параллельная реализации алгоритмов отслеживания и сопоставления обеспечивает возможность работы в режиме реального времени и масштабируемость при различных частотах смены кадров. При этом эффективность обнаружения лишь немного снижается на более высокой частоте смены кадров.

В дальнейшем выходные данные алгоритма будут использованы для разработки алгоритма наведения при автономном приближении к окну малых летательных аппаратов.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. **Hartley, R. and Zisserman, A.**, Multiple View Geometry in Computer Vision, 2nd ed., Cambridge University Press, 2003.
2. **Lowe, D.G.**, Distinctive image features from scale-invariant keypoints, *International Journal of Computer Vision*, 2004, pp. 91–110.

миллисекунд, как показано на рис. 11. Всплески значений времени обработки до 80 мс и более связаны с алгоритмом сопоставления, используемого для запуска алгоритма отслеживания, который необходимо осуществить после получения первого результата сопоставления и после того, как отслеживание не удалось. В ходе приближения под углом  $45^\circ$  это происходило дважды. При приближениях под меньшими углами отслеживание чаще всего удается, поэтому окно, как правило, успешно обнаруживается за менее чем десять миллисекунд.

#### Заключение

В статье предложен надежный и быстрый алгоритм обнаружения окна на основе последовательности реальных изображений. Эффективный с точки зрения вычислительных затрат расчет местоположения окна по последовательности изображений реализуется за счет отслеживания результатов с помощью робастного алгоритма сопоставления изображений с широкой базовой линией. Ранжирование, введенное для оценки результатов

3. **Bay, H., Tuytelaars, T. and van Gool, L.**, SURF: Speeded up robust features, *Proc. 9th European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Graz, Austria, May 7-13, 2006, Part I, 2006, pp. 404–417.
4. **Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K. and Bradski, G.**, ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF, *Proc. 2011 International Conference on Computer Vision*, 2011, pp. 2564–2571.
5. **Ferrari, V., Tuytelaars, T. and van Gool, L.**, Wide-baseline multiple-view correspondences, *Proc. 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, pp. 718–725.
6. **Morel, J.-M. and Yu, G.**, ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison, *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, vol. 2, no. 2, pp. 438–469.
7. **Lin, W.Y. et al.**, CODE: Coherence based decision boundaries for feature correspondence, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, vol. 40, no. 1, pp. 34–47.
8. **Codreanu, V. et al.**, GPU-ASIFT: A fast fully affine-invariant feature extraction algorithm, *Proc. 2013 International Conference on High Performance Computing Simulation (HPCS)*, 2013, pp. 474–481.
9. **Fischler, M.A. and Bolles, R.C.**, Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, *Communications of the ACM*, 1981, vol. 24, no. 6, pp. 381–395.
10. **Zhang, W. and Kosecka, J.**, Generalized RANSAC framework for relaxed correspondence problems, *Proc. Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*, 2006, pp. 854–860.
11. **Bay, H., Ferraris, V. and van Gool, L.**, Wide-baseline stereo matching with line segments, *Proc. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 2005, pp. 329–336.
12. **Wang, L., Neumann, U. and You, S.**, Wide-baseline image matching using line signatures, *Proc. 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, 2009, pp. 1311–1318.
13. **Goedeme, T., Tuytelaars, T. and van Gool, L.**, Fast wide baseline matching for visual navigation, *Proc. 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004, pp. 24–29.
14. **Zhai, Y., Guo, X., He, P. and Han, D.**, Wide-baseline matching based on line intersection features, *Proc. 10<sup>th</sup> International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2018)*, Shanghai, 2018. DOI: 10.1117/12.2502982
15. **Lee, J.A., Yow, K.C. and Chia, A.Y.S.**, Robust matching of building facades under large viewpoint changes, *Proc. 2009 IEEE 12<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision*, 2009, pp. 1258–1264.
16. **Mueller, K., Kleis, R. and Trommer, G.F.**, Wide baseline matching for autonomous approaches of MAVs, *Proc. 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, Monterey, CA, USA, 2018, pp. 801–808.
17. **Li, X. and Wang, J.**, Image matching techniques for vision-based indoor navigation systems: performance analysis for 3D map based approach, *Proc. 2012 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 2012, pp. 1–8.
18. **Smith, J.R. and Chang, S.-F.**, Single color extraction and image query, *Proc. International Conference on Image Processing*, 1995, pp. 528–531.
19. **Niblack, W. et al.**, The QBIC Project: Querying Images by Content Using Color, Texture, and Shape, IBM Research Division, 1993.
20. **Bouguet, J.-Y.**, Pyramidal Implementation of the Affine Lucas Kanade Feature Tracker: Description of the Algorithm, Intel Corporation, 2001.

---

**Mueller, K., Atman, J.** (Institute of Systems Optimization, Karlsruhe Institute of Technology, Germany), **and Trommer, G.F.** (Institute of Systems Optimization, Karlsruhe Institute of Technology, Germany; ITMO University, Saint Petersburg, Russia)

Combination of Wide Baseline Image Matching and Tracking for Autonomous UAV Approaches to a Window, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2019, vol. 27, no. 4 (107), pp. 52–68.

**Abstract.** In this paper, the problem of an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV) approach to a target which is selected in a reference image is addressed. A robust matching



algorithm is proposed to reliably project the selected point in the reference image into the live images of a quadrotor helicopter. Projective transformations are applied to the reference image to extract additional keypoints and to gain invariance to out-of-plane perspective transformations. Since the matching algorithm does not exploit the beneficial characteristics of image sequences and because its processing time is not short enough for high frame rates, a tracking algorithm is introduced. High detection rates even for image sequences with large viewpoint changes are achieved. Therefore, the presented algorithm can be used as input to a guidance algorithm for UAVs.

**Key words:** wide baseline matching, image matching, ORB, tracking, window detection, micro aerial vehicles.

Материал поступил 31.07.2019