

## Оптический поток в задачах навигации и управления беспилотными автономными средствами

К.В. Степанян, А.К. Попов, А.Б. Миллер, Б.М. Миллер

*Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия*

Поступила в редколлегию 06.12.23

**Аннотация**—Навигация по наблюдениям текущего видеоизображения является одним из наиболее перспективных средств навигации и управления беспилотными аппаратами в условиях ограниченного применения спутниковых средств навигации. В режиме автономного движения простое добавление видеокамеры при отсутствии средств распознавания и интерпретации к системе инерциальной навигации не дает значимого эффекта. Поэтому извлечение навигационной информации из последовательности изображений играет ключевую роль. Важной характеристикой наблюдаемых изображений является эволюция порождаемого информационного потока. Примерами являются оптический поток при видеонаблюдении, доплеровское измерение абсолютной скорости и эволюция рельефа измеренной дальности при использовании многолучевых сонаров. С алгоритмической точки зрения они весьма близки, что позволяет объединить их обсуждение в данном обзоре.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** АНПА, БПЛА, оптический поток, навигация и управление, фильтр Калмана

DOI: 10.53921/18195822\_2023\_23\_4\_526

### 1. ВВЕДЕНИЕ

Беспилотные аппараты (БА) или Дроны (в соответствии с западной терминологией), включая беспилотные летательные аппараты (БПЛА), автономные необитаемые подводные аппараты (АНПА), автомобильные беспилотные грузовики наземного или шахтного применения, а также средства доставки покупок для пользователей торговых и аптечных сетей становятся весьма востребованными в последнее время. Постоянно растет количество областей использования дронов, приведем некоторые из них: контроль линий связи, трубопроводов, электросетей [1, 2], управление дорожным движением [3], контроль состояния инженерных конструкций [4] и других инфраструктурных объектов. Сбор и доставка проб воды для санитарного контроля качества воды [5], доставка небольших грузов, например, лекарств [6–8], средств связи при выполнении поисковых или спасательных операций [9, 10], в том числе в районах природных катастроф или производственных аварий [11], или просто в труднодоступные районы обитания небольших групп людей также является важной областью применения БА. При выполнении этих миссий могут использоваться различные средства навигации, хотя наиболее популярным становится комплексирование бортовых навигационных систем со спутниковыми средствами, такими как GPS или GLONASS. Спутниковые сигналы могут быть недоступными в силу различных причин [12], таких как радиопомехи, вызывающие дополнительные шумы, ослабление, или просто затухание сигнала в силу особенностей рельефа местности.

Видеокамера как дополнительное средство навигации кажется весьма обещающим. Однако, простое добавление камеры бесполезно без методов извлечения навигационной информации

из видеопоследовательности. Главными данными, необходимыми для навигации являются: текущее положение БА, его ориентация и совокупность его линейных и угловых скоростей. В литературе прослеживаются два подхода: с машинным обучением, подразумевающим предварительный сбор информации и без такового, только на основе отслеживания изменений в оперативно поступающем потоке изображений. Причем, изображение может представлять не только оптический, но и ИК-сигнал, акустический сигнал, или растровые данные дальности Lidar. Вычисленная в процессе машинного обучения производная информация может применяться для обнаружения и идентификации неподвижных, полезных для навигации ориентиров.

Специалистами по обработке цифровых изображений обсуждалась постановка задачи сопоставления изображения с образцом еще в [13, книга 2, глава 17]. На современном этапе постановка задачи такого рода обнаруживается в оригинальной теории обнаружения-идентификации паттернов в сигналах способом статистического поиска, в частности применительно к оптическим изображениям (англ. pattern theory, pattern recognition) [14, 15]. На практике, трудно формализуемая задача обнаружения-идентификации паттернов до определенной степени успешно решается в системах поиска в массивах изображений [16, 17]. В таком классе систем применяются поисковые алгоритмы-эвристики, решая задачу создания релевантного отклика на поисковый запрос. В качестве запроса, поискового ключа, может служить фрагмент изображения. Поиск может осуществляться с помощью компьютерной нейросети без предварительной обработки изображения [18, 19]. В ряде случаев применяются различные виды предварительной обработки изображений: подавление шумов [20, 21], устранение обратимых искажений [22], нормализация цветности [23], восстановление проективных искажений [24], сегментация для классификации областей раstra в целях отсекания областей поиска [25–27]. Есть подходы, использующие дополнительную информацию для поиска, например текстовое описание изображения [28], штрих-коды, метки времени и др. Подход, использующий разного рода признаки (текстуры, гистограммы цветности, кодирование формы контура) наиболее распространен [1, 29–32]. В [33] рассматривается набор признаков для установления ассоциации между парой изображений по избыточному числу точечных соответствий. Существует подход уменьшения числа элементов множества соответствий на основе информационного критерия [34]. Общая проблема поисковых алгоритмов — вынужденный полный перебор с сопоставлением, что соответствует вычислительному классу сложности NP. Естественно, желательно избегать решений, основанных на полном переборе, так как при обработке большого массива данных будет требоваться экспоненциальный рост вычислительных ресурсов.

Проблема ассоциации наблюдаемого и эталонного изображения (она же задача сопоставления) допускает неоднозначное решение. В аэрофотографии для разрешения проблемы ассоциации широко используется метод RANSAC (RANdom SAmple Consensus) и его модификации [35–37], однако более перспективным, менее ресурсоемким и быстродействующим является использование RANSAC совместно с моделью движения и Калмановской фильтрацией для оценки возможного положения наземных ориентиров [38]. Например, простое добавление дополнительной камеры, как показано в работах [39, 40] помогает оператору, который дистанционно управляет БПЛА, расширяя его возможности по поиску и обнаружению наземных ориентиров, но бесполезно с точки зрения навигации. Для решения навигационных задач в автономном полете важны положение и ориентация БА, выраженные в метрических параметрах, то есть координаты и углы ориентации. Эти параметры скрыты в наблюдаемых изображениях и их изменениях при движении аппарата. Заметим, что этот набор данных есть как-минимум шестимерный вектор, в то время позиции наблюдаемых объектов выражаются двумерными векторами в фокальной плоскости камеры. Таким образом изображения, получаемые с камеры, позволяют определить только углы пеленга наблюдаемых объектов, но не расстояние до них. Вот почему возникает и вторая проблема: извлечение навигационных па-

раметров именно из эволюции изображений, регистрируемых при движении. К сожалению, эта проблема не разрешима на основе данных только от одной монокулярной камеры без использования предыстории. Добавление второй и более камер с использованием стереоскопии улучшает ситуацию, но точность определения координат остается невысокой, поэтому, например, при посадке использование радио [41] или оптических маяков [42] дает значительно более надежные результаты [43, 44]. При отсутствии активных дальномеров можно измерять только пеленги наблюдаемых объектов, однако для навигации необходимо знание их координат и определение наклонной дальности до них.

Одним из традиционных методов работы с пеленгационными измерениями является использование расширенного фильтра Калмана (Extended Kalman Filtering [ЕКФ]), примеры использования ЕКФ при посадке БПЛА даны в работах [45–48]. Однако, методы, применяемые в навигации подводных аппаратов, такие как метод псевдоизмерений дают более устойчивые и надежные оценки [49] при работе с пеленгационными измерениями. Принципиальная идея состоит в том, что изначально нелинейные уравнения наблюдений становятся линейными после раскрытия тригонометрических функций углов пеленга в уравнениях наблюдений. Поскольку измерения углов пеленга значительно более точны, особенно при использовании оптоэлектронных устройств, это позволяет записать уравнения фильтрации в стандартном виде и существенно уменьшить ошибки оценивания [50]. Обычно используется так называемый плотный оптический поток (ОП), то есть совокупность скоростей сдвига изображения по всему полю зрения или по значительной его части. В работе [51] рассматривается оценка высоты при снижении по глиссаде, однако для всего полета действительно актуально комплексирование данных видео, бортовой навигационной системы и измерений высоты полета. Эта задача, вообще говоря, нелинейная и требует использования метода псевдоизмерений. Основой здесь является совокупность линейных соотношений, связывающих скорости сдвига изображения с линейными и угловыми скоростями БПЛА. Для определения реального оптического потока по последовательности видеоизображений можно использовать алгоритм Лукаса-Канаде [52] или его модификации [53], измерив скорость сдвига изображения в достаточном количестве точек поля зрения, и использовать совокупность найденных значений для разрешения системы линейных уравнений для скоростей БПЛА [54], например, методом наименьших квадратов.

Статья состоит из введения, двух разделов и заключения. Во втором разделе описаны методы оценивания параметров движения на основе последовательности поступающих изображений разной физической природы. Третий раздел посвящен совместному использованию полученных оценок и данных, поступающих с другого бортового оборудования. В заключении отмечено усложнение применяемых методов анализа и обработки информации с ростом межкадрового временного промежутка.

## 2. ОЦЕНИВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ ДВИЖЕНИЯ АППАРАТА ПО НАБЛЮДАЕМОЙ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ.

Повышение скорости передачи данных между цифровыми устройствами позволило передавать изображение с бортовой камеры наземному оператору для дистанционного управления БПЛА в реальном времени и тогда камера должна иметь характеристики, позволяющие формировать изображение, комфортное для оператора. Автономной полет выдвигает другие требования к бортовой камере, поскольку данные от оптической системы поступают в бортовую систему управления и возникает так называемое техническое зрение, которое иногда ближе к зрению насекомых и птиц [55]. Проблема компенсации движения изображения очень важна для авиационных и космических систем наблюдения, поскольку некомпенсированное движение изображения приводит к ухудшению качества изображения [56, 57]. В технических системах может использоваться так называемый оптический поток, который представляет собой сово-

купность векторов смещений изображения и в неявном виде содержит в себе информацию о движении камеры. При использовании полного поля смещений точек изображения используется термин *плотный оптический поток*. В случае отслеживания смещения реперных точек на подстилающей поверхности, в согласованном движении которых также содержится информация о перемещении видеокамеры и аппарата, применяется термин *разреженный оптический поток*.

### 2.1. Математические основы расчета плотного оптического потока

В математической модели предполагается, что БПЛА летит над плоской поверхностью по известной траектории. На борту имеется жестко связанная с аппаратом камера, ориентированная в надир. Распределение освещенности на подстилающей поверхности считается известным и стационарным. Построение системы координат описано в работах [51, 58–61]. Так как центр системы координат находится в главной точке объектива, то точка изображения  $P'$  имеет координаты  $(\xi, \eta, -F)$ , где  $F$  — фокусное расстояние. Используя модель камеры-обскуры, можно записать аналитический вид координат точки поверхности земли  $P$ , регистрируемой в точке изображения  $P'$  как координаты точки пересечения с плоскостью  $z = 0$  оптического луча, проходящего через главную точку объектива и точку изображения  $P'$ . Тогда для локальных скоростей смещения  $V_\xi, V_\eta$  в точке  $(\xi, \eta)$ , находящейся в плоскости изображения, имеются следующие соотношения [58, 62]:

$$\begin{pmatrix} V_\xi \\ V_\eta \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial \xi} & \frac{\partial x}{\partial \eta} \\ \frac{\partial y}{\partial \xi} & \frac{\partial y}{\partial \eta} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \frac{dx}{dt} \\ \frac{dy}{dt} \end{pmatrix} \Bigg|_{\substack{x = x(\xi, \eta, t) \\ y = y(\xi, \eta, t)}}, \quad (1)$$

где  $(x, y)$  — координаты точки на поверхности Земли, оптически сопряженной точке изображения  $(\xi, \eta)$ , а зависимость от времени соответствует движению БПЛА и изменению его ориентации в пространстве. Подробное описание см. в [59].

Используя последовательность изображений во время движения камеры, можно получить уравнение, определяющее ОП. Из (1) следует, что скорости ОП можно выразить [62] в виде линейной функции от  $V_x, V_y, V_z, \omega_\theta, \omega_\varphi, \omega_\gamma$ , которая в матричном виде записывается как

$$(V_\xi, V_\eta)^T = D_1(\xi, \eta, \lambda(t), t)(V_x, V_y)^T + D_2(\xi, \eta, \lambda(t), t)\vec{\omega}^T + D_3(\xi, \eta, \lambda(t), t)V_z, \quad (2)$$

где  $V_x, V_y, V_z$  — линейные скорости БПЛА;  $(\cdot)^T$  — символ транспонирования;  $\theta, \varphi, \gamma$  — углы тангажа, рыскания и крена соответственно;  $\vec{\omega} = (\omega_\theta, \omega_\varphi, \omega_\gamma)^T$  — соответствующие угловые скорости. В обозначение  $\lambda(t)$  объединен набор параметров съемки, например, высота полета, фокусное расстояние камеры, углы наклона оптической оси камеры. Матрицы  $D_1, D_2, D_3$  в каждый момент времени  $t$  зависят от текущего положения БПЛА в пространстве, от координат центра пикселя  $(\xi, \eta)$  и от значения набора параметров  $\lambda$  [58–60], которые могут оцениваться как на основе ОП, так и на основе измерений инерциальной навигационной системы (ИНС) или с использованием обоих способов одновременно.

Заметим, что для БПЛА самолетного типа, развивающих скорость десятки метров в секунду и высоту полета десятки и даже сотни метров, разницу между центром масс БПЛА и точкой подключения к камере транспортного средства можно не учитывать без потери точности оценки, но для малых и микро- БПЛА эта разница может быть значительной.

Когда смещение имеет небольшие приращения

$$d\xi(t) = V_\xi(t)dt, \quad d\eta(t) = V_\eta(t)dt$$

изменения интенсивности по изображению соответствуют следующему уравнению:

$$I(\xi, \eta, t) = I(\xi + d\xi, \eta + d\eta, t + dt),$$

следовательно, хорошо известная формула **оптического потока** такова:

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \frac{\partial I}{\partial \xi} V_{\xi}(t) + \frac{\partial I}{\partial \eta} V_{\eta}(t) = 0, \quad (3)$$

где  $I(\xi, \eta, t)$  — интенсивность сигнала. В случае оптических устройств сигналом является яркость в фокальной плоскости, в случае радара или гидролокатора — измеренное расстояние до точки поверхности.

У этой формулы есть условия применимости [63–65]:

1. константность по яркости, т.е. регистрируемая камерой интенсивность излученного и отраженного от наблюдаемой поверхности света, должна мало меняться за межкадровый интервал времени
2. поле скоростей ОП в локальной окрестности пиксела непрерывно
3. частота съемки должна быть достаточной, для заданных параметров движения.

Условие 1 может не выполняться, например, при полете над поверхностью воды. Примером нарушения условия 2 являются разрывы ОП, наблюдаемые на контрастных краях изображений объектов. Искажение поля скоростей ОП также может вызываться ошибками дискретизации по уровням интенсивности, т.к. на стандартном восьмимбитном цифровом изображении используется 256 уровней. С таким типом ошибок можно бороться с помощью вычисления ОП на субпиксельном уровне, как это предлагалось в [66].

Запишем уравнения (2) для центра каждого пикселя  $(\xi, \eta)$ . Эта модель дает переопределенную систему линейных уравнений между ОП, рассчитанную по видеопоследовательности с помощью произвольного алгоритма, связывающую измеренные ОП с неизвестными линейной и угловой скоростями транспортного средства, решение которой дает нам оценку как линейных, так и угловых скоростей аппарата. Алгоритм для получения оценки ОП может быть любым и его выбор может быть продиктован конкретной прикладной задачей. Наиболее известные алгоритмы — Лукаса-Канаде [52] и Фарнбека [53]. Можно отметить серию интересных статей [67]–[73] о различных методах оценки ОП.

**Определение.** Назовем задачу вычисления векторного поля ОП

$$\vec{E}^{[\xi, \eta]} = (V_{\xi}(\xi, \eta), V_{\eta}(\xi, \eta))^T$$

как функции от вектора  $\vec{V}$  в момент времени  $t$  при известных значениях набора параметров  $\lambda$  *прямой задачей ОП*.

Результатом решения прямой задачи является численно выраженный плотный оптический поток. Общее решение прямой задачи точного вычисления плотного ОП при известных мгновенных параметрах движения камеры вместе с летательным аппаратом получено достаточно давно [57, 62]. Результатом решения прямой задачи является численно выраженный плотный оптический поток. Решение прямой задачи в сочетании с численным моделированием регистрируемых бортовой видеокамерой изображений, позволяет проверить точность численного метода оценивания элементов движения аппарата.

**Определение.** *Обратной задачей ОП* будем называть задачу построения оценок вектора мгновенных скоростей  $\vec{V}$  в момент времени  $t$  как функций над имеющимся векторным полем ОП  $\vec{E}^{[\xi, \eta]}$  при известных значениях набора параметров  $\lambda$ .

Частные случаи решения обратной задачи рассмотрены нами в работах [58–60].

Условие 3 применимости формулы (3), требующее небольшого межкадрового интервала времени, нарушается при увеличении скоростей движения аппарата или уменьшении высоты над наблюдаемой поверхностью. Однако это условие можно обеспечить с некоторой степенью точности, если использовать пересчет масштаба цифрового изображения с помощью суммирования с Гауссовым двумерным окном. Таким способом рассчитываются так называемые пирамиды разномасштабных изображений [74, 75]. Этот подход использован для оценивания скоростей движения аппарата в более широком диапазоне высот в [76].

## *2.2. Оценивание положения аппарата и его скорости по наблюдениям характерных объектов*

С ростом времени между соседними кадрами видеопоследовательности условия применимости формулы ОП перестают выполняться и использование плотного ОП становится затруднительным. Тем не менее, информация о движении по-прежнему содержится в видеопоследовательности и можно применять методы, использующие навигацию БПЛА по наблюдениям реперных точек с использованием разреженного ОП. При этом вычисляются смещения отдельных небольших фрагментов изображения, называемых также паттернами (англ. pattern) или пэтчами (англ. patch) в зависимости от предпочтений авторов. Аналогичные различия в терминологии имеют место при описании объектов, изображением которых является выбранный фрагмент: ориентир, реперная точка, особая точка, визуальный ориентир.

Существует фундаментальная проблема с бесконечной изменчивостью сигнала, регистрируемого оптико-электронным устройством, порождаемая зависимостью от физических условий наблюдения: освещение источниками света [77], отражающие свойства поверхностей материалов, собственная яркость материала в некоторых случаях, изменение свойств поверхностного материала во времени, факторы, влияющие на прохождение квантов света через атмосферу, дальность визуального наблюдения ориентира, угол, под которым наблюдается объект, перекрытие видимости другими объектами и т.д. Дополнительные нелинейные искажения вносятся при оцифровке сигнала камеры. Поэтому даже на соседних кадрах небольшие фрагменты изображения, соответствующие одному и тому же физическому объекту, или его характерной детали, будут иметь не совпадающие наборы пикселей [78]. Возникает проблема вычисления числовых характеристик интересующего малого фрагмента изображения. Такую информацию называют дескриптором (англ. visual descriptor) или признаком (англ. image feature). Сейчас затруднительно установить авторство идеи выявления признаков на цифровом изображении, но сама возможность описана еще в [13, книга 2, глава 17]. В настоящее время существует множество признаков, предложенных разными авторами для разных задач. Для успешного использования признак должен:

- позволять сравнивать любой фрагмент изображения с исходным фрагментом-образцом, с использованием критерия качества, что позволяет производить поиск похожих фрагментов,
- быть уникальным, т.е. не совпадать для принципиально различающихся, с точки зрения решаемой задачи, малых фрагментов изображения,
- при этом иметь меньший объем данных, чем исходный сигнал,
- обладать некоторой степенью инвариантности при различного рода изменениях регистрируемого сигнала в зависимости от условий, позволяющую получить выигрыш перед простым сравнением с исходным фрагментом-образцом.

Общей проблемой является недостижимость полной инвариантности признаков ко всем условиям съемки. Для частичного решения указанной проблемы, в системах компьютерного зрения, использующих элементы машинного обучения, встречаются как подходы на основе

обратного преобразования проективных или цветовых искажений, так и подходы, когда обучающие данные уже содержат искажения.

Алгоритм обнаружения характерных объектов, должен находить визуальный ориентир на изображении по некоторой комбинации его признаков, в идеале независимо от взаимного расположения аппарата и объекта, а также в широком диапазоне оптических условий, сезонных или погодных изменений. Существует множество подходов с применением машинного обучения, в которых для обнаружения характерных объектов используются найденные заранее, долгосрочно хранящиеся признаки визуального ориентира. Признаки вычисляются на базе предварительно собранного массива изображений. Обзор данного множества подходов, оставляем за рамками данной работы. Отметим лишь, что для своей реализации, эти подходы требуют значительного вовлечения человеческих трудозатрат на разметку обучающего набора данных, больших вычислительных мощностей, ёмких систем хранения данных. Рост человеческих трудозатрат связан с эвристической природой решаемой задачи выравнивания (сопоставления, поиска) цифровых изображений или их фрагментов на основе комбинаций признаков. Применяемые здесь методы, лишь частично автоматизируются, а технологичная последовательность операций не однозначно формализована, и имеет не строгую математическую доказательную базу.

Предположим, что метод проб ошибок, применяемый при разработке систем определения собственного движения и положения камеры, связанной с автономным аппаратом, исходит из требования оптимизации полезного отклика критерия качества, сопоставляющего изображения объектов-ориентиров и их вычисленных ранее признаков. Разработчики эмпирическим путем улучшают характеристики алгоритма обнаружения объектов-ориентиров, постепенно добываясь более предпочтительных с точки зрения эксперта откликов в четырехклеточной таблице  $\{true, false\} \times \{positive, negative\}$  на обучающих данных. Это используется в методах обучения искусственных нейросетей. При этом на определенном шаге наступает насыщение, когда отклики обнаружения уже не улучшаются, с ростом объема обучающих данных. На наш взгляд, в таких методах, ключевой проблемой признаков, кроме ограниченной инвариантности, является проблема устаревания данных. То есть, при увеличении интервала времени, прошедшего с момента съемки изображения, по которому был вычислен признак, гипотетически монотонно снижается вероятность полезного отклика алгоритма обнаружения и идентификации объекта-ориентира. А если целью разработки ставится полная автономность навигационной системы на основе изображений, то очевидно стоит учитывать не только явление устаревания признаков, но и удовлетворение сильно возрастающих требований к бортовому вычислителю, в плане и вычислительной мощности, и емкости хранилища данных.

Как альтернативу ресурсоемким подходам с применением машинного обучения, отслеживание смещений отдельно взятых малых фрагментов изображения можно выполнять на основе оперативно поступающей видеопоследовательности, вычисляя признаки на предыдущем кадре, предполагая достаточно короткое время отслеживания, и возможность частого обновления множества отслеживаемых фрагментов. Таким образом формируется наблюдение разреженного ОП. На этой основе решается обратная задача ОП с гораздо меньшим числом уравнений, чем в случае плотного ОП [79].

В [33] было рассмотрено несколько методов, обычно используемых для определения локального выравнивания областей изображения. Машинное обучение не применялось. Проблема выравнивания изображения решалась с использованием подхода RANSAC для избыточного числа точек соответствия между оперативным изображением и аэрокартой [80]. Найденное соответствие использовалось для определения положения БА в пространстве. Для сравнения признаков использовались дескрипторы SIFT, ASIFT, ASIFT-2 [81–83]. Было установлено, что

основным источником ошибок является неинвариантность дескрипторов к преобразованию масштаба в необходимом диапазоне.

### *2.3. Навигация и управление автономных необитаемых подводных аппаратов*

При использовании многолучевых сонаров формируется карта измеренных дальностей от АНПА до дна водоема, которую можно интерпретировать как “акустическое изображение”. Соответственно, по их последовательности можно вычислять “акустический поток”. Несмотря на разную природу получаемой информации можно применять тот же самый математический аппарат, что и для видеопоследовательностей и ОП. Задачи управления АНПА порождают множество подходов, родственных использованию методологии ОП, а также доплеровских измерений абсолютной скорости с использованием условно-минимаксной Калмановской фильтрации [84]-[95]. Более детально тематика управления подводными дронами представлена в обзоре [96].

В [97] предложен алгоритм оценивания абсолютной скорости движения АНПА относительно дна, который использует измерения профиля дальности и его изменение в процессе движения. Данный подход аналогичен измерению скорости БПЛА относительно земной поверхности, основанному на так называемом плотном оптическом потоке (или поле скоростей смещения характерных элементов изображения), связанному с движением аппарата [51]. Отметим, что важной особенностью этого подхода является работа по всему изображению в целом без выделения особых точек и без выполнения трудоемкой операции совмещения соседних кадров. Аналогичным достоинством обладает и метод, предложенный в работе [98], которое было продемонстрировано лишь на примере определения мгновенной скорости.

Тем не менее, использование ОП или акустического потока дает возможность оценивать линейные и/или угловые скорости движения, что недостаточно для успешного решения задачи навигации, ведь кроме скоростей необходимо знать координаты собственного положения и ориентацию в пространстве. Для этого необходимо учитывать данные с других бортовых средств, т.е. возникает задача комплексирования данных от разнородных устройств.

## 3. КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ ПОЛУЧЕННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ И ДАННЫХ ДРУГИХ БОРТОВЫХ СРЕДСТВ

Общая проблема интеграции данных с различных датчиков является предметом теории управления наблюдениями. Помимо унификации параметров измерений, требуется согласование моментов измерений и нормировка шкал измерений, и на последнем этапе объединение оцениваемых параметров в алгоритм управления. Ниже приведены некоторые примеры управления наблюдениями, связанные с автономными БА.

### *3.1. Оценка параметров движения БПЛА с использованием оптического потока и фильтра Калмана*

В работах [58, 61] показана возможность оценки линейной и угловой скоростей на основе искусственно созданного изображения. В [60] использовались кадры реального ландшафта, снятые бортовой монокулярной камерой, с измерениями начальной высоты, полученными с помощью барометрического высотомера. По этим реальным изображениям и телеметрии оценивались линейная и угловая скорости, которые затем сравнились с показаниями ИНС. Основная идея данной работы заключалась в использовании явных формул ОП для оценки угловых скоростей на основе большого количества измерений ОП по всем пикселям изображения.

В большинстве существующих подходов к использованию ОП применяются очень простые соотношения только для центра изображения и не учитывается зависимость ОП от координат



пикселя в фокальной плоскости. Использование большого количества измерений увеличивает количество точек измерения ОП и, следовательно, точность оценки элементов движения БПЛА.

Таким образом, явная модель ОП (1), вместе с прямой оценкой ОП дает средства для оценки скоростей.

В модели движения БПЛА в дискретном времени вектор скорости  $\mathbf{V} = \text{col}(V_x, V_y, V_z)$  по координатам  $x, y, z$  в декартовой системе координат удовлетворяет уравнению

$$\mathbf{V}(t_{k+1}) = \mathbf{V}(t_k) + \mathbf{a}(t_k)\Delta t + \mathbf{W}(t_k), \quad (4)$$

где  $t_k$  это текущее время,  $t_k = t_0 + k\Delta t$ ,  $\mathbf{a}(t_k) = \text{col}(a_x, a_y, a_z)$  заданный вектор линейных ускорений полученных от ИНС,  $\mathbf{W}(t_k)$  — вектор текущих возмущений в движении БПЛА. Он состоит из белых шумов с дисперсиями  $(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_z^2)$ .

Измерения скорости с помощью ОП имеют следующий общий вид:

$$\mathbf{m}_V(t_k) = \mathbf{V}(t_k) + \mathbf{W}_V(t_k), \quad (5)$$

где  $\mathbf{W}_V(t_k)$  являются некоррелированными белыми шумами с дисперсиями  $(\sigma_{V_x}^2, \sigma_{V_y}^2, \sigma_{V_z}^2)$ .

Оценка углового положения БПЛА задается по трем углам  $\alpha_p(t_k), \alpha_r(t_k), \alpha_y(t_k)$  (тангаж, крен и рыскание соответственно), угловым скоростям  $\omega_p(t_k), \omega_r(t_k), \omega_y(t_k)$  и угловым ускорениям  $a_p(t_k), a_r(t_k), a_y(t_k)$ . Считаем, что значения угловых ускорений поступают из ИНС.

Для угла тангажа и угловой скорости тангажа выполняются соотношения (аналогично для крена и рыскания):

$$\alpha_p(t_{k+1}) = \alpha_p(t_k) + \omega_p(t_k)\Delta t + a_p(t_k)\frac{\Delta t^2}{2},$$

$$\omega_p(t_{k+1}) = \omega_p(t_k) + a_p(t_k)\Delta t + W_p(t_k),$$

где  $W_p(t_k)$  это белый шум с дисперсией  $\sigma_p^2$ .

Измерение угловой скорости тангажа с помощью ОП имеет следующий вид: (аналогично для крена и рыскания):

$$m_p(t_k) = \omega_p(t_k) + W_{\omega_p}(t_k),$$

где  $W_{\omega_p}(t_k)$  это шум в измерениях угловой скорости при использовании ОП, который представляет собой белый шум с дисперсией  $\sigma_{\omega_p}^2$ .

Формулы для крена и рыскания аналогичны. Все оценки представляют собой стандартный дискретный фильтр Калмана [99].

Таким образом, формируется оценка  $\hat{\mathbf{V}}$  вектора параметров ориентации

$$\mathbf{V} = \text{col}(V_x, V_y, V_z, \omega_p, \omega_r, \omega_y).$$

Этот вектор измеряется посредством ОП методами, изложенными выше, для каждого пикселя в каждом кадре, что дает согласно (2) переопределенную систему линейных уравнений для  $\mathbf{V}$ .

Естественно предположить, что все шумы некоррелированы. Тогда ковариационная матрица для вектора  $\mathbf{V}$  является диагональной. Это предположение подтверждается расчетами по данным реального ОП [58]. Примеры фильтров Калмана с использованием ОП можно найти, например, в [51, 60].

### 3.2. Использование робастного фильтра Калмана

Фильтр Калмана (ФК) широко применяется в навигационных задачах [33, 100, 101]. Оценка ФК имеет наименьшую дисперсию ошибки оценки в классе линейных несмещенных оценок.

Этот подход хорошо работает для линейных систем с гауссовым распределением ошибок измерений. Но на практике предположение о нормальности распределений не всегда выполняется. Известно, что оценка на основе квадратичного критерия оптимальности весьма чувствительна к аномальным ошибкам измерений. ФК унаследовал этот недостаток. Значительное отклонение распределения ошибок измерений от закона Гаусса часто наблюдается в радиотехнических системах, используемых для навигации БПЛА. Как показано в [102], замена квадратичного критерия критерием минимума абсолютных ошибок приводит к существенному повышению устойчивости алгоритма фильтрации к выбросам в измерениях. Модель динамики системы также может приводить к аномальным ошибкам, поэтому в [102] рассмотрен случай, когда аномальные ошибки измерений возникают одновременно с непредвиденным маневром цели. Свойство адаптивности фильтра достигается за счет использования метода сопоставления теоретических и фактических значений ковариационных матриц динамического шума. Проблемы видеонавигации и ОП имеют схожие свойства. Во многих ситуациях возникают значительные негауссовы ошибки и не выполняются условия непрерывности ОП, например, из-за резкой смены положения камеры или ракурса, когда общая видимая часть изображения между соседними кадрами значительно уменьшается, вплоть до изменения плана; из-за появления или исчезновения крупного объекта в поле зрения, а также появления облаков при полете на большой высоте. Во время критических операций, таких как заход на посадку БПЛА, аномальные измерения должны автоматически обнаруживаться и игнорироваться.

### *3.3. Некоторые результаты использования оптического потока в качестве дополнительного датчика при посадке автономного БПЛА*

В [51] исследуется задача посадки автономного БПЛА по глиссаде на основе моделирования изображения ландшафта. Был применен метод, использующий плотный ОП как дополнительный способ измерения высоты для автономных БПЛА. Сложность этой задачи состоит в том, что средняя скорость ОП при приземлении увеличивается в несколько десятков раз. Необходимо найти изменяющиеся параметры, чтобы минимизировать ошибку оценки высоты БПЛА в финальный момент с учетом исходных предположений. В результате получилось, что для виртуальной камеры, которая могла менять параметр FPS (частота съемки, кадров в секунду), точность увеличивается с увеличением частоты кадров, что можно объяснить увеличением плавности ОП.

В [76] изменялось виртуальное разрешение камеры путем объединения соседних пикселей в новый виртуальный пиксель с пересчетом значений. Очевидно, что при такой процедуре общее количество пикселей уменьшается, но такую операцию можно выполнить всегда. При этом параметр FPS оставался без изменений. Для расчетов использовались реальные видеоданные процесса приземления. Произведена оценка разницы в скорости ОП. Разница в скорости ОП, оцененная алгоритмом Лукаса-Канаде, рассчитанная по точным формулам и отфильтрованная по оценке Калмана, использовалась в качестве псевдодатчика для управляемого переключения масштаба. Достоверной оценки высоты удалось добиться при спуске с высоты 300 м до 5 м. В этом случае необходимо использовать различное усреднение пикселей от 2x2 до 16x16 в зависимости от текущей высоты и уровня шума ОП. Наблюдалось, что очень близко к Земле ОП с высоким уровнем разрешения становится хаотичным и не информативным. Потенциально, в случае неисправности высотомера, высоту можно оценивать с помощью ОП. Однако следует учитывать, что оценка ОП по реальной видеопоследовательности требует адаптации разрешения камеры к условиям полета. В качестве датчика переключения усреднения пикселей удобно использовать либо расчетную высоту, либо разницу между расчетным и измеренным значением ОП [76].

### 3.4. Оценка скорости АНПА по наблюдениям эволюции акустического изображения дна

Предложен подход с использованием комплексирования акустического метода, и например, данных от ИНС АНПА об ускорениях аппарата. Ниже представлена 2D модель движения АНПА под поверхностью воды. Пусть движение АНПА задается вектором  $\mathbf{X}(t_k) = (X(t_k), Z(t_k))$ . В каждый момент времени  $t_k$  эхолот АНПА производит набор из  $N$  измерений дальности  $L(\mathbf{X}(t_k), \bar{\mathbf{e}}(\phi_i))$ , где угол  $\phi_i$  определяет направление  $i$ -го пучка,  $i = 1, \dots, N$ .

Такие измерения дают распределение дальностей до точек дна, а при перемещении аппарата соответствующие дальности меняются, причем скорость их изменения зависит как от наклона дна в области измерения, так и от скорости движения аппарата. Таким образом, первичное измерение распределения дальностей позволяет восстановить профиль дна в области измерения, а его изменение при смещении аппарата — скорость аппарата. Подробно метод измерения представлен в работе [97].

Первый этап работы состоит в оценке скорости АНПА, используя только измерения дальности, производимые эхолотом.

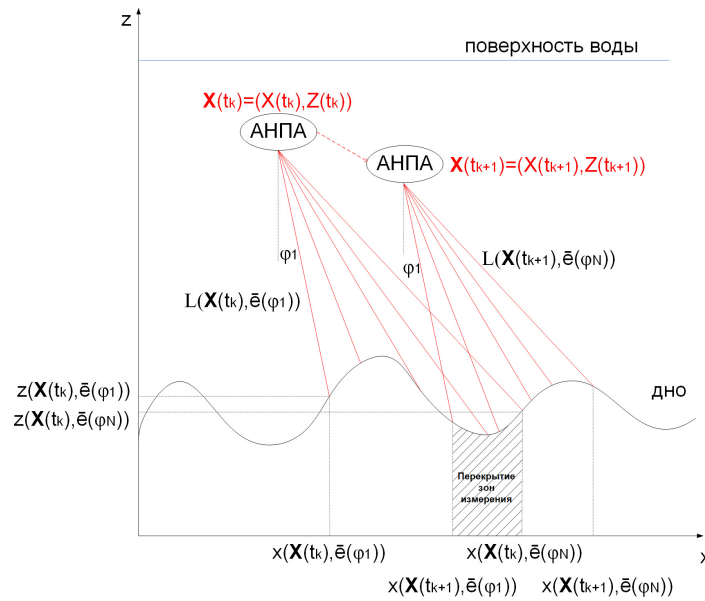


Рис. 1. 2D модель движения АНПА.

Вектор  $\bar{\mathbf{e}}(\phi_i)$  задает  $i$ -ое измерение из  $N$ :

$$\bar{\mathbf{e}}(\phi_i) = \begin{pmatrix} e_x(\phi_i) \\ e_z(\phi_i) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \phi_i \\ \sin \phi_i \end{pmatrix}.$$

Пусть профиль дна задается функцией  $z = z(x)$ . В момент времени  $t_k$  сигнал измерения в направлении  $\bar{\mathbf{e}}(\phi_i)$  достигает дна в точке:

$$\begin{pmatrix} x(\mathbf{X}(t_k), \bar{\mathbf{e}}(\phi_i)) \\ z(\mathbf{X}(t_k), \bar{\mathbf{e}}(\phi_i)) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X(t_k) \\ Z(t_k) \end{pmatrix} + L(\mathbf{X}(t_k), \bar{\mathbf{e}}(\phi_i)) \begin{pmatrix} e_x(\phi_i) \\ e_z(\phi_i) \end{pmatrix}.$$

Таким образом, в общем виде можно записать:

$$Z(t_k) + e_z(\phi_i)L(\mathbf{X}(t_k), \bar{\mathbf{e}}(\phi_i)) = z(X(t_k) + e_x(\phi_i)L(\mathbf{X}(t_k), \bar{\mathbf{e}}(\phi_i))).$$

Дифференцируя данное выражение по времени  $t$ , получаем:

$$\frac{dZ}{dt} + e_z \frac{dL}{dt} = \frac{\partial z}{\partial x} \left( \frac{dX}{dt} + e_x \frac{dL}{dt} \right),$$

где элементы  $\frac{dX}{dt}$  и  $\frac{dZ}{dt}$  задают скорости АНПА.

Данное уравнение является основным, и хотя только из этого скалярного уравнения определить значения производных  $\frac{dX}{dt}$  и  $\frac{dZ}{dt}$  невозможно, но мы имеем совокупность аналогичных уравнений, записанных для каждого направления луча, в которых значения этих производных одинаковы. Таким образом, скорости можно оценить, например, методом наименьших квадратов и использовать их как измерения, дополнительные к измерениям скоростей, даваемых ИНС. Соответствующие результаты моделирования приведены в работе [97]. Предложенный подход — это не единственный путь и комплексирование с данными о положении акустических маяков, или доплеровскими измерениями скорости также представляет значительный интерес.

#### 4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В последние годы активно растет число задач, решаемых с помощью БА, как следствие и разнообразие видов аппаратов. В настоящий момент нет единой международной классификации видов БА. Пример такой классификации можно найти, например, в [103]. Для малых и микро-аппаратов, у которых масса и скорость малы, особую актуальность приобрели задачи обнаружения и избегания препятствий, что в свою очередь привело к взрывному росту числа задач анализа, обработки и распознавания изображений и видеопоследовательностей.

Если удалось обеспечить непрерывный ОП путем согласования высоты, скорости полета, частоты кадров съемки и т.д., то хорошие результаты показывают методы с использованием плотного ОП, которые не анализируют содержимое видеопоследовательности. С ростом времени между соседними кадрами видеопоследовательности условия применимости формулы ОП перестают выполняться и использование плотного оптического потока становится затруднительным. Тем не менее, информация о движении по-прежнему содержится в видеопоследовательности и можно применять методы, использующие навигацию БПЛА по наблюдениям отдельных ориентиров с использованием разреженного ОП. При этом выбор ориентиров может осуществляться без участия человека путем поиска характерных фрагментов с отсечением по пороговому значению вычисленного признака. Но даже на соседних кадрах найденные фрагменты могут не совпадать. Для разрешения проблемы ассоциации широко используется метод RANSAC и его модификации.

Дальнейшее увеличение времени между соседними кадрами видеопоследовательности требует более сложных методов и решения задачи распознавания, будь то идентификация объекта или привязка к карте местности. Для решения задачи распознавания в последние годы активно применяются методы машинного обучения и нейросети. Но их применение также имеет свои сложности. Для первоначальной настройки нейросети необходимо сформировать обучающую выборку, затем решить задачу классификации, т.е. фактически выработать новый признак. Для этого необходим труд коллектива разноплановых специалистов. Но и после этого требуется выявлять случаи неудачной работы нейросети, дополнять обучающую выборку, дообучать, а чаще переобучать нейросеть. При этом полноту обучающей выборки гарантировать практически невозможно. Для этого процесса может оказаться полезным реализация прямой задачи ОП, что в сочетании с численным моделированием регистрируемых бортовой видеокамерой изображений, дает возможность как проверить точность численного метода оценивания элементов движения аппарата, так и получить дополнительную информацию для обучения нейросети.

Мы не рассматриваем подробно эти группы методов, т.к. они могут требовать накопления базы данных тестовых изображений, хранения и актуализации карт местности, использования мощных вычислительных ресурсов, устойчивой связи с наземным комплексом, который может все эти задачи успешно решать. Подобные методы не сочетаются с концепцией автономного БА, которая предполагает, что вся необходимая информация загружается в БА перед началом миссии и в процессе ее выполнения используются только данные, имеющиеся на борту, и поступающие от бортовых систем. Обработка также производится бортовым вычислителем БА, а бортовые средства могут иметь всевозможные ограничения, например, по весу, объему, энергопотреблению, вычислительной сложности. Настроенная нейросеть может удовлетворять таким ограничениям, но остается вопрос с полнотой обучающей выборки. Этот вопрос в целом заслуживает отдельной дискуссии и выходит за рамки этой статьи.

Движение автономного БА относительно стационарных полей различной физической природы позволяет оценивать абсолютную скорость аппарата и использовать полученную оценку при решении задачи навигации. Этот факт позволяет применять тот же самый математический аппарат, что и для видеопоследовательностей.

Эффективное использование различных датчиков для измерения эволюции окружающих физических полей и последующей оценки скоростей и ориентации аппарата относится к теории управления наблюдениями и более общей теории стохастического управления. В данном обзоре была сделана попытка очертить круг возникающих при этом математических задач и направлений будущих исследований.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Kunina I., Terekhin A., Khanipov T., Kuznetsova E., Nikolaev D. Aerial image geolocation by matching its line structure with route map. In *Proc. SPIE 10341, Ninth International Conference on Machine Vision (ICMV 2016)*, 103412A (17 March 2017).
2. Cerón A., Mondragón I., Prieto F. Onboard visual-based navigation system for power line following with UAV. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2018, 15, 2.
3. Guirado R., Padro J.-C., Zoroa A., Olivert J., Bukva A., Cavestany P. StratoTrans: Unmanned Aerial System (UAS) 4G Communication Framework Applied on the Monitoring of Road Traffic and Linear Infrastructure. *Drones*, 2021, 5, 1, 10.
4. Shanthakumar P., Yu K., Singh M., Orevillo J., Bianchi E., Hebdon E., Tokekar P. View Planning and Navigation Algorithms for Autonomous Bridge Inspection with UAVs. In *Proceedings of the 2018 International Symposium on Experimental Robotics, ISER 2018*. Xiao J., Kröger T., Khatib O. (eds). Springer Proceedings in Advanced Robotics, vol 11. Springer, Cham, 2020, pp. 201–210.
5. Chen J., Wang J., Feng S., Zhao Z., Wang M., Sun C., Song N., Yang J. Study on Parameter Inversion Model Construction and Evaluation Method of UAV Hyperspectral Urban Inland Water Pollution Dynamic Monitoring. *Water* 2023, 15, 4131.
6. Rizwan R., Shehzad M.N., Awais M.N. Quadcopter-Based Rapid Response First-Aid Unit with Live Video Monitoring. *Drones*, 2019, 3, 2, 37.
7. Geronel R.S., Beghini G.R., Botez R.M., Bueno D.D. An overview on the use of unmanned aerial vehicles for medical product transportation: flight dynamics and vibration issues. *J. Braz. Soc. Mech. Sci. Eng.* 2022, 44, 349.
8. Amicone D., Cannas A., Marci A., Tortora G. A Smart Capsule Equipped with Artificial Intelligence for Autonomous Delivery of Medical Material through Drones. *Appl. Sci.* 2021, 11, 7976.
9. Miller B.M., Miller G.B., Semenikhin K.V. UAV Path Planning in Search and Rescue Operations. In *Proceedings of the International Conference "Stability, Control, Differential Games" (SCDG2019)*. Tarasyev A. et al. (eds). Springer Nature, Switzerland AG, 2020, pp. 87–97.

10. Du L., Fan Y., Gui M., Zhao D. A Multi-Regional Path-Planning Method for Rescue UAVs with Priority Constraints. *Drones*, 2023, 7, 692.
11. Kikumoto C., Harimoto Y., Isogaya K., Yoshida T., Urakubo T. Landing Site Detection for UAVs Based on CNNs Classification and Optical Flow from Monocular Camera Images. *J. Robot. Mechatron.*, 2021, 33, 2, pp. 292–300.
12. Miller M.M. et al. *Navigation in GPS Denied Environments: Feature-Aided Inertial Systems*. Technical rept. AIR FORCE RESEARCH LAB EGLIN AFB FL MUNITIONS DIRECTORATE. RTO-EN-SET-116(2011).
13. Прэтт У. *Цифровая обработка изображений (в 2-х книгах)*. М.: Мир, 1982.
14. Mumford D., Desolneux A. *Pattern Theory: The Stochastic Analysis of Real-World Signals*, 1st ed. N.-Y., USA: A K Peters/CRC Press, 2010.
15. Huang J., Mumford D. Statistics of natural images and models. In *Proceedings. 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat. No PR00149)*, Collins, CO, USA, 1999, 1, pp. 541–547.
16. Chang S.-K., Yang C.-C. Picture information measures for similarity retrieval. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1983, 23, 3.
17. Kofakis P., Orphanoudakis S. Graphical Tools and Retrieval Strategies for Medical Image Databases. In: *Computer Assisted Radiology / Computergestützte Radiologie*, Lemke H.U., Rhodes M.L., Jaffe C.C., Felix R. (eds). Berlin, Heidelberg: Springer, 1991.
18. Ямаев А.В., Чукалина М.В., Николаев Д.П., Шешкус А.В., Чуличков А.И. Нейронная сеть для предварительной обработки данных в компьютерной томографии. *Автоматика и телемеханика*, 2021, 10, стр. 152–164 (перевод: Yamaev A.V., Chukalina M.V., Nikolaev D.P., Sheshkus A.V., Chulichkov A.I. Neural Network for Data Preprocessing in Computed Tomography. *Automation and Remote Control*, 2021, 82, pp. 1752–1762).
19. Kumar A., Jain N., Singh C., Tripathi S. Exploiting SIFT Descriptor for Rotation Invariant Convolutional Neural Network. In *2018 15th IEEE India Council International Conference (INDICON)*, Coimbatore, India, 2018, pp. 1–5.
20. Chochia P. Analysis of the Image Spectrum for Distortion Diagnostics. *Journal of Physics: Conference Series*, 2019, 1368, 3, p. 032011.
21. Mozerov M.G., Weijer J. Improved Recursive Geodesic Distance Computation for Edge Preserving Filter. In *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26, 8, pp. 3696–3706.
22. Chochia P.A. Diagnostics of a Linear Homogeneous Distorting Operator on the Observed Image Spectrum. *J. Commun. Technol. Electron.*, 2020, 65, 6, 725–734.
23. Shepelev D.A., Bozhkova V.P., Ershov E.I., Nikolaev D.P. Simulation Of Underwater Color Images Using Banded Spectral Model. In *ECMS 2020 Proceedings of European Council for Modeling and Simulation*, Steglich M., Mueller C., Neumann G., Walther M. Eds., 2020.
24. Skoryukina N., Chernov T., Bulatov K., Nikolaev D.P., Arlazarov V. Screenshot: TV-stream frame search with projectively distorted and noisy query. In *Proc. SPIE 10341, Ninth International Conference on Machine Vision (ICMV 2016)*, 2017, p. 103410Y.
25. Чочиа П.А. *Методы обработки видеoinформации на основе двухмасштабной модели изображения*. Saarbrücken: LAP Lambert Academic Publishing, 2017.
26. Beucher S. Watershed, Hierarchical Segmentation and Waterfall Algorithm. In: *Mathematical Morphology and Its Applications to Image Processing*, Serra J., Soille P. (eds). Springer, Dordrecht: Computational Imaging and Vision series, 1994, 2, pp. 69–76.
27. Beucher S., Marcotegui B. *P algorithm, a dramatic enhancement of the waterfall transformation*. Technical rept. Centre de Morphologie Mathématique MINES, ParisTech, 2009. Ресурсы: [http://www.cmm.mines-paristech.fr/~beucher/publi/P-Algorithm\\_SB\\_BM.pdf](http://www.cmm.mines-paristech.fr/~beucher/publi/P-Algorithm_SB_BM.pdf)

28. Smith M.A., Kanade T. Video skimming and characterization through the combination of image and language understanding. In *Proceedings 1998 IEEE International Workshop on Content-Based Access of Image and Video Database*, Bombay, India, 1998, pp. 61–70.
29. Jégou H., Douze M., Schmid C. Improving Bag-of-Features for Large Scale Image Search. *International Journal of Computer Vision*, 2010, 87, 3, pp. 316–336.
30. Azzi C., Asmar D., Fakhri A., Zelek A. Filtering 3D Keypoints Using GIST For Accurate Image-Based Localization. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*, Wilson R.C., Hancock E.R., Smith W.A.P. editors. York, UK: BMVA Press, 2016, pp. 127.1–127.12.
31. O'Hara S., Draper B.A. Introduction to the Bag of Features Paradigm for Image Classification and Retrieval. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2011. Pечyпc: <http://arxiv.org/abs/1101.3354v1>
32. Kumar N., Belhumeur P.N., Biswas A., Jacobs D.W., Kress W.J., Lopez I.C., Soares J.V.B. Leafsnap: A Computer Vision System for Automatic Plant Species Identification. In: *Computer Vision – ECCV 2012*, Fitzgibbon A., Lazebnik S., Perona P., Sato Y., Schmid C. (eds). Berlin, Heidelberg: Springer, Lecture Notes in Computer Science, 2012, 7573.
33. Karpenko S., Konovalenko I., Miller A., Miller B., Nikolaev D. UAV Control on the Basis of 3D Landmark Bearing-Only Observations. *Sensors*, 2015, 15, pp. 29802–29820.
34. Mousavi V., Varshosaz M., Remondino F. Using Information Content to Select Keypoints for UAV Image Matching. *Remote Sensing*, 2021, 13, 1302.
35. Fischler M.A., Bolles R.C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. *Communications of the ACM*, 1981, 24, 6, pp. 381–395.
36. Zuliani M., Kenney C.S., Manjunath B.S. The MultiRANSAC Algorithm and Its Application to Detect Planar Homographies. In *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2005)*. Genova, Italy, 11–14 September 2005. Volume 3, pp. III-153–156.
37. Rybakova E.O., Trusov A.V., Limonova E.E., Skoryukina N.S., Bulatov K.B., Nikolaev D.P. PESAC, the Generalized Framework for RANSAC-Based Methods on SIMD Computing Platforms. In *IEEE Access*, 2023, 11, pp. 82151–82166.
38. Civera J., Grasa O.G., Davison A.J., Montiel J.M.M. 1-Point RANSAC for Extended Kalman Filtering: Application to Real-Time Structure from Motion and Visual Odometry. *J. Field Robotics*, 2010, 27, 5, pp. 609–631.
39. Попов А.К., Миллер А.Б., Степанян К.В., Миллер Б.М. Моделирование процесса навигации беспилотного летательного аппарата с использованием двух бортовых камер, смещенных по высоте. *Сенсорные системы*, 2018, 32, 1, стр. 19–25.
40. Kong W., Zhang D., Wang X., Xian Z., Zhang J. Autonomous Landing of an UAV with a Ground-Based Actuated Infrared Stereo Vision System. In *Proceedings of 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. Tokyo, Japan, November 3–7, 2013. pp. 2963–2970.
41. Tactical Automatic Landing System. Sierra Nevada Corporation. Pечyпc: [www.sncorp.com](http://www.sncorp.com)
42. OPATS Laser based landing aid for Unmanned Aerial Vehicles. RUAG - Aviation Products, Switzerland. Pечyпc: <https://www.uasvision.com/2012/03/02/ruags-laser-based-automatic-uas-landing-system/>
43. Nguyen P.H., Kim K.W., Lee Y.W., Park K.R. Remote Marker-Based Tracking for UAV Landing Using Visible-Light Camera Sensor. *Sensors*, 2017, 17, 9, 1987.
44. Nguyen P.H., Arsalan M., Koo J.H., Naqvi R.A., Truong N.Q., Park K.R. LightDenseYOLO: A Fast and Accurate Marker Tracker for Autonomous UAV Landing by Visible Light Camera Sensor on Drone. *Sensors*, 2018, 18, 6, 1703.
45. Kim H.J. et al. Fully Autonomous Vision-Based Net-Recovery Landing System for a Fixed-Wing UAV. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2013, 18, 4, pp. 1320–1333.
46. Zhang Y., Shen L., Cong Y., Zhou D., Zhang D. Ground-based visual guidance in autonomous UAV landing. In *Proceedings of SPIE 9067, Sixth International Conference on Machine Vision (ICMV 2013)*. London, United Kingdom, December 24, 2013. p. 90671W.

47. Joo S., Al-Ali K., Ippolito C., Yeh Y.-H. Towards Autonomous Fixed-Wing Unmanned Aerial Vehicle Landing: A Vision-Aided Inertial Navigation under Sensor Reconfiguration Scenario. In *Proceedings of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control (IFAC'08)*. Seoul, Korea, July 6-11, 2008, pp. 13677–13682.
48. Tang D., Shen L., Xiang X., Zhou H., Lai J. N-Cameras-Enabled Joint Pose Estimation for Auto-Landing Fixed-Wing UAVs. *Drones*, 2023, 7, 693.
49. Миллер А.Б. Разработка алгоритмов управления движением объекта на основе калмановской фильтрации пеленгационных измерений. *Автоматика и телемеханика*, 2015, 6, стр. 91–111. (перевод: Miller A.B. Developing Algorithms of Object Motion Control on the Basis of Kalman Filtering of Bearing-only Measurements. *Automation and Remote Control*, 2015, 76, 6, pp. 1018–1035.)
50. Miller A., Miller B. Stochastic control of light UAV at landing with the aid of bearing-only observations. In *Proc. SPIE 9875, Eighth International Conference on Machine Vision (ICMV 2015)*. Barcelona, Spain, 8 December 2015, p. 987529
51. Миллер Б.М., Степанян К.В., Попов А.К., Миллер А.Б. Навигация БПЛА на основе последовательностей изображений, регистрируемых бортовой видеокамерой. *Автоматика и телемеханика*, 2017, 12, стр. 141–153. (перевод: Miller B.M., Stepanyan K.V., Popov A.K., Miller A.B. UAV Navigation Based on Videosequences Captured by the Onboard Video Camera. *Automation and Remote Control*, 2017, 78, 12, pp. 2211–2221.)
52. Lucas B., Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *IJCAI'81 Proceedings of 7<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Vancouver, Canada, 1981, 2, pp. 674–679.
53. Farnebäck G. Fast and Accurate Motion Estimation using Orientation Tensors and Parametric Motion Models. In *Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition (ICPR-2000)*. Barcelona, Spain, September 3-8, 2000, 1, pp. 135–139.
54. Konovalenko I., Kuznetsova E., Miller A., Miller B., Popov A., Shepelev D., Stepanyan K. New Approaches to the Integration of Navigation Systems for Autonomous Unmanned Vehicles (UAV). *Sensors*, 2018, 18, 9, 3010.
55. Sebesta K., Baillieul J. Animal-inspired agile flight using optical flow sensing. In *Proceedings of 2012 IEEE 51st Conference on Decision and Control (CDC)*. Maui, HI, USA, 10-13 Dec 2012, pp. 3727–3734.
56. Миллер Б.М., Федченко Г.И., Морскова М.Н. Расчет сдвига изображения при панорамном фотографировании. *Известия ВУЗов. Геодезия и Аэрофотосъемка*, 1984, 4, стр. 81–89.
57. Миллер Б.М., Федченко Г.И. Влияние ошибок ориентации носителя на сдвиг изображения при фотографировании с движущегося объекта. *Известия ВУЗов. Геодезия и Аэрофотосъемка*, 1984, 5, стр. 75–80.
58. Popov A., Miller B., Miller A., Stepanyan K. Optical Flow as a Navigation Means for UAVs with Optoelectronic Cameras. In *Proc. 56 Israel Annual Conf. Aerospace Sciences*. Tel-Aviv and Haifa, Israel. March 9-10, 2016. ThL2T5.2.
59. Popov A., Miller A., Miller B., Stepanyan K. Application of the Optical Flow as a Navigation Sensor for UAV. В сборнике: *Труды 39-й междисциплинарной школы-конференции "Информационные технологии и системы 2015"* Олимпийская деревня, Сочи, Россия, 7-11 сентября, 2015, стр. 390–398.
60. Popov A., Miller A., Miller B., Stepanyan K. Optical Flow and Inertial Navigation System Fusion in UAV Navigation. In *Proc. SPIE 9986, International Conference Defence and Security, Unmanned/Unattended Sensors and Sensor Networks XII*. Edinburgh, United Kingdom, September 26, 2016. P. 998606.
61. Popov A., Miller A., Miller B., Stepanyan K. Estimation of velocities via Optical Flow. In *Proc. SPIE 2016 10253, International Conference on Robotics and Machine Vision*. Moscow, Russia, September 14, 2016. P. 1025303.



62. Kistlerov V.L., Kitsul P.I., Miller B.M. Computer-aided design of the optical devices control systems based on the language of algebraic computation FLAC. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1991, 33, pp. 303–307.
63. Black M. J., Anandan P. The Robust Estimation of Multiple Motions: Parametric and Piecewise-Smooth Flow Fields. *Computer Vision and Image Understanding*, 1996, 63, 1, pp. 75–104.
64. Roth S., Black M.J. On the spatial statistics of optical flow. In *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05)*. Beijing, China, 2005, vol. 1, pp. 42–49.
65. Chao H., Gu Y., Gross J., Guo G., Fravolini M.L., Napolitano M.R. A Comparative Study of Optical Flow and Traditional Sensors in UAV Navigation. In *Proceedings of 2013 American Control Conference*. Washington, DC, USA, June 17-19, 2013. pp. 3858–3863.
66. Mozerov M.G. Constrained Optical Flow Estimation as a Matching Problem. In *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22, 5, pp. 2044–2055.
67. Baker S., Matthews I. Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 56, 3, pp. 221–255.
68. Baker S., Gross R., Matthews I., Ishikawa T. *Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework: Part 2*. Tech. Report. CMU-RI-TR-03-01, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, February, 2003.
69. Baker S., Gross R., Matthew I. *Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework: Part 3*. Tech. Report. CMU-RI-TR-03-35, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, November, 2003.
70. Baker S., Gross R., Matthew I. *Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework: Part 4*. Tech. Report. CMU-RI-TR-04-14, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, February, 2004
71. Baker S., Patil R., Cheung K.M., Matthews I. *Lucas-Kanade 20 Years On: Part 5*. Tech. Report. CMU-RI-TR-04-64, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, November, 2004.
72. Baker S., Matthews I. Equivalence and efficiency of image alignment algorithms. In *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR 2001*. Kauai, HI, USA, 2001, pp. I-I.
73. Baker S., Roth S., Scharstein D., Black M.J., Lewis J.P., Szeliski R. A Database and Evaluation Methodology for Optical Flow. In *2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*. Rio de Janeiro, Brazil, 2007, pp. 1–8.
74. Bouguet J.-Y. *Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker*. Tech.report. Intel Corporation, Microprocessor Research Labs, 1999.
75. Попов А.К., Степанян К.В., Миллер Б.М., Колосов К.С. Определение скоростей движения камеры с использованием точечного оптического потока. В сборнике: *Материалы XXII Международной конференции по вычислительной механике и современным прикладным программным системам (ВМСППС"2021), 4-13 сентября, Алушта*. М.: Изд.-во МАИ, 2021, стр. 138–141.
76. Miller A., Miller B., Popov A., Stepanyan K. UAV Landing Based on the Optical Flow Videonavigation. *Sensors*, 2019, 19, 6, 1351.
77. Lalonde J., Matthews I. Lighting Estimation in Outdoor Image Collections. In *2014 2nd International Conference on 3D Vision*. Tokyo, Japan, 08-11 December 2014, 1, pp. 131–138.
78. Matthews L., Ishikawa T., Baker S. The template update problem. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26, 6, pp. 810–815.
79. Попов А.К., Степанян К.В., Миллер Б.М., Колосов К.С. Оценивание скоростей движения камеры и ее положения по наблюдениям оптического потока. В сборнике: *Материалы XIV Международной конференции по Прикладной математике и механике в аэрокосмической отрасли (АММАИ"2022), 4-13 сентября, Алушта*. М.: Изд.-во МАИ, 2022, стр. 351–353.
80. Konovalenko I., Miller A., Miller B., Nikolaev D. UAV Navigation On The Basis Of The Feature Points Detection On Underlying Surface. In *Proceedings 29th European Conference on Modelling and Simulation, ECMS 2015*, Mladenov V.M. Ed., Technical University of Sofia, Bulgaria, 2015, pp. 500–505.

81. Lowe D.G. Object recognition from local scale-invariant features. In *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, Kerkyra, Greece, 20-27 Sep 1999, vol. 2, pp. 1150–1157.
82. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant key points. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60, pp. 91–110.
83. Morel J., Yu G. ASIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison. *SIAM J. Imaging Sci.*, 2009, 2, pp. 438–469.
84. Borisov A., Bosov A., Miller B., Miller G. Passive Underwater Target Tracking: Conditionally Minimax Nonlinear Filtering with Bearing-Doppler Observations. *Sensors*, 2020, 20, 8, 2257.
85. Hegrenæs Ø., Berglund E. Doppler Water-Track Aided Inertial Navigation for Autonomous Underwater Vehicle. In *OCEANS 2009-EUROPE*, Bremen, Germany, May 2009, pp. 1–10.
86. Vedachalam N. et al. Design and development of Remotely Operated Vehicle for shallow waters and polar research. In *2015 IEEE Underwater Technology*, Chennai, India, Feb. 2015, pp. 1–5.
87. Li W., Wu W., Wang J., Lu L. Fast SINS Initial Alignment Scheme for Underwater Vehicle Applications. *The Journal of Navigation*, 2013, 66, pp. 181–198.
88. Wanga Q.Y., Li Y.B., Diao M., Gao W., Yu F. Moving base alignment of a fiber optic gyro inertial navigation system for autonomous underwater vehicle using Doppler velocity log. *Optik*, 2015, 126, pp. 3631–3637.
89. Tang K., Wang J., Li W., Wu W. A Novel INS and Doppler Sensors Calibration Method for Long Range Underwater Vehicle Navigation. *Sensors*, 2013, 13, pp. 14583–14600.
90. Shabani M., Gholami A. Improved Underwater Integrated Navigation System using Unscented Filtering Approach. *The Journal of Navigation*, 2016, 69, 3, pp. 561–581.
91. Chen P., Li Y., Su Y., Chen X., Jiang Y. Review of AUV Underwater Terrain Matching Navigation, *The Journal of Navigation*, 2015, 68, pp. 1155–1172.
92. Костоусов А.В., Костоусов В.Б. Моделирование гидролокатора бокового обзора с синтезированной апертурой. *Автоматика и телемеханика*, 2008, 2, стр. 16–29.
93. Sutton J.L. Underwater acoustic imaging. In *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67, 4, pp. 554–566.
94. Lindwall D. 3D underwater imaging using vector acoustic sensors. *Geophysics*, 2008, 73, 1, pp. Q1–Q7.
95. Anonsen K.B., Hallingstad O. Terrain Aided Underwater Navigation Using Point Mass and Particle Filters. In *2006 IEEE/ION Position, Location, And Navigation Symposium*, Coronado, CA, USA, 2006, pp. 1027–1035.
96. Miller A., Miller B., Miller G. Navigation of Underwater Drones and Integration of Acoustic Sensing with Onboard Inertial Navigation System. *Drones*, 2021, 5, 83.
97. Миллер А., Миллер Б. Определение скорости АНПА при помощи акустического зондирования профиля дна. *Информационные процессы*, 2017, 17, 3, стр. 165–171.
98. Folkesson J., Leonard J., Leederkerken J., Williams R. Feature tracking for underwater navigation using sonar. In *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Diego, CA, USA, Oct 29 - Nov 2, 2007, pp. 3678–3684.
99. Пугачев В.С., Синицын И.Н. *Стохастические дифференциальные системы*. М.: Наука, 1985. (перевод: Pugachev V.S., Sinityn I.N. *Stochastic Differential Systems. Analysis and Filtering*; Wiley, 1987.)
100. Веремеенко К. К. и др. под ред. М. Н. Красильщикова, Г. Г. Себрякова. *Современные информационные технологии в задачах навигации и слежения беспилотных маневренных летательных аппаратов*. М.: Физматлит, 2009.
101. Salychev O.S. *Mems-based Inertial Navigation: Expectations and Reality*. Bauman Moscow State Technical University press, Moscow, Russia, 2012.

102. Миллер Б.М., Колосов К.С. Робастное оценивание на основе метода наименьших модулей и фильтра Калмана. *Автоматика и телемеханика*, 2020, 11, стр. 72–92. (перевод: Miller B., Kolosov K. Robust Estimation Based on the Least Absolute Deviations Method and the Kalman Filter. *Autom Remote Control*, 2020, 81, pp. 1994–2010.)
103. Arafat M.Y., Alam M.M., Moh S. Vision-Based Navigation Techniques for Unmanned Aerial Vehicles: Review and Challenges. *Drones*, 2023, 7, 89.

## Optical flow in navigation and control problems of autonomous unmanned vehicles

**K.V. Stepanyan, A.K. Popov, A.B. Miller, B.M. Miller**

Navigation based on observations of the current video image is one of the most promising means of navigation and control of unmanned vehicles in conditions of limited use of satellite navigation tools. However, in autonomous driving mode, simply adding a video camera to the inertial navigation system in the absence of recognition and interpretation tools does not produce a significant effect. Therefore, extracting navigational information from image sequences plays a key role. An important characteristic of the observed images is the evolution of the generated information flow. Examples are optical flow in video surveillance, Doppler absolute velocity measurements, and measured range terrain evolution using multibeam sonars. From an algorithmic point of view, they are very close, which allows us to combine their discussion in this review.

**KEYWORDS:** AUV, UAV, optical flow, navigation and control, Kalman filter.