

УДК 519.92

Методы выделения точек привязки для визуальной навигации беспилотных летательных аппаратов

М.А.Корнеев, А.Н.Максимов, Н.А. Максимов

Аннотация

В статье описаны методы выделения точек привязки изображений применительно к задаче локализации положения беспилотного летательного аппарата (БЛА) на основе пассивной визуальной локации. Приведены оценки точности определения положения БЛА в зависимости от некоторых факторов съемки, даны рекомендации по использованию предложенных методов и сформулированы задачи дальнейших исследований.

Ключевые слова

распознавание образов; ключевые признаки изображения; локализация местоположения БЛА; точность определения местоположения

Введение

В настоящее время для определения местоположения беспилотного летательного аппарата (БЛА) используется спутниковая система навигации GPS или российский аналог-система ГЛОНАСС. Кроме спутниковых используются также инерциальные бесплатформенные навигационные системы.

В силу различных обстоятельств сигнал с навигационных спутников может быть недоступен или потерян, а точность инерциальных систем не всегда позволяет эффективно решать целевые задачи, что зачастую приводит к авариям БЛА.

Поэтому существует необходимость дублирования таких систем навигации.

В данной работе предлагается для определения местоположения БЛА использовать систему, основанную на сопоставлении текущего фотоснимка местности, сделанного с борта БЛА, с цифровой картой местности, составленной из аэрофотоснимков или спутниковых снимков территории, над которой будет совершаться полет. Такие системы в литературе часто называют системами пассивной оптической локации [1,2]. Малые весогабаритные

характеристики таких систем, небольшое энергопотребление делают их весьма привлекательными для использования при навигации БЛА.

Постановка задачи

Целью работы является разработка и исследование методов и алгоритмов для локализации положения БЛА на основе зашумленных и искаженных изображений местности.

Основная трудность при разработке таких методов и алгоритмов заключается в том, что сопоставляемые снимки (текущий и геопривязанные эталонные, имеющиеся в бортовой ЭВМ) существенно различаются вследствие различных условий съемки (пространственное положение БЛА, ракурс, бортовые и атмосферные помехи, время суток, сезонные изменения местности и т.д.).

Есть определенные методы для сравнения изображений, основанные на сопоставлении знаний об изображении в целом. В общем случае это выглядит следующим образом: для каждой точки изображения вычисляется значение определённой функции, на основании этих значений можно приписать изображению определённую характеристику. Тогда задача сравнения изображений сводится к задаче сравнения их характеристик. Но эти методы работают приемлемо, практически, только в идеальных ситуациях. Причины все те же: появление новых объектов на изображении, перекрытие одних объектов другими, шумы, изменения масштаба, положения объекта на изображении, положения камеры в трехмерном пространстве, освещения, аффинные преобразования и т.д. Собственно, плохие качества этих методов обусловлены их основной идеей, т.е. тем, что в характеристику вносит вклад каждая точка изображения, каким бы плохим этот вклад не был.

Для обхода таких проблем нужно либо выбирать точки, вносящие вклад в характеристику, либо, ещё лучше, выделять некоторые особые (ключевые) точки и сравнивать их. Здесь мы подошли к идее сопоставления изображений по ключевым точкам. Суть состоит в том, что мы заменяем изображение некоторой моделью — набором его ключевых точек.

Ключевой точкой будем считать такую точку, которая имеет некие признаки, существенно отличающие ее, от основной массы точек. Например, это могут быть края линий, небольшие круги, резкие перепады освещенности, углы и т.д. Предполагая, что ключевые точки присутствуют на образце всегда, можно поиск образца свести к поиску на сцене ключевых точек образца. А поскольку ключевые точки сильно отличаются от

основной массы точек, то их число будет существенно меньше, чем общее число точек образца.

Детектором будем называть метод извлечения ключевых точек из изображения. Детектор должен обеспечивать инвариантность нахождения одних и тех же особых точек относительно преобразований изображений.

Остается еще один неразрешенный вопрос, — каким образом определять, какая ключевая точка одного изображения соответствует ключевой точке другого изображения. Применение детектора позволяет определить только координаты особых точек, а они на каждом изображении разные. Тут в дело и вступают дескрипторы. Дескриптор — идентификатор ключевой точки, выделяющий её из остальной массы особых точек. В свою очередь, дескрипторы должны обеспечивать инвариантность нахождения соответствия между особыми точками относительно преобразований изображений.

В итоге получим следующую схему решения задачи сопоставления изображений:

1. На изображениях выделяются ключевые точки и их дескрипторы.
2. По совпадению дескрипторов выделяются соответствующие друг другу ключевые точки.
3. На основе набора совпавших ключевых точек строится модель преобразования изображений, с помощью которого из одного изображения можно получить другое.

Исследования, проводимые в последние годы, позволили выявить круг наиболее подходящих методов и алгоритмов для достижения указанной выше цели [3,4]. Было показано [4], что систему локализации положения БЛА целесообразно реализовывать, используя сразу несколько разнотипных детекторов, так, например, уголкового детектора будет срабатывать преимущественно на антропогенных объектах, которых на обрабатываемом изображении может быть немного. Выявлено три потенциально полезных нам аффинно-ковариантных детектора MSER, Hessian-Affine и Harris-Affine [5]. Каждый из этих детекторов обнаруживает «точки» интереса разного типа: области, пятна и углы, соответственно, а также имеет разную устойчивость к вышеупомянутым искажающим факторам. Кроме того, детекторы характеризуются разной точностью в определении положения, размера и формы области интереса.

Область («точка») интереса описывается дескриптором, который должен быть устойчивым как к перечисленным выше искажающим факторам, так и к искажениям,

возникающим вследствие ошибок в работе детектора. В тоже время дескриптор должен характеризоваться достаточно высокой информативной емкостью (обладать большой «различительной» способностью). Причем, «различительность» дескриптора более важна, чем его робастность, т.к. последнюю можно увеличить, например, посредством квантования дескриптора. Для этого, правда, необходима кластеризация, выбор которой почти всегда неочевиден.

Предварительный анализ выявил три потенциально полезных нам алгоритма описания области интереса: SIFT (ASIFT), GLON и DAISY. Указанные дескрипторы различны и по устойчивости и по информационной емкости. Важно, что характеристики дескрипторов изменяются при изменении типа области.

В настоящей работе определяются ошибки в привязке изображений при использовании метода ASIFT.

Описание алгоритма ASIFT

Подробное описание алгоритмов SIFT и ASIFT можно найти в [6]. Мы приведем только основные моменты, без понимания которых невозможно рассмотрение поставленных задач. Полностью инвариантный аффинным преобразованиям алгоритм сопоставления изображений должен охватывать все шесть аффинных параметров. Метод SIFT охватывает 4 параметра путем нормализации вращений и смещений и моделирования всех масштабов от изображения-запроса и изображений для поиска.

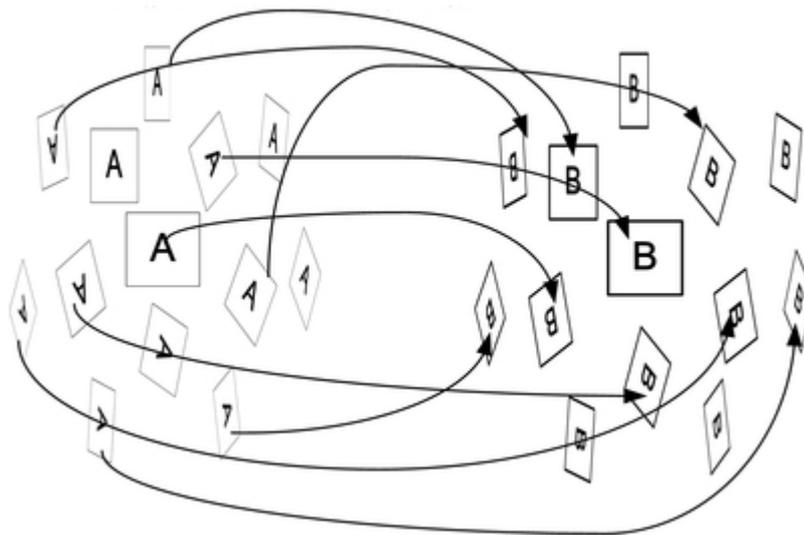


Рис. 1–Алгоритма ASIFT

Как показано на рисунке 1, ASIFT дополняет SIFT, имитируя два параметра, моделирующих направление оптической оси камеры (оригинал и смоделированные изображения представлены, соответственно, квадратом и параллелограммами), а затем применяет метод SIFT, чтобы сравнить смоделированные изображения, так что все 6 параметров оказываются покрыты. Другими словами, ASIFT имитирует три параметра: масштаб, углы наклона камеры – долготу и широту (что эквивалентно наклону) и нормализует остальные три (смещение и вращение). Таким образом, ASIFT является полностью инвариантным ко всем 6 аффинным параметрам.

Этапы работы алгоритма ASIFT

Алгоритм ASIFT состоит из следующих этапов:

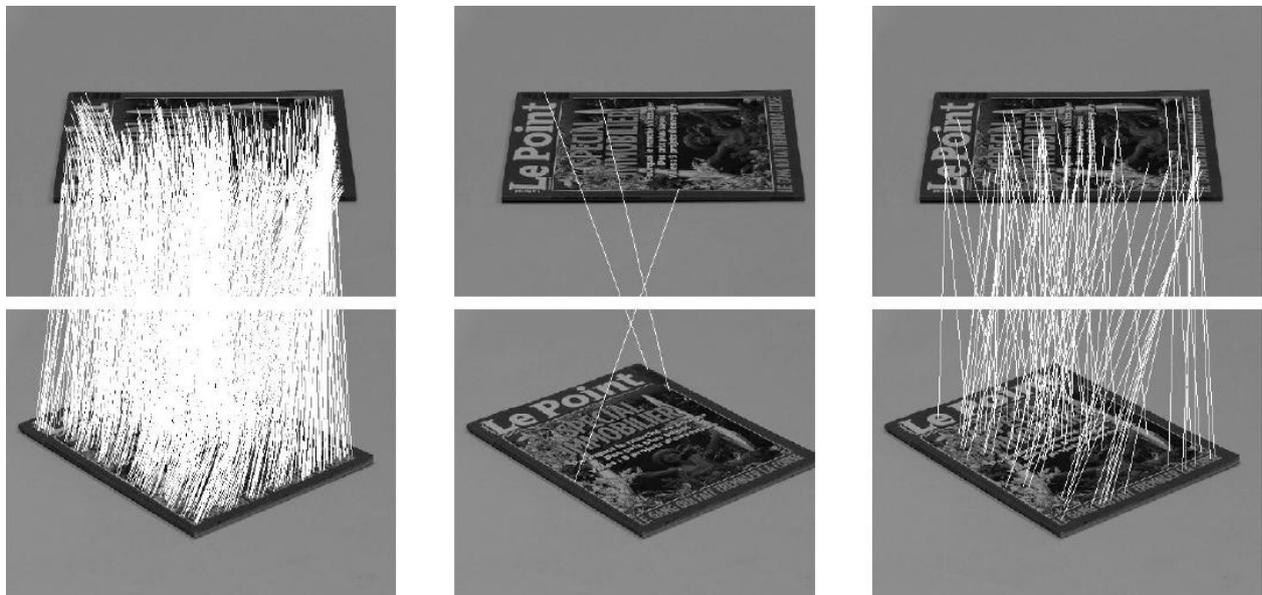
1. Каждое изображение преобразуется путем имитации всех возможных аффинных искажений, вызванных изменением оптической ориентации оси камеры относительно фронтальной позиции. Эти искажения зависят от двух параметров: долготы φ и широты θ . Изображения поворачиваются на угол φ , после чего следуют наклоны с параметром $t = 1/|\cos \theta|$ (наклон t в направлении x является операцией $u(x, y) \rightarrow U(t x, y)$). Для цифровых изображений, наклон осуществляется созданием t -подвыборки. Поэтому она требует предварительного применения сглаживающего фильтра в направлении x , а именно свертки Гауссианом со стандартным отклонением $\sigma\sqrt{t^2 - 1}$. Эти повороты и наклоны выполняются для конечного и небольшого количества углов широты и долготы. Шаги этих параметров обеспечивают нахождение смоделированных изображений вблизи любого другого возможного вида, порожденного другими значениями φ и θ .
2. Все смоделированные изображения сравниваются алгоритмом SIFT.
3. Алгоритм SIFT имеет свой собственный критерий отбора неправильных совпадений. Тем не менее, он обычно пропускает много ложных совпадений, даже в парах изображений, которые не соответствуют одной и той же сцене. ASIFT сравнивает множество пар, поэтому может накапливать много неправильных совпадений. Важно отфильтровать эти совпадения. Критерием является то, что сохранённые совпадения должны быть совместимы с эпиполярной геометрией. Для фильтрации найденных совпадений используется метод ORSA, который считается самым надежным методом, более устойчивым к ошибкам, чем классическая процедура RANSAC. Таким образом,

может случиться, что два изображения не имеют совпадений вообще. Это не обязательно означает, что нет ASIFT совпадений; все совпадения могут быть исключены как несовместимые с эпиполярной геометрией.

Результаты тестирования

Проведем сравнение результатов работы алгоритмов SIFT, ASIFT, а также еще одного распространенного алгоритма MSER на ряде тестовых изображениях.

1. Соответствие снимков журнала, сделанных с абсолютным наклоном $t_1 = t_2 = 2$, долготой углов $\varphi_1 = 0^\circ$ и $\varphi_2 = 50^\circ$, переходом наклона $\tau = 3$. На рисунках 2-4 корректные совпадения отображены белыми линиями. В скобках указано число корректных совпадений.



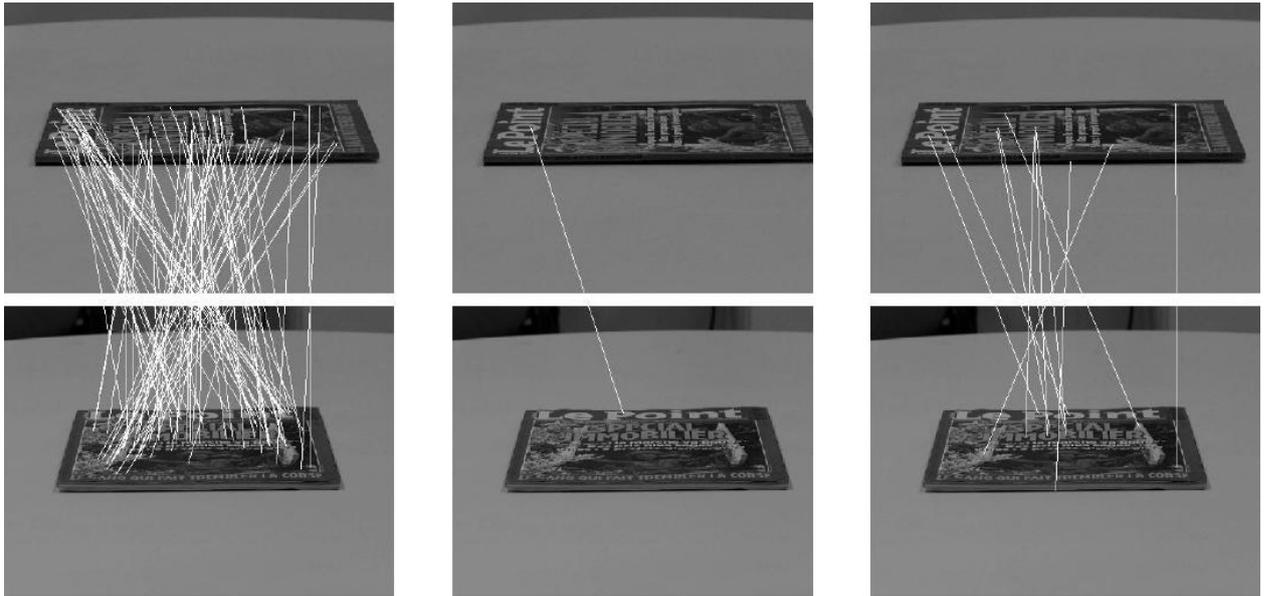
ASIFT (881)

SIFT (3)

MSER (87)

Рис. 2 – Соответствие снимков журнала, сделанных с параметрами: $t_1 = t_2 = 2$, $\varphi_1 = 0^\circ$, $\varphi_2 = 50^\circ$, $\tau = 3$.

2. Соответствие снимков журнала, сделанных с абсолютным наклоном $t_1 = t_2 = 4$, долготой углов $\varphi_1 = 0^\circ$ и $\varphi_2 = 90^\circ$, переходом наклона $\tau = 16$.



ASIFT (88)

SIFT (1)

MSER (9)

Рис. 3 – Соответствие снимков журнала, сделанных с параметрами: $t_1 = t_2 = 4$, $\varphi_1 = 0^\circ$, $\varphi_2 = 90^\circ$, $\tau = 16$.

3. Соответствие снимков Пентагона, сделанных с переходом наклона $\tau \approx 2.5$.



ASIFT (378)

SIFT (6)

MSER (17)

Рис.4 – Соответствие снимков Пентагона, сделанных с переходом наклона $\tau \approx 2.5$

Результаты тестирования показали, что наилучшим образом с задачей сопоставления тестовых снимков справился алгоритм ASIFT. Являясь полностью инвариантным ко всем 6 аффинным параметрам, алгоритм ASIFT способен успешно обрабатывать переходы наклона

до 32 и выше, в то время как алгоритм SIFT едва справляется с переходом наклона $\tau = 3$. Фактически MSER дает хорошие результаты работы с переходом наклона до 10, однако в отличие от SIFT, он не масштабно-инвариантен, что сразу исключает его дальнейшее использование в программном комплексе.

Как показали эксперименты с изображениями, на которых большинство сцен с незначительным или умеренным изменением угла обзора камеры, результаты ASIFT совпадают с SIFT (с обычно меньшим числом точек совпадения). Но, когда изменение угла обзора становится важным, SIFT и другие методы не срабатывают, в то время как ASIFT продолжает работать.

Из рассмотренных алгоритмов для дальнейшего использования в программном комплексе был выбран алгоритм ASIFT, как в наибольшей степени соответствующий решаемой задаче определения координат по снимкам с БЛА.

При полете БЛА по заранее отснятой и хранимой в БД карте местности, а также эволюциях положения БЛА в пространстве, существует вероятность возникновения ситуации, при которой значение перехода наклона сопоставляемых снимков будет иметь значение, превышающее $\tau = 10$. С учетом возникновения подобных ситуаций, в программном комплексе определения координат по снимкам местности целесообразно использовать алгоритм ASIFT.

Алгоритм вычисления координат центра входного снимка по сопоставлению с эталонным изображением из БД

Пусть A – входное изображение, B – эталонное изображение из БД с известными географическими координатами центра. В результате сопоставления входного изображения и эталонного снимка БД получим набор из M точек совпадения (особых точек):

$$\begin{aligned} a_1(x_{A1}, y_{A1}) &\rightarrow b_1(x_{B1}, y_{B1}), \\ a_2(x_{A2}, y_{A2}) &\rightarrow b_2(x_{B2}, y_{B2}), \\ &\dots \\ a_i(x_{Ai}, y_{Ai}) &\rightarrow b_i(x_{Bi}, y_{Bi}), \\ a_M(x_{AM}, y_{AM}) &\rightarrow b_M(x_{BM}, y_{BM}). \end{aligned}$$

Так как географические координаты (u, v) центра эталонного изображения известны, то каждой найденной особой точке $b_i(x_{Bi}, y_{Bi})$ можно поставить в соответствие координаты (u_i, v_i) . Исходя из того, что входное изображение может быть наклонено, масштабировано или повернуто, для поиска географических координат центра входного изображения

необходимо определить систему, с помощью которой осуществлялось преобразование координат.

Линейное преобразование координат из (x, y) в (u, v) выглядит:

$$u = a_1 \cdot x + a_2 \cdot y + a_3,$$

$$v = a_4 \cdot x + a_5 \cdot y + a_6.$$

где $(a_1 - a_6)$ – коэффициенты преобразования.

Необходимо по известному набору из M точек совпадения определить коэффициенты преобразования.

Для нахождения коэффициентов преобразования требуется как минимум система из 6 уравнений. Выделим на входном изображении и эталонном изображении 3 соответствующих пары точек по следующему принципу. Сначала выберем особую точку (точка C), максимально приближенную к началу декартовых координат изображения. Вторую точку (точка D) выберем на максимальном удалении от точки C . Третью (точка E) выберем на максимальном удалении от линии, проходящей через точки C и D . Получим 3 точки, максимально удаленные друг от друга. Результирующая картина выбора особых точек показана на рисунке 5.

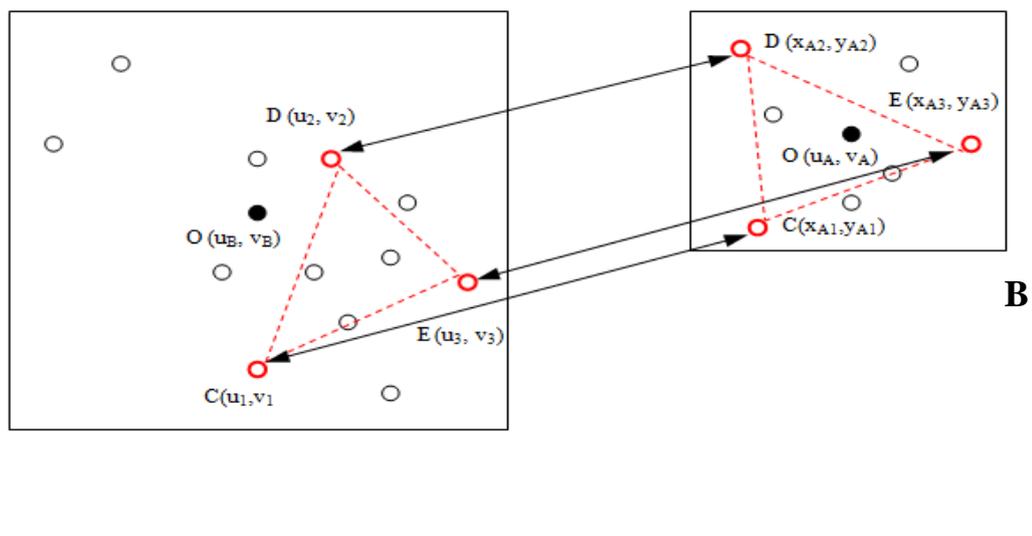


Рис. 5 – Графическое представление алгоритма: а) эталонное изображение (А) б) входное изображение (В)

На основе полученной картины, составим систему из 6 уравнений с 6 неизвестными:

$$\begin{cases} u_1 = a_1 \cdot x_{A1} + a_2 \cdot y_{A1} + a_3, \\ v_1 = a_4 \cdot x_{A1} + a_5 \cdot y_{A1} + a_6, \\ u_2 = a_1 \cdot x_{A2} + a_2 \cdot y_{A2} + a_3, \\ v_2 = a_4 \cdot x_{A2} + a_5 \cdot y_{A2} + a_6, \\ u_3 = a_1 \cdot x_{A3} + a_2 \cdot y_{A3} + a_3, \\ v_3 = a_4 \cdot x_{A3} + a_5 \cdot y_{A3} + a_6. \end{cases}$$

Решив систему уравнений, найдем коэффициенты преобразования координат ($a_1 - a_6$). Тогда географические координаты центральной точки входного изображения запишутся:

$$\begin{aligned} u_A &= a_1 \cdot x_0 + a_2 \cdot y_0 + a_3, \\ v_A &= a_4 \cdot x_0 + a_5 \cdot y_0 + a_6. \end{aligned}$$

Влияние алгоритма ASIFT на алгоритм вычисления координат

При сопоставлении входного изображения и эталонного мы получили набор M точек совпадения (особых точек), однако, из-за наличия погрешностей в работе алгоритма ASIFT, часть совпадений особых точек окажется неверной. Далее такие ошибочные совпадения будем называть ложными совпадениями.

Возникновение ложных совпадений серьезно затрудняет работу предложенного алгоритма вычисления координат входного изображения, описанного выше. Как правило, ложные совпадения выбиваются из некоторой области с корректными совпадениями и оказываются граничными точками этой области. Это может привести к тому, что одна из 3-х выбранных в алгоритме вычисления координат точек может оказаться ложной, что приведет к серьезным ошибкам в результате вычисления координат.

Для предотвращения возникновения выше изложенной ситуации, координаты центра входного изображения вычисляются N раз для разных наборов особых точек входного и эталонного изображений, где $N = M/3$, что позволяет минимизировать влияние ложных совпадений на результаты вычисления.

Подобный подход показал высокую эффективность, что позволило достигнуть высокой точности вычисления географических координат центра входного изображения.

Экспериментальный программный комплекс

Разработанный программный комплекс моделирует систему, осуществляющую определение местоположения БЛА, основанную на сопоставлении текущего фотоснимка местности, сделанного с борта БЛА, с цифровой картой местности, составленной из аэрофотоснимков или спутниковых снимков территории, над которой будет совершаться полет.

Для разработки программного комплекса был выбран язык программирования C#, а также использовались сторонние библиотеки для обработки изображений OpenCvSharp. С целью удобства использования и простоты переноса, используемый в программном комплексе алгоритм вычисления особых точек и их дескрипторов ASIFT вынесен в отдельную библиотеку.

Программный комплекс состоит из нескольких взаимосвязанных модулей, объединенных в одну программу. Каждый модуль реализует специфические функции.

1. **База данных эталонных снимков** хранит и обеспечивает доступ к набору эталонных снимков местности, привязанных к географическим координатам.
2. **Модуль определения особых точек** анализирует изображение и определяет особые точки по алгоритму ASIFT.
3. **Модуль построения дескриптора** строит дескриптор для изображения по алгоритму ASIFT.
4. **Модуль поиска по дескриптору** осуществляет поиск изображения из БД с наибольшим совпадением особых точек для входного изображения.
5. **Модуль определения координат** вычисляет географические координаты входного снимка местности по найденному снимку из БД.

Входные и выходные параметры

Входными параметрами программного комплекса являются:

1. БД эталонных снимков, предварительно сформированная из подготовленных снимков местности в формате .png.

Для каждого изображения формируются два файла:

- а) Файл в формате .soo, содержащий информацию о географических координатах снимка и масштаб снимка (км/пиксель).
 - б) Файл в формате .sp, содержащий информацию об особых точках и их дескрипторах, представляющих собой 128 уникальных чисел для каждой точки, а также количестве найденных особых точек для снимка.
2. Входной снимок в формате .png.

Результатами работы программного комплекса являются:

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек.
2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД.
3. Географические координаты (широта, долгота) входного снимка.
4. Графическое представление совпадений входного и эталонного изображений.

Тестирование на реальных изображениях

В качестве эталонных снимков БД возьмем снимки нескольких разных участков местности. Снимок местности, который должен быть обнаружен в результате работы программного комплекса и по которому в дальнейшем будут определены географические координаты входного изображения, представлен на рисунке 6.

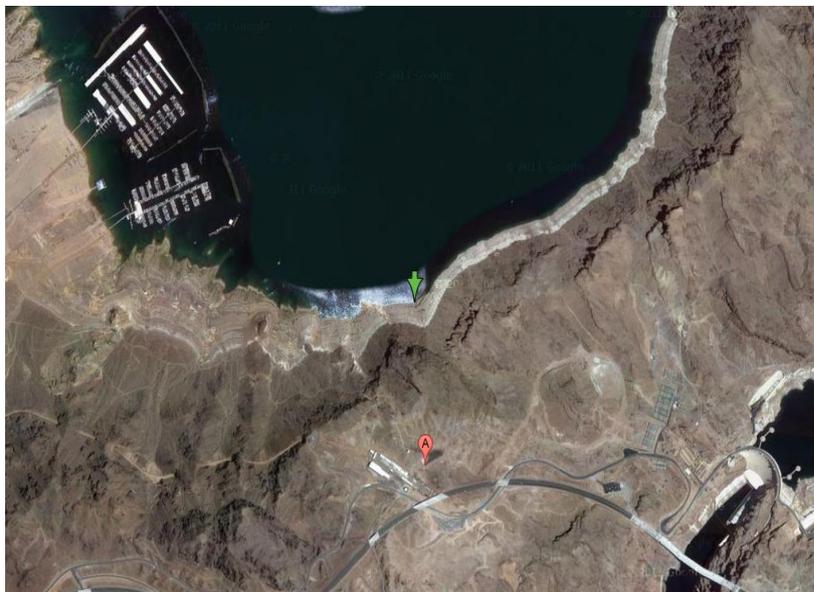


Рис. 6 – Реальный снимок местности, используемый в качестве эталонного изображения.

На рисунке 6 показана территория вблизи плотины Гувера. Географические координаты снимка известны и составляют **(36,022021; -114,756485)**, размеры снимка 1024x624 пикселя, масштаб - **0,00383464 км/пиксель**.

В качестве входного изображения будет использован снимок самой плотины Гувера (на снимке – правый нижний угол) в увеличенном масштабе, с различными углами поворота и наклона. Точные географические координаты центральной точки плотины составляют **(36,0147; -114,7388)**.

В дальнейшем, неверные совпадения, полученные в результате погрешности алгоритма ASIFT, условимся называть **ложными совпадениями**. Для каждого входного снимка произведено 3 теста.

1. Снимок плотины Гувера в масштабе **0,0019325 км/пиксель**, поворот $\varphi = 0^\circ$, наклон $t = 0^\circ$.



Рис. 7 – Снимок плотины Гувера в масштабе **0,0019325 км/пиксель**, поворот $\varphi = 0^\circ$, наклон $t = 0^\circ$.

Результаты работы программного комплекса для входного изображения на рисунке 7:

Тест 1

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек: найден снимок, представленный на рисунке 6.
2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД: **410**.
3. Количество ложных совпадений: **1**.
4. Географические координаты:
(36,0147111826647; -114,738900276823).

Тест 2

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек: найден снимок, представленный на рисунке 6.
2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД: **412**.
3. Количество ложных совпадений: **3**.
4. Географические координаты:
(36,0146974363068; -114,73885971594).

Тест 3

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек: найден снимок, представленный на рисунке 6.
2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД: **407**.
3. Количество ложных совпадений: **2**.
4. Географические координаты:
(36, 0146990070371; -114, 738886588737).

На рисунке 8 показано графическое представление совпадений входного и эталонного снимков для третьего теста.

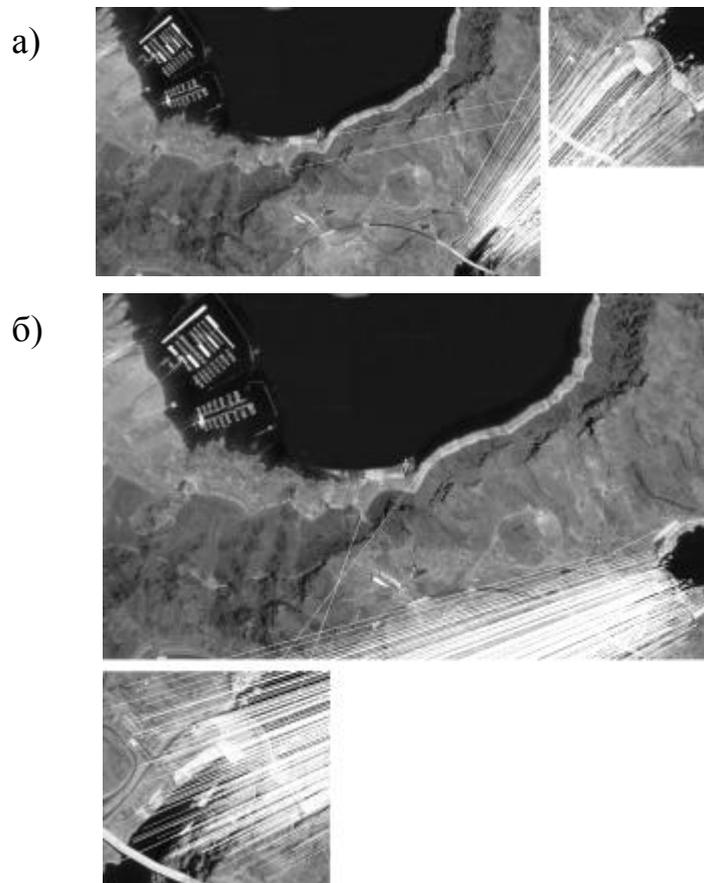


Рис. 8 – Графическое представление совпадений входного и эталонного снимков: а) горизонтальное сравнение б) вертикальное сравнение.

2. Снимок плотины Гувера в масштабе **0,0019325 км/пиксель**, поворот $\varphi = 0^\circ$, наклон $t = 60^\circ$.



Рис. 9 – Снимок плотины Гувера в масштабе **0,0019325 км/пиксель**, поворот $\varphi = 0^\circ$,
наклон $t = 60^\circ$.

Результаты работы программного комплекса для входного изображения на рисунке 9:

Тест 1

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек: найден снимок, представленный на рисунке 6.
2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД: **252**.
3. Количество ложных совпадений: **1**.
4. Географические координаты
(**36,0147120088351; -114,738871324649**).

Тест 2

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек: найден снимок, представленный на рисунке 6.
2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД: **245**.
3. Количество ложных совпадений: **0**.
4. Географические координаты
(**36,0147168220715; -114,73886678288**).

Тест 3

1. Эталонный снимок из БД с наибольшим совпадением особых точек: найден снимок, представленный на рисунке 6.

2. Количество совпадений входного снимка с найденным эталонным снимком из БД: **254**.
3. Количество ложных совпадений: **0**.
4. Географические координаты
(36,0147220880806; -114,738864789783).

На рисунке 10 показано графическое представление совпадений входного и эталонного снимков третьего теста.

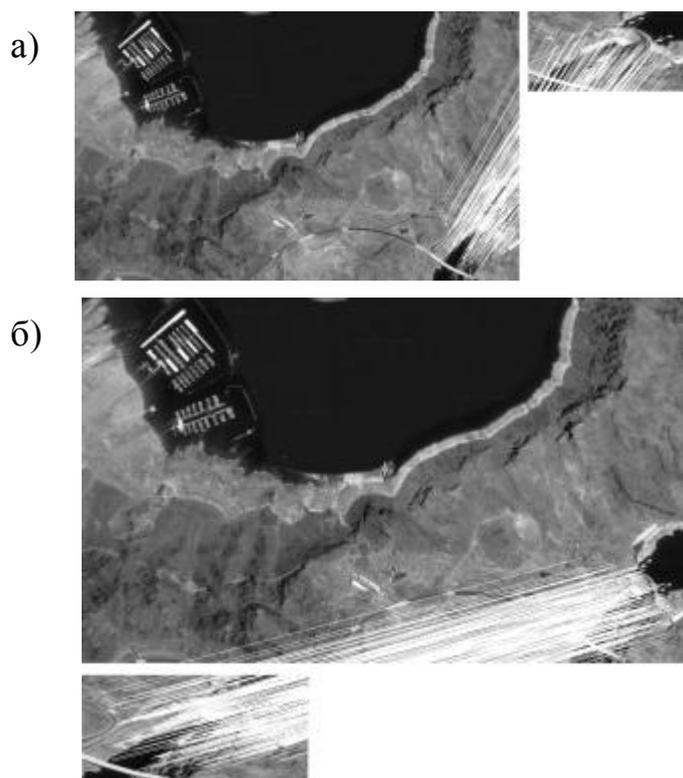


Рис. 10 – Графическое представление совпадений входного и эталонного снимков: а) горизонтальное сравнение б) вертикальное сравнение.

Исследование зависимости величины отклонения от параметров входного изображения

Для определения погрешности в работе программного комплекса используется средняя величина отклонения, измеряемая в пикселях. В алгоритме вычисления географических координат входного снимка для снижения влияния ложных точек на точность вычисления расчет производится N раз для разных наборов точек входного и эталонного изображений, где $N=M/3$ (M - количество найденных совпадений). Для каждого расчета вычисляется величина отклонения, которая есть не что иное, как расстояние между точкой, точные координаты которой известны, и этой же точкой с координатами,

вычисленными с помощью алгоритма. При этом возникающие ложные совпадения вносят отрицательный вклад в конечный результат вычисления координат. Для определения погрешности работы программного комплекса в целом берется среднее значение по величине отклонения каждого из N расчетов.

Исследуем зависимость средней величины отклонения от различных параметров входного изображения. Предварительно, зная точный масштаб эталонного изображения, переведем среднюю величину отклонения в метры.

Зависимость средней величины отклонения от масштаба входного изображения

В качестве эталонного снимка возьмем изображение в масштабе 4 м / пиксель. В качестве входного снимка – изображения с масштабами, равными 1, 2, 4, 6 и 8 м / пиксель. Результаты исследования зависимости средней величины отклонения от масштаба входного изображения представлены на рисунке 11.

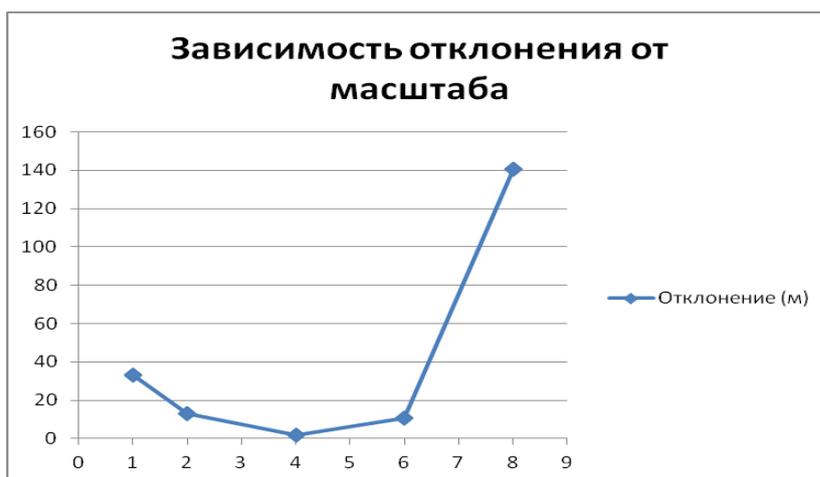


Рис. 11 – Зависимость средней величины отклонения от масштаба входного снимка

Как видно из графика на рисунке 11, средняя величина отклонения уменьшается по мере приближения масштаба входного снимка к масштабу эталонного изображения из БД, и наоборот, увеличивается по мере уменьшения масштаба.

Увеличение масштаба входного снимка в 4 раза по сравнению с эталонным изображением дает ошибку в вычислениях около 30 метров. Это связано с тем, что при сильном увеличении масштаба количество особых точек на входном изображении уменьшается (бортовая камера БЛА охватывает меньший участок местности), следовательно, уменьшается и количество точек совпадения с эталонным снимком. При этом возникающие ложные совпадения вносят большую погрешность в конечный результат вычисления координат

Изображение с масштабом, уменьшенным в 2 раза, дает ошибку уже в 140 метров. Это связано с тем, что по мере уменьшения масштаба теряется детализация изображенной на снимке местности, что, в свою очередь, приводит к уменьшению количества совпадений и одновременному увеличению количества ложных совпадений. При этом ложные совпадения вносят большую погрешность в конечный результат вычисления координат.

Изображение с масштабом, увеличенным в 2 раза, а также изображение с масштабом, уменьшенным в 1,5 раза, дают примерно одинаковые ошибки в 10 метров. Соотношение общего количества совпадений и возникающих ложных совпадений в этом случае позволяет добиться минимальной погрешности в вычислении координат. Минимум средней величины отклонения достигается при совпадении масштабов входного и эталонного изображений.

Зависимость средней величины отклонения от угла поворота входного изображения

В качестве эталонного снимка возьмем изображение в масштабе 4м / пиксель. В качестве входного снимка – изображение того же масштаба, но повернутое на 30, 60, 90, 120, 150 и 180 градусов. Результаты исследования зависимости средней величины отклонения от угла поворота входного изображения представлены на рисунке 12.

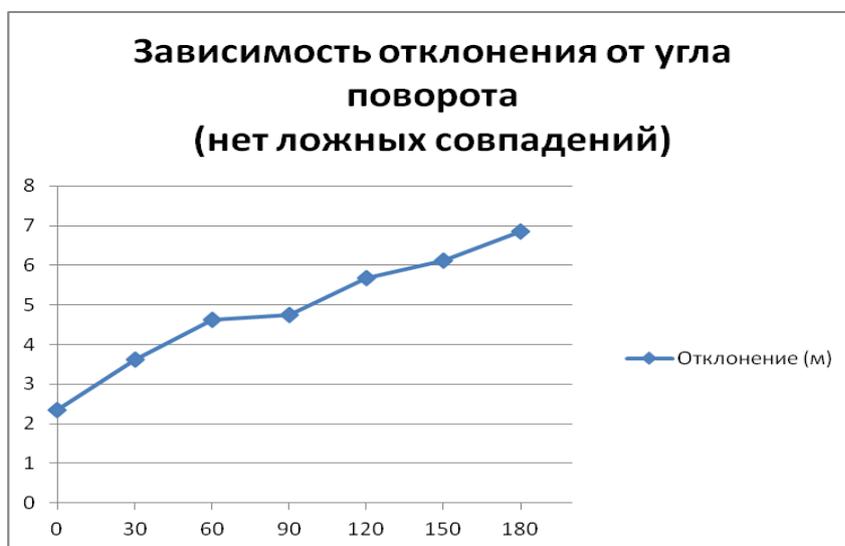


Рис. 12 – Зависимость средней величины отклонения от угла поворота входного снимка (нет ложных совпадений)

На рисунке 12 представлен график зависимости для серии тестов без возникновения ложных совпадений. При этом прослеживается четкая зависимость – по мере увеличения угла поворота растет и погрешность в вычислении координат входного изображения. Стоит отметить, что максимальное значение средней величины отклонения не превышает 7 метров.

Возникновение ложных совпадений вносит существенный вклад в среднюю величину отклонения. На рисунке 13 представлен график зависимости средней величины отклонения от угла поворота входного снимка для случая возникновения одного ложного совпадения для изображения, повернутого на угол 120 градусов.



Рис. 13 – Зависимость средней величины отклонения от угла поворота входного снимка (ложные совпадения)

Возникновение ложного совпадения для входного изображения, повернутого на угол 120 градусов, увеличило значение величины среднего отклонения почти в 2 раза. Однако такие ложные совпадения возникают крайне редко и только при больших углах поворота (120-180 градусов).

Зависимость средней величины отклонения от угла наклона входного изображения

В качестве эталонного снимка возьмем изображение в масштабе 4м / пиксель. В качестве входного снимка – изображение того же масштаба, но с углом наклона в 20, 30, 40, 50 и 60 градусов. Результаты исследования зависимости средней величины отклонения от угла наклона входного изображения представлены на рисунке 14.



Рис. 14 – Зависимость средней величины отклонения от угла наклона входного снимка (нет ложных совпадений)

На рисунке 14 представлен график зависимости для серии тестов без возникновения ложных совпадений. При этом прослеживается четкая зависимость – по мере увеличения угла наклона растет и погрешность в вычислении координат входного изображения, однако максимальное значение средней величины отклонения не превышает 6 метров.

Возникновение ложных совпадений вносит существенный вклад в среднюю величину отклонения. На рисунке 15 представлен график зависимости средней величины отклонения от угла наклона входного снимка для случая возникновения одного ложного совпадения для изображения, повернутого на угол 50 градусов.



Рис. 15 – Зависимость средней величины отклонения от угла наклона входного снимка (ложные совпадения)

Возникновение ложного совпадения для входного изображения с углом наклона в 50 градусов увеличило значение величины среднего отклонения почти в 3 раза. Однако такие ложные совпадения возникают только при экстремальных углах наклона (свыше 50 градусов).

Заключение

Результаты тестирования программного комплекса на реальных снимках показали высокую точность поиска эталонного снимка из БД и вычисления географических координат входного изображения.

При наклоне входного изображения на некоторый угол, повороте изображения относительно центра, а также изменении масштаба, возможно возникновение ложных совпадений входного и эталонного изображений, и, как следствие, увеличение погрешности вычисления географических координат центра входного изображения. Но в целом это не оказывает существенного влияния на работу программного комплекса – результаты вычисления остаются достаточно хорошими.

Таким образом, представленные алгоритмы имеют перспективы применения для определения местоположения БЛА по цифровой карте местности, составленной из аэрофотоснимков или спутниковых снимков территории, над которой будет совершаться полет.

Список используемой литературы

- [1] *Лунев Е.М., Павлова Н.В.* Программно-алгоритмическое обеспечение для определения навигационных параметров беспилотного летательного аппарата на базе фотоизображения // Вестник МАИ. – 2009. – т. 16, №6. – с. 111–119.
- [2] *Бурага А.В., Костюков В.М.* Сравнительный анализ пассивных методов измерения дальности для малого беспилотного летательного аппарата // Электронный журнал «Труды МАИ». Выпуск № 53,
- [3] *И.С. Пуртов, Д.П. Синча* Исследование методов и разработка алгоритмов обработки видеоинформации в задачах локализации положения БЛА на основе распознавания изображений при помехах и искажениях // Электронный журнал «Труды МАИ». Выпуск № 52
- [4] *Ю. В. Визильтер, С. Ю. Желтов* Проблемы технического зрения в современных авиационных системах В сб. Трудов научно-технической конференции-семинара «Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010» Под ред. Р. Р. Назирова. Таруса, 16–18 марта 2010 г. стр. 11-44, ИКИ РАН, 2011 г.
- [5] *Radke R.J., Andra S., Al-Kofahi O., Roysam B.* Image change detection algorithms: a systematic survey // IEEE Trans. on Image Processing. 2005. V. 14. Iss. 3. P. 294–307.
- [6] *Lei B.J., Hendriks E.A., Reinders M.J.T.* On feature extraction from images // Technical Report, Deliverable 2.1.1.2.A+B, MCCWS project, Information and Communication Theory Group. TU Delft. 1999. 57 p.

Сведения об авторах

КОРНЕЕВ Михаил Александрович, студент Московского авиационного института (национального исследовательского университета).

МАИ, волоколамское ш., 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993;

тел.: +8 499 158-43-67, e-mail: aka.misha@yandex.ru

МАКСИМОВ Алексей Николаевич, старший преподаватель Московского авиационного института (национального исследовательского университета).

МАИ, волоколамское ш., 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993;

тел.: +8 499 158-43-67, e-mail: al_maksimov@mail.ru

МАКСИМОВ Николай Анатольевич, доцент, Московского авиационного института
(национального исследовательского университета), к.т.н.
МАИ, волоколамское ш., 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993;
тел.: 8 917-563-44-37, e-mail: n-a-maximov47@yandex.ru