

DETERMINATION OF THE POSITION IN SPACE BASED ON THE COMPARISON OF THE IMAGE WITH A 3D DIGITAL MODEL OF THE SURFACE

Shahulov N.R. (Russian Federation)

Shahulov Nikita Renarievich - Member Russian Space Society, American Geophysical Union, Specialist in geoinformation systems and geomarketing,
INNOVATIVE AND EDUCATIONAL CENTER FOR SPACE SERVICES
JSC "RPC "RECOD", VOLGOGRAD

Abstract: the development of an accurate assessment of the position of the onboard camera is one of the main tasks of satellite systems, and attempts to improve the accuracy of the position of the remote sensing camera never stop. The camera position can be restored by aligning the captured 2D image and the 3D digital surface model of the corresponding scene. This article proposes a new method for estimating the camera position from captured images using more well-known 3D real scene products to improve the accuracy of determining the position of a remote sensing camera. The purpose of this assessment is to determine the camera position solely from an image based on a known 3D model, where 3D products with very high spatial resolution are projected onto the image space by a virtual camera system with the initial parameters of the external orientation contained in the errors, and whether the camera position can be determined. exactly depends on the result of 2D–3D registration. The process consists of two stages: feature extraction and measurement, and similarity registration. In addition, the proposed method revises the rotation matrix and the displacement vector using a formulation based on the quaternion representation of rotation, respectively. I am evaluating the method on complex simulation data, and the results show that acceptable accuracy of the camera position can be achieved.

Keywords: satellite, physics, mathematics, astrophysics, 3D models, satellite images, quaternion, photogrammetry, computer vision, AR, VR.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОЛОЖЕНИЯ В КОСМОСЕ НА ОСНОВЕ СОПОСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ С 3D-ЦИФРОВОЙ МОДЕЛЬЮ ПОВЕРХНОСТИ

Шахулов Н.Р. (Российская Федерация)

Шахулов Никита Ренарьевич - Член Русского Космического Общества, Американского геофизического союза, специалист по геоинформационным системам и геомаркетингу,
Инновационный-образовательный Центр космических услуг
ОАО «НПК «РЕКОД», г. Волгоград

Аннотация: разработка точной оценки положения бортовой камеры является одной из основных задач спутниковых систем, и попытки улучшить точность положения камеры дистанционного зондирования никогда не прекращаются. Положение камеры может быть восстановлено путем выравнивания захваченного 2D-изображения и 3D-цифровой модели поверхности соответствующей сцены. В этой статье предлагается новый метод оценки положения камеры по захваченным изображениям с использованием более известных 3D-продуктов real scene для повышения точности определения положения камеры дистанционного зондирования. Целью этой оценки является определение положения камеры исключительно по изображению, основанному на известной 3D-модели, где 3D-продукты с очень высоким пространственным разрешением проецируются на пространство изображения системой виртуальной камеры с содержащимися в ошибках начальными параметрами внешней ориентации, и можно ли определить положение камеры. точно зависит от результата 2D–3D регистрации. Процесс состоит из двух этапов: извлечение признаков и измерение, и регистрация сходства. Кроме того, предлагаемый способ пересматривает матрицу вращения и вектор перемещения, используя формулировку, основанную на кватернионном представлении вращения, соответственно. Я оцениваю метод на сложных данных моделирования, и результаты показывают, что может быть достигнута приемлемая точность положения камеры.

Ключевые слова: спутник, физика, математика, астрофизика, 3D-модели, спутниковые снимки, кватернион, фотограмметрия, компьютерное зрение, AR, VR.

Вступление

1.1. Фон

Во многих областях, таких как автономная навигация, 3D-реконструкция и непрерывное моделирование города, можно извлечь выгоду из точной информации о местоположении и ориентации камер или датчиков. В частности, разработка точного положения бортовой камеры является одной из основных задач спутниковой системы, и поэтому некоторые исследователи посвятили себя этой области. Однако оценка положения камеры по-прежнему остается проблемой в области дистанционного зондирования. В качестве потенциального метода решения этой проблемы была разработана оптическая полезная нагрузка для определения ориентации спутника, которая может отвечать

критическим требованиям к небольшим низкоорбитальным спутникам, таким как качество освещения, малый объем и низкое энергопотребление. Кроме того, вычислительная производительность бортового компьютера может быть значительно улучшена с помощью графического процессора (GPU). Взятые вместе, бортовой компьютер может обрабатывать изображение, полученное с помощью пульта дистанционного управления, зондирующая камера на орбите и определяет отклонение позы. В этом контексте была проведена структура регистрации изображения в модель с использованием контекстно-зависимого геометрического хэша [5, 6]. В [5] объекты с обрезными углами и контекстные объекты использовались для решения проблемы неоднозначности сопоставления при регистрации отдельных изображений с известными моделями 3D-зданий без текстуры. Это указывает на то, что фундаментальным шагом для облегчения позирирования в космосе является согласованная регистрация данных дистанционного зондирования, полученных в разные эпохи, с существующими 3D-моделями. Авторы в [6] стремились оценить положение спутника путем сопоставления изображений наблюдения и известных изображений базовой карты.

В последнее время генерация крупномасштабных 3D-моделей получила значительный прорыв благодаря значительному развитию фотограмметрии и компьютерного зрения. Кроме того, постоянно развивающийся интернет высококачественных 3D-продуктов привел к разрушительным результатам [7]. В результате существует множество поставщиков высокоточных и высококачественных продуктов для создания 3D-моделей, таких как Google Earth, Махаг, Airbus и Microsoft Maps. На сегодняшний день самая точная 3D-модель, созданная на основе спутниковых снимков, может достигать точности 3 м@SE (ошибка 3 м с SE90, что является аббревиатурой 90-го перцентилля сферической ошибки) с ведущими компаниями, которые обеспечивают разрешение 0,5 м и абсолютную точность 3 м 3D-модель поверхности с текстурами со всех сторон. Высокое качество этих доступных продуктов обеспечивает прочную основу для этой работы. Это делает оценку положения камеры с помощью более известной 3D-модели поверхности реальной сцены многообещающим подходом в области дистанционного зондирования. Кроме того, новые технологии дополненной реальности (AR), виртуальной реальности (VR) и цифровых двойников позволяют использовать 3D-архитектурные модели в качестве интерактивных инструментов на компьютерах или мобильных устройствах.

1.2. Сопутствующая работа

Определенное внимание было уделено исследовательской работе, связанной с поиском способов сопоставления изображения с моделью для оценки положения камеры как в академических кругах, так и в промышленности. В этом разделе дается краткий обзор соответствующей структуры, которая в основном фокусируется на соответствующих методах оценки позы. Современные подходы к мультимодальной 2D-3D регистрации можно в целом разделить на два типа: (1) типичные методы, основанные на геометрии, и (2) методы регрессии позы, основанные на машинном обучении, которые подробно рассматриваются ниже.

Типичные методы, основанные на геометрии: Типичные методы, основанные на геометрии, реализуются путем установления соответствующей взаимосвязи между захваченным изображением и 3D-моделью. Как правило, процесс регистрации изображения в модель включает в себя три этапа: (1) извлечение признаков, (2) измерение сходства и сопоставление и (3) оценка положения камеры. Характерные особенности — это наиболее распространенные точки, которые обнаруживаются как на захваченном изображении, так и в 3D-модели, такие как края, контурные линии, точки пересечения и углы, а также используются в процессе сопоставления изображений [5, 8-12]. Необходимо проявлять особую осторожность, чтобы убедиться, что эти особенности различимы, хорошо распределены и могут быть надежно обнаружены в наборах данных изображений и 3D-моделей. В отличие от методов внешних датчиков, таких как инерциальные измерительные устройства (IMU), C_{ai} и Y_e [13] использовали предварительную информацию об ориентации изображения дистанционного зондирования в качестве ссылки, а положения захваченных изображений корректировались на основе отклонения ориентации между камерой запроса и эталонной камерой. На основе информации об ориентации спутника, которая была извлечена из спутникового изображения дистанционного зондирования, ориентация спутника была рассчитана на основе смещения между спутниковым изображением в реальном времени и эталонным изображением. Этот метод позволяет не только точно измерить ошибки ориентации осей крена и тангажа, но и измерить ось рыскания. Янг и Чен [14] предложили метод сопоставления изображений беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) с данными лидара, в котором контур зданий сравнивался с величиной тензорного градиента на изображении для оценки параметров внешней ориентации (EOPs) изображения. Смещение между изображением в реальном времени и эталонным изображением было получено на основе таких методов, как обработка изображений. Этот метод обеспечивает точное измерение положения камеры на основе начальной внешней ориентации изображения. Была рассмотрена новая схема гибридного консенсуса случайной выборки (RANSAC) для улучшения оценки положения камеры как для 2D-3D, так и для 2D-2D совпадений [15], в которой подходящий решатель может быть автоматически выбирается из гибридных различных минимальных решателей на каждой итерации.

Крупномасштабное визуальное географическое местоположение было опубликовано в [16]. В этой работе подробно обсуждалась двунаправленная взаимосвязь между изображением и местоположением, были всесторонне рассмотрены новейшие технологии в области крупномасштабной визуальной географической локации, а также обсуждалась новая тенденция в этой области. В частности, регистрация 2D-3D является ключевым шагом для

создания эталонной цифровой 3D-модели земли [17-19]. Использование прямых методов 2D–3D регистрации показало лучшую производительность с точки зрения улучшения производительности регистрации [20]. В [20], применяя квантование визуального словаря и приоритетный поиск соответствия, была изучена проблема быстрой локализации на основе изображений на основе эффективного прямого сопоставления 2D–3D. Стремясь решить такие проблемы, как масштабируемость и неоднозначность из-за прямого метода сопоставления 2D–3D, в [21] был исследован принципиальный подход глобального сопоставления 2D–3D, в котором для достижения локализации камеры использовалась глобальная контекстуальная информация из обоих наборов данных. Чжао и др. [22] представили надежный метод измерения сходства для сканирования 2D-изображения в 3D-диапазоне, собранного в городских сценариях с использованием недорогих и высококачественных датчиков путем вычисления измерений сходства между набором пар атрибутов 2D–3D. Автоматический и точный метод сопоставления изображения с моделью был предложен в [23], где для выполнения регистрации использовался алгоритм оптимизации роя частиц (PSO). PSO объединил разреженные и плотные объекты, чтобы значительно увеличить их сильные стороны, независимо от модальностей как изображения, так и 3D-модели. Однако качество регистрации, на которое влияют параметры PSO, нуждается в более детальном анализе. PSO также может быть использован для уточнения перевода между двумя различными представлениями [24]. Ли и др. [24] предложили автоматический и не требующий маркеров метод регистрации для точной регистрации, основанный на семантических признаках, извлеченных из панорамных изображений и облаков точек. Глобальная система позиционирования (GPS) и IMU использовались для предоставления некоторых вспомогательных средств для структуры из движения (SfM) для оценки точной матрицы вращения между панорамной камерой и лазерным сканером.

Для метода PSO параметры могут оказывать некоторое негативное влияние на оценку внешней ориентации камеры. Чтобы справиться с этим недостатком, был использован метод поиска глобальной оптимизации, основанный на ветвлении и привязке (VnB). Этот метод находит новые верхние и нижние границы целевой функции путем преобразования задачи сопоставления 2D–3D в задачу оптимизации. При решении задачи оценки позы такого типа могут быть сформированы две стратегии сопоставления набора точек, а именно: фиксация набора точек 3D и фиксация набора точек 2D и системы координат проекции. Первый находит оптимальную ориентацию и положение камеры в соответствии с полученными изображениями *cam-era* и набором 2D-точек. Последний приводит набор точек 2D-проекции, который был извлечен из проекции 3D-точки, в соответствие с набором точек 2D путем нахождения соответствующих внешних параметров камеры. Эти две стратегии сопоставления гарантируют глобальный оптимум без предварительной информации о позе [25, 26]. Однако у этого метода есть и свой недостаток: большое пространство поиска увеличивает временные затраты и вычислительную сложность.

Методы регрессии позы на основе машинного обучения изучают соответствующую взаимосвязь между изображениями и 3D-объектами сцены из обучающих выборок с различными ориентациями и положениями. Правила принятия решений и регрессионные функции обучения также применяются к выборкам, и полученные результаты используются в качестве оценки отношения тестовых выборок. Метод, основанный на обучении, может улучшить производительность позиционирования камеры при позиционировании монокулярных изображений с шестью степенями свободы (6DOF) и демонстрирует большие перспективы в области 3D-модели положения камеры. Было предложено несколько решений для работы со сквозной сетью. Кендалл и др. [27] представили сверточную нейронную сеть (CNN), основанную на монокулярной системе повторной локализации 6DOF в реальном времени, чтобы возвращать позу камеры из одного изображения RGB сквозным способом без каких-либо дополнительных вспомогательных условий. Обучающая метка CNN была сгенерирована автоматически из видеозаписи сцены с помощью SfM и многовидового стерео (MVS). Затем обучение передаче было использовано для определения перемещения в крупномасштабных наборах данных классификации, что стало первым применением CNN в сквозном позиционировании положения камеры 6DOF. Ву и др. [28] представили три технологии перемещения камеры на основе CNN и провели углубленное исследование и анализ CNN для перемещения камеры. Все методы, упомянутые выше, могут работать только тогда, когда информация о глубине недоступна, что является наиболее очевидным ограничением CNN в физической области.

Единая сквозная сеть также использовалась для решения задачи оценки позы 6DoF по одиночным монокулярным изображениям RGB [29, 30]. Байесовский PoseNet был представлен для достижения сквозной последовательности, а неопределенность изменения положения была получена с помощью апостериорного распределения из байесовских весов CNN. Как PoseNet [27], так и байесовские модели PoseNet [30] показали отличную производительность в условиях перемещения внутри и снаружи помещений. Работа в [27] была расширена, чтобы решить проблему с настройкой суперпараметров функций потерь в PoseNet, представив более базовую теоретическую обработку и исследовав множество новых функций потерь для изучения положения камеры на основе ошибок геометрии и перепроекции сцены. Кендалл и Чиполла [31] использовали функцию геометрических потерь для повышения надежности регрессии положения камеры. Виджаянарасимхан и др. [32] предложили подход SFM-NET, который представлял собой геометрическую чувствительную нейронную сеть для оценки движения видео. Он может декомпозировать движение пикселя от кадра к кадру в соответствии с глубиной сцены и объекта, движением камеры и вращением, и перемещением 3D-объекта. Модель обучения с подкреплением также может быть использована для решения задачи регистрации 2D–3D, такой как модель выбора характерного вида (CVSM), которая может

эффективно повысить вычислительную эффективность и снизить частоту отклонений. Однако все чаще возникает озабоченность по поводу того, что существующие методы не могут учитывать непрерывность изображений. Некоторые из этих методов либо слишком сложны, либо слишком велики для вычисления, и ограничены физической областью и объемом известных данных, что неудобно для крупномасштабного определения положения камеры.

Хотя многие исследователи пытаются решить проблему, связанную с оценкой позы с помощью встроенной камеры, новое решение все еще может быть обеспечено мелкозернистыми 3D-моделями с текстурой. Высокоточная 3D-модель продукта earth является одной из основных целей в этой работе я покажу, как он может эффективно вписаться в алгоритм на основе кватернионов [33] с процедурой оценки положения камеры. Кроме того, направление силы тяжести рассматривалось как потенциальный метод решения проблемы относительной ориентации [34, 35]. Это позволяет нам решить основанную на кватернионах относительную позу с известным направлением силы тяжести. Однако существует проблема регистрации 2D-изображения с помощью 3D-модели с информацией о текстуре, поэтому необходимо использовать конкретные предварительные параметры проекции, а также метод для определения параметров камеры. Оценка положения камеры играет ключевую роль в области дистанционного зондирования. Мотивированный вышеупомянутыми наблюдениями, этот документ намеревается предложить новый метод на основе изображения и реальной 3D-модели сцены для эффективного решения проблемы.

Основным вкладом этой статьи является новая схема оценки положения камеры для космических полетов. Мой ключевой вклад можно резюмировать следующим образом: Я предлагаю новую систему оценки положения камеры на основе захваченных изображений с использованием более известных высокоточных 3D-продуктов, созданных с помощью изображений с несколькими видами, в качестве эталона для повышения точности определения положения камеры дистанционного зондирования. Насколько мне известно, это первая работа, которая успешно восстанавливает позу камеры на основе 3D-модели с реальными текстурами в области дистанционного зондирования.

Я преобразую регистрацию 2D-3D в регистрацию 2D-2D. Затем предлагается основанный на кватернионах метод оценки относительной позы с известным направлением силы тяжести.

Что касается проблемы получения информации о положении и ориентации камеры, используется новая формулировка, основанная на кватернионном представлении вращения. Используя эту формулу, я могу восстановить изменения поворота и перемещения, соответственно, без использования матрицы гомографии.

Остальная часть этого документа организована следующим образом. Предложенный метод на основе 3D-модели описан в разделе 2. Затем экспериментальный анализ и обсуждение результатов представлены в разделе 3. Наконец, в конце делаются выводы.

2 Методология

Целью данного исследования является точное получение параметров поворота и перемещения фактического изображения, полученного в реальной среде, по отношению к 3D-модели. Там в переводе между двумя изображениями можно восстановить только до масштаба. Я преобразую задачи позирирования в полиномиальные задачи в терминах вектора кватернионов, где оценка относительной ориентации между двумя изображениями решается для формирования более простого уравнения с использованием направления силы тяжести. Когда матрица вращения получена, вектор перемещения можно восстановить, поместив матрицу вращения в ограничение формулы. Представленный подход состоит из трех основных этапов: (1) перспективная проекция и регистрация, (2) точное кватернионное представление оценки матрицы вращения с помощью геометрических ограничений и (3) точная оценка вектора перевода. В частности, на протяжении всей этой статьи я предполагаю, что камера откалибрована, что означает, что внутренние параметры известны.



Рис. 1. Блок-схема предлагаемого метода оценки положения камеры

Обратите внимание, что эта внутренняя матрица может быть легко решена в контролируемой среде с помощью существующего подхода к калибровке камеры (например, калибровка Чжана). Как правило, в соответствиях существуют выбросы, подход RANSAC используется для уменьшения влияния выбросов в такого рода работах, чтобы гарантировать правильное сопоставление характерных точек. Ключевые этапы предлагаемой структуры проиллюстрированы на рисунке 1 и дополнительно проработаны следующим образом

2.1. Формулировка проблемы

Система координат модели регистрации 2D–3D показана на рисунке 2. w обозначает систему отсчета 3D-модели, таким образом, задается положение 3D-точек и камер относительно этой 3D-системы отсчета. c обозначает опорный кадр захваченного изображения I_c , а p обозначает опорный кадр проекционного изображения I_p с исходным EOPs. X_c обозначает проективное преобразование между w и I_c . T обозначает преобразование между c и p . Процесс ввода состоит из одного реального захваченного изображения и высокоточной 3D-модели сцены, которая состоит из точек, координаты которых заданы в системе отсчета w . Регистрация начинается с обратного проецирования существующей 3D-модели здания в пространство изображений с использованием начального (или обновленного на более поздних этапах) EOPs, где пространство изображения представляет собой координату проекции 3D-модели p . Отсчетный кадр c положения камеры захваченного изображения состоит из положения и ориентации относительно 3D-отсчета w . Здесь в данной работе рассматриваются традиционные перспективные камеры.

Пусть поворот и перемещение кадра камеры между двумя видами представлены матрицей поворота R и вектором перемещения t соответственно.

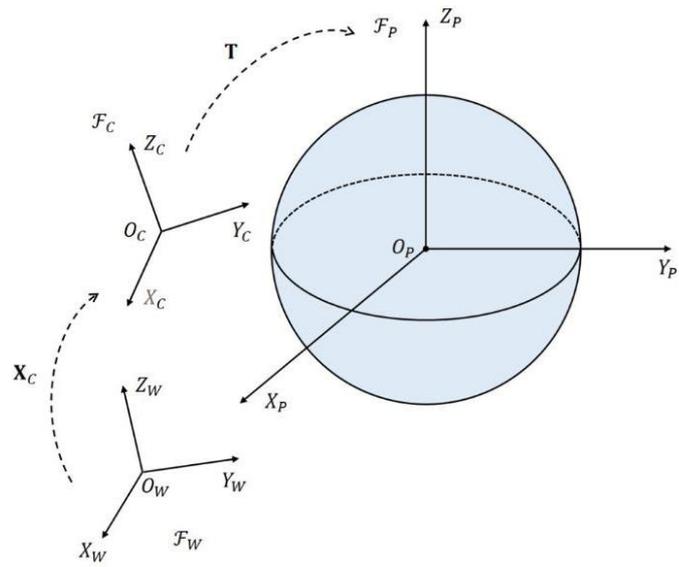


Рис. 2. Иллюстрация модели преобразования системы координат

Классическое решение проблемы позы W обозначает систему отсчета 3D-модели. С обозначает опорный кадр захваченного изображения, P обозначает опорный кадр проекционного изображения с исходным EOPs

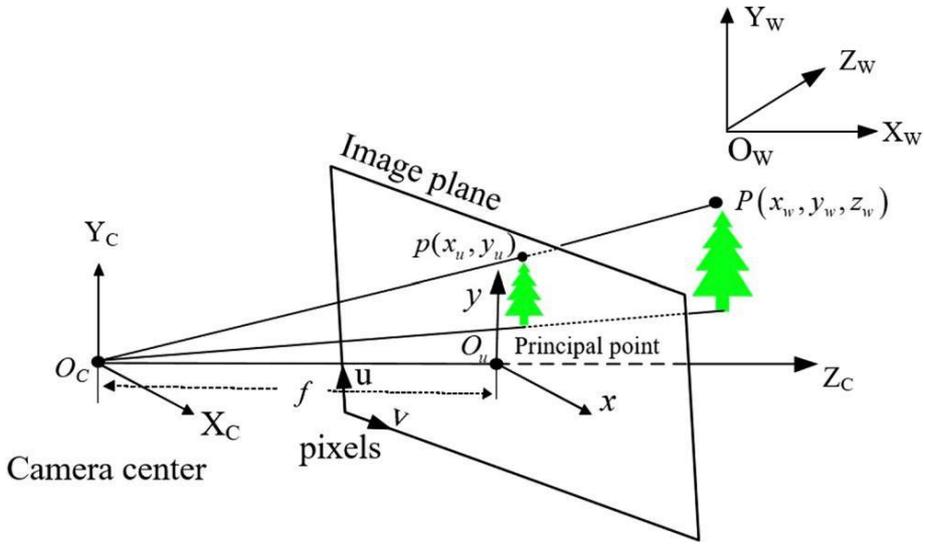


Рис. 3. Модель камеры-обскуры

состоит в том, чтобы установить набор соответствий на основе признаков, а затем решить для (R, t) путем максимизации сходства или минимизации разницы между захваченным изображением IC и эталонным изображением IP, которое берется путем проецирования 3D-модели с неточными EOPs. Здесь оценка позы приводит к проблеме регистрации 2D-2D в случае перспективной камеры [36]. Это может быть выражено как:

$$\hat{M} = \underset{M}{\operatorname{argmax}} [S(f_c, f_p)], \quad (1)$$

где f_c и f_p описывают признаки, извлеченные из IC и IP соответственно, а $S(\cdot)$ - метрика сходства.

Отображение из 3D-сцены в 2D-изображение называется моделью камеры, которая влияет на то, как точка мира сопоставляется с координатами изображения, модель камеры-обскуры используется для описания взаимосвязи между 3D-моделью с текстурой и ее проекцией на плоскость изображения. Более формальная геометрическая конструкция, связанная с отображением камеры-обскуры, показана на рисунке 3. Модель точечного отверстия может быть представлена с помощью центра камеры OC и плоскости изображения, где центр камеры OC рассматривается как начало координат камеры. Основной точкой является пересечение оптической оси и плоскости изображения, а оптическая ось проходит через основную точку и перпендикулярна плоскости изображения (показано на рис. 3). Главная точка - это начало координат системы координат изображения, расстояние между оптическим центром и главной точкой называется фокусным расстоянием f.

Отображение из 3D-координат точек в 3D-пространстве в 2D-координаты изображения может быть выражено в homoge- новые координаты. Дана трехмерная точка $PW = [XW, YW, ZW, 1]T$ в однородных координатах, и пусть $pw = [x, y, 1]T$ будет про- проекционное представление этой 3D-точки на плоскости изображения камеры-обскуры, которая представляет собой 2D-вектор в однородных координатах. Соотношение может быть выражено как $pw \propto FPW$, где F - проекционная матрица размером 3×4 , которая отображает 3D-точки в точки 2D-изображения, PW - 4D-вектор, а pw - 3D-вектор. Обратите внимание, что здесь рассматривается перспективная проекция, центр которой находится в бесконечности. $pw \propto FPW$ можно переписать как $pw \approx KR(I - t)PW$, где K - матрица внутренних параметров камеры 3×3 (фокусное расстояние в пикселях, параметры главной точки и искажения), R - матрица поворота размером 3×3 , а t - матрица перевод 3-вектор, I - единичная матрица 3×3 . Начальные виртуальные точки обзора EOPs сцены 3D-модели увеличивают вероятность нахождения соответствий между двумя изображениями.

Положение камеры также может быть выражено воображаемым вектором кватернионов $v = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ w]T$, который является представлением вращения без кватернионных особенностей. Вместо этого кватернионы, используемые для представления вращения, удовлетворяют ограничению $\|v\|^2 = 1$, где $\| \cdot \|$ обозначает 2-норму. Обратите внимание, что кватернионы q и $-q$ представляют одни и те же матрицы вращения. Соответствующая матрица вращения может быть задана с помощью:

$$R = \begin{bmatrix} 1 - 2q_2^2 - 2w^2 & 2q_1q_2 - 2q_0w & 2q_1w + 2q_0q_2 \\ 2q_1q_2 + 2q_0w & 1 - 2q_1^2 - 2w^2 & 2q_2w^2 - 2q_0q_1 \\ 2q_1w - 2q_0q_2 & 2q_2w + 2q_0q_1 & 1 - 2q_1^2 - 2q_2^2 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

С помощью измерения сходства сопоставления процесс происходит в пространстве изображений после того, как 3D-модели зданий проецируются обратно в пространство изображений с помощью начальных EOPs. Совпадающие пары признаков захваченного изображения IC и проекционного изображения IP могут давать соответствия 2D-2D. Пусть $uc = [u_i, v_i, 1]T$ - представление характерной точки изображения запроса в однородных координатах, а $let \ up = [u_i', v_i', 1]T$ - представление характерной точки опорного изображения. Uc - это пара соответствующих характерных точек. Тогда выполняется соотношение:

$$u^c \leftrightarrow u^p, \quad (3)$$

где uc и up выражаются в пространстве изображений.

Средняя ошибка перепроектирования может быть выражена как $s \ d \ (uc, up) = \|uc - up\|$, который измеряет расстояние между проекциями вверх 3D-точек PW на плоскость изображения и позициями пикселей uc ключевых точек на захваченном изображении. Первоначальные ВП из

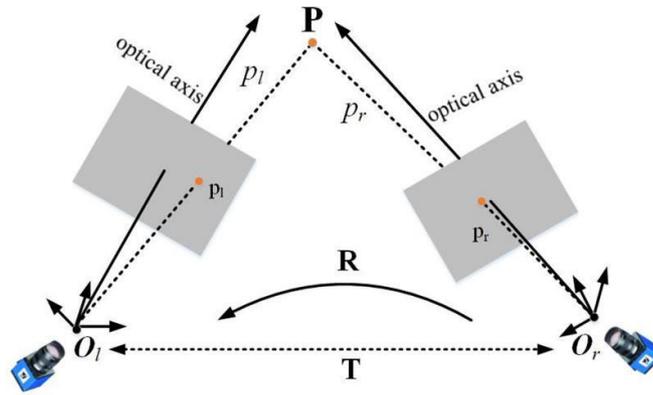


Рис. 4. Эпиполярная геометрическая модель

захваченное изображение записывается как X_C :

$$X_C = [q_{wc}^T, \ t_{wc}^T]^T \in \mathbb{R}^3 \times SO(3), \quad (4)$$

где q_{wc} - кватернионное представление соответствующей матрицы вращения R между W и C , а t_{wc} представляет положение 3D-точек на объекте в системе координат W , и ПОЭТОМУ (3) - специальная ортогональная группа. Цель состоит в том, чтобы оценить точное преобразование между C и P . Во время проецирования с начальными EOPs в процессе сбора данных относительное направление и перемещение между захваченным изображением и эталонным изображением считаются слегка измененными. Следовательно, матрица преобразования выражается как:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где $\mathbf{R} \in \text{SO}(3)$ и $\mathbf{t} \in \mathbb{R}^3$, а $\mathbf{0}^T$ - нулевая векторная величина. \mathbf{R} и \mathbf{t} должны быть восстановлены. Матрица вращения \mathbf{R} образует специальные ортогональные группы, ПОЭТОМУ $(3) = \{\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \mid \mathbf{R}\mathbf{R}^T = \mathbf{I}\}$,

2.2. Оценка позы

В этой части рассматривается геометрическое соотношение между захваченными изображениями и проекционными изображениями сцены, как показано на Рисунок 4. Принимая во внимание характерные особенности изображения, прежде всего, из изображений извлекаются характерные точки. Тем не менее, следует отметить, что на изображении запроса и на эталонном изображении присутствуют одни и те же характерные точки. Затем выполняется сопоставление признаков с извлеченными характерными точками и выполняется оценка параметров одного захваченного изображения на основе сопоставленных пар признаков. Основная задача в этом сек- задача состоит в том, чтобы определить преобразование \mathbf{T} путем оценки матрицы компенсационного поворота \mathbf{R} и вектора компенсационного преобразования \mathbf{t} . Здесь рассматриваются характерные характеристики изображений. Он начинается с выделенных из изображений характерных точек, которые остаются неизменными при незначительном перемещении камеры с фиксированным фокусным расстоянием. Затем сопоставление функций выполняется в соответствии-формируется, и оценка положения камеры выполняется на основе совпадающих пар признаков.

Дано соответствие u и p . Пусть связь между изображением запроса и эталонным изображением может быть выражена как [37]:

$$d_l \mathbf{R} \mathbf{K}^{-1} \mathbf{u}^c + \mathbf{t} = d_r \mathbf{K}^{-1} \mathbf{u}^p, \quad (6)$$

где d_l и d_r - глубины точек изображения u и p соответственно, а \mathbf{K} - внутренние матрицы камеры. Матрица вращения \mathbf{R} представлена кватернионами $[q_1 \ q_2 \ q_3 \ w]^T$, которые можно переписать как $[q^T \ w]^T$. Направление силы тяжести между двумя видами может решить проблему относительной ориентации и уменьшить относительную ориентацию до поворота на 1° вокруг направления силы тяжести. Следовательно, количество необходимых пар точек сопоставления признаков для оценки относительной позы может быть уменьшено [34, 37, 38]. Когда направление силы тяжести камер известно, масштабированная версия матрицы вращения \mathbf{R} может быть записана в виде:

$$\mathbf{R} \sim 2(\mathbf{q}\mathbf{q}^T + w[\mathbf{q}]_\times) + (w^2 - 1)\mathbf{I}, \quad (7)$$

где $[\mathbf{q}]_\times$ - кососимметричная матрица. Следует отметить, что нормализованный \mathbf{R} не оказывает никакого влияния на результаты [38]. Комбинируя уравнение (6) и уравнение (7), эпиполярное ограничение может быть представлено в виде:

$$d_l(2(\mathbf{q}\mathbf{q}^T + w[\mathbf{q}]_\times) + (w^2 - 1)\mathbf{I})\mathbf{K}^{-1}\mathbf{u}^c + \mathbf{t} = d_r\mathbf{K}^{-1}\mathbf{u}^p. \quad (8)$$

Использование ортогональных ограничений для представления вращения в виде матрицы делает задачу крайне нелинейной и трудноразрешимой. Вместо этого использование кватернионов для представления вращений облегчает решение. Таким образом, можно добиться вращения. Между тем, ограничивая первый элемент неотрицательным числом, существует взаимно однозначное соответствие между матрицей вращения и кватернионом. Кроме того, оценка относительной ориентации между двумя изображениями решается для формирования более простого уравнения с использованием направления силы тяжести, которое может быть получено с помощью IMU.

Чтобы оценить позу, скаляры d_r , d_l и вектор перемещения \mathbf{t} исключаются с помощью арифметической операции. Системные уравнения могут быть получены в терминах кватернионных элементов. Возможное решение получается путем решения установленных уравнений, а затем вектор перемещения вычисляется в соответствии с полученным вращением. Три пары характерных точек дают полиномиальное уравнение, которое можно представить в виде:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{R}u_i & \mathbf{R}u'_i & \mathbf{R}u_j & \mathbf{R}u'_j & 0 & 0 \\ \mathbf{R}u_i & \mathbf{R}u'_i & 0 & 0 & \mathbf{R}u_k & \mathbf{R}u'_k \end{bmatrix}}_c \begin{bmatrix} d_{l1} \\ d_{r1} \\ d_{l2} \\ d_{r2} \\ d_{l3} \\ d_{r3} \end{bmatrix} = 0. \quad (9)$$

Можно обнаружить, что уравнение (9) состоит из элементов вектора кватернионов q_0, q_1, q_2, w , в которых перевод t был исключен. И из n точек $n!$

$$\frac{n!}{3!(n-3)!}$$

уравнения могут быть сгенерированный [33]. Из наблюдения можно узнать, что определитель матрицы C должен быть равен нулю. Следовательно, это уравнение может быть отформатировано как матрично-векторное произведение, показанное ниже:

$$\mathbf{G}\mathbf{x} = 0, \quad (10)$$

где G - матрица коэффициентов и может быть получена путем сопоставления предыдущих характерных точек, а вектор x - это элементы q_0, q_1, q_2, w .

Когда информация о сопоставлении признаков используется только для оценки позы, семь сопоставленных характерных точек учитываются в системе уравнений [33]. Поскольку семь точек порождают 35 уравнений, то есть $G \in \mathbb{R}^{35 \times 35}$ и $x \in \mathbb{R}^{35}$. Очевидно, что матрица не может быть полного ранга. Вектор $x \in \mathbb{R}^{35}$ разбивается на x_1 и $x_2 \in \mathbb{R}^{31}$, где x_1 содержит элементы $(q_4 \ 0 \ q_3 \ 0 \ x \ q_3 \ 0 \ y \ q_3 \ 0 \ z)$, а x_2 состоит из остальных элементов $(x_3 q_0 \ x_4 \ x_3 \ y \ x_3 \ z)$

$$\mathbf{G} = [\mathbf{G}_1 \quad \mathbf{G}_2], \quad (11)$$

=). Пусть G обозначается через:

При умножении каждой части уравнения (12) на псевдоинверсию G_2^\dagger матрицы G_2 слева. Обратите внимание, что псевдоинверсия обозначается символом кинжала. Уравнение (12) можно упростить, поскольку и аналогично для

$$\mathbf{x}_2 = -\mathbf{G}_2^\dagger \mathbf{G}_1 \mathbf{x}_1. \quad (13)$$

2. Следовательно:

Пусть $\mathbf{H} = \mathbf{G}_2 \mathbf{G}_1$, при таком обозначении уравнение (13) можно записать в виде:

$$\mathbf{x}_2 = -\mathbf{H}\mathbf{x}_1. \quad (14)$$

Первые четыре строки x_2 извлекаются для анализа, мы получаем:

$$\frac{x_3}{q_0^3} [q_0 \ q_1 \ q_2 \ w]^T = \mathbf{H} [q_0 \ q_1 \ q_2 \ w]^T, \quad (15)$$

где $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{4 \times 4}$ - матрица, состоящая из первых четырех строк \mathbf{H} . Следовательно, задача может быть преобразована в задачу на собственные значения вида:

$$\lambda \mathbf{v} = \mathbf{H}\mathbf{v}, \quad (16)$$

где $\lambda = \frac{x_3}{q_0^3}$. Кандидаты на решение находятся путем вычисления собственных векторов \mathbf{H} . Как только элементы кватерниона q_0, q_1, q_2, w вычислены, матрица вращения R может быть восстановлена. Поместите R в уравнение (6) для всех совпадающих пар характерных точек, вектор перемещения t может быть вычислен CHANG ET AL. 7. Обратите внимание, что реальный масштаб перевода между двумя кадрами не может быть восстановлен.

3 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

В этом разделе проводятся многочисленные имитационные эксперименты для тщательной оценки эффективности моего метода оценки позы с помощью встроенной камеры на реальных тестовых примерах. Более конкретно, точность и надежность компенсационной ротации модели регистрации оцениваются на двух общедоступных реальных наборах данных, полученных в сельской местности и городских районах соответственно. После проверки его эффективности метод оценки положения в космосе, основанный на 3D-модели с реальной текстурой, тестируется как для аэрофотоснимков, так и для спутниковых изображений дистанционного зондирования.

3.1 Оценка эффективности работы

Первый эксперимент проводится на двух стандартных наборах данных с открытым исходным кодом, KITTI [39] и OXFORD robotcar dataset [40, 41]. Оба набора данных снабжены базовой правдой. Набор данных KITTI, полученный с помощью камер в оттенках серого высокого разрешения, в настоящее время является крупнейшим в мире набором данных для оценки алгоритмов сценариев автономного вождения, каждое изображение содержит

множество транспортных средств и пешеходов. Напротив, набор данных OXFORD robotcar более сложен для сбора данных при различных погодных условиях. Чтобы найти надежные и точные соответствия между изображениями запроса и эталонными изображениями, я выполняю сопоставление изображений на основе признаков с использованием алгоритма быстрого приближительного поиска ближайших соседей (FLANN) для поиска сходства между двумя изображениями. Следует отметить, что некоторые из неправильно подобранных функций содержатся. Вместо обработки каждого изображения в наборах данных фиксированное количество изображений пропускается, чтобы получить надежное несоответствие перед обнаружением характерных точек с помощью детектора масштабно-инвариантного преобразования объектов (SIFT). Каким бы ни был источник 2D-3D данных, извлечение объектов является первым шагом оценки позы по эталонному изображению и захваченному изображению, как упоминалось выше. Сопоставление признаков является ключевым этапом оценки отношения, который решает соответствующую взаимосвязь между изображением и моделью.

Точное и надежное сопоставление характеристик может обеспечить большое удобство для последующей оценки ориентации и оптимизации. В этом исследовании я использую алгоритм SIFT для обнаружения характерных точек и вычисления дескрипторов на изображениях для обоих двух наборов данных. Затем я сопоставляю векторы дескрипторов с помощью сопоставления на основе ФЛАННА. Для изображения с богатой текстурной информацией для выделения характерных точек можно использовать различные детекторы углов. Среди них SIFT является более точным, чем любой другой детектор. В частности, в задаче сопоставления изображений для решения проблемы неправильного сопоставления для более правильно подобранных наборов пар объектов из двух изображений метод RANSAC выполняется на каждой итерации до тех пор, пока он случайным образом не выберет правильные совпадающие пары из набора совпадающих пар характерных точек, содержащих неправильные совпадения. Правильное совпадение означает, что оно соединило две точки, которые действительно соответствуют изображениям запроса и ссылки, которые далее исправят захваченные изображения. Результат регистрации оштрафованного изображения показан на рисунке 5.

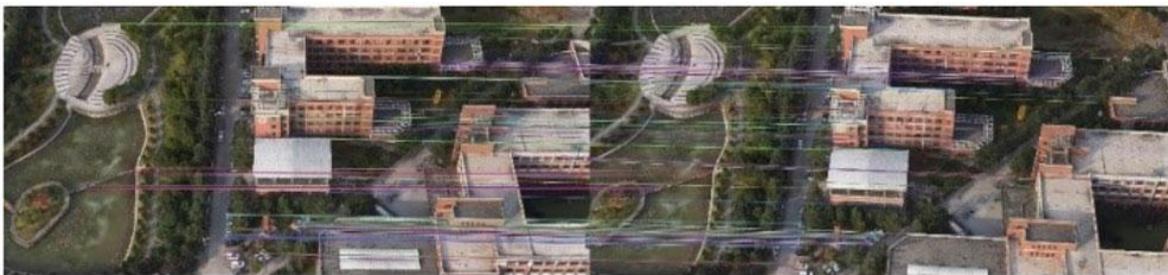


Рис. 5. Результаты регистрации итрафа

Для проведения сравнительного анализа погрешности в экспериментах вычисляются средние значения погрешности, стандартное отклонение и медиана усредненного значения погрешности. Для изучения его эффективности проводится сравнение с другими современными методами оценки позы, включая Quest [33], Nister [42], Stewenius [43] и Kukulova [44]. Метод оценки относительной позы на основе кватернионов с известным направлением силы тяжести между откалиброванными изображениями может уменьшить относительную ориентацию до поворота на 1° вокруг направления силы тяжести, чтобы улучшить метод поиска и хорошо работать, когда характерные точки находятся на критических поверхностях. Для других сравниваемых подходов относительное положение камеры восстанавливается одновременно из основной матрицы или матрицы гомографии. Для ошибки поворота я вычисляю наименьший угол между направлением обзора истинной ориентации земли и заданной ориентацией камеры изображения запроса. Для определения отклонения от перевода я использую расстояние между истинным положением земли и прогнозируемыми положениями камеры для оценки. Ошибка поворота определяется как [33]:

$$e_{rot} = \frac{1}{\pi} \arccos (\text{dot} (\hat{\mathbf{q}}, \mathbf{q}_{true})), \quad (17)$$

где \mathbf{q} и \mathbf{q}_{true} - расчетное вращение и истинное вращение земли соответственно. Ошибка при переводе определяется как [33,34]:

$$e_{trans} = \frac{1}{\pi} \arccos (\text{dot} (\hat{\mathbf{t}}, \mathbf{t}_{true}) / (\|\hat{\mathbf{t}}\| \|\mathbf{t}_{true}\|)), \quad (18)$$

где \mathbf{t} - предполагаемый перевод, а \mathbf{t}_{true} представляет собой перевод, соответствующий действительности.

Экспериментальные результаты, проверенные на наборе данных КИГТИ, показаны на рисунках 6 и 7. Ошибки оценки поворота и перевода сравниваются между предлагаемым и алгоритмами по отношению к существующим, упомянутым выше. Из двух рисунков видно, что как ошибка оценки поворота ($\times 1000$), так и ошибка оценки перемещения ($\times 10$) очень малы, что относится к методу оценки относительной позы на основе кватернионов с

известным направлением силы тяжести, который превосходит другие методы с точки зрения вращения и перемещения для набора данных KITTI. Я также могу видеть, что алгоритмы Нистера и Кукеловой показывают более высокое стандартное отклонение ошибки при вращении, что указывает на большую вариабельность в них. Остальные относительно низкие. Это связано с тем, что камера установлена на транспортном средстве, и камера имеет большое смещение между последовательными кадрами и большую часть времени движется с высокой скоростью вдоль своей оптической оси. Кроме того, я обнаружил, что методы кватернионов показывают хорошую производительность при относительном переводе.

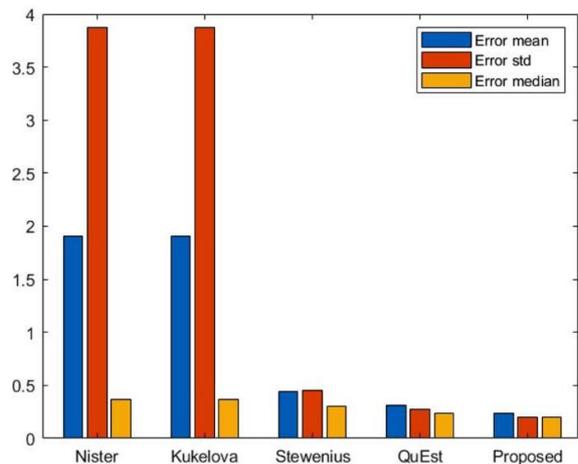


Рис. 6. Ошибка оценки поворота

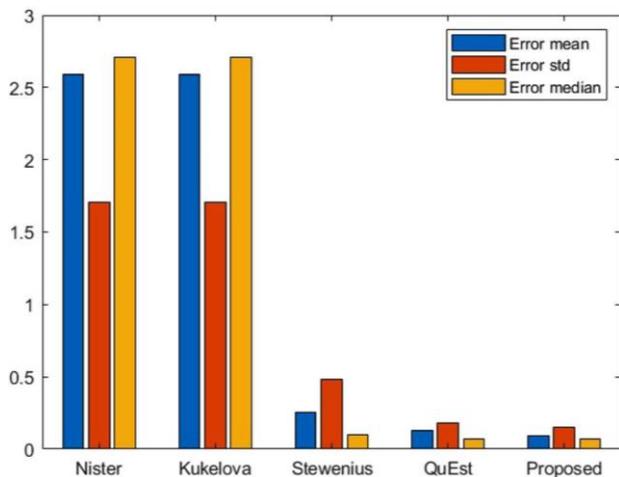


Рис. 7. Ошибка оценки перевода

На рисунках 8 и 9 показано сравнение ошибок поворота и перевода для набора данных OXFORD robotcar. Согласно рисункам, метод оценки относительной позы на основе кватернионов с известным направлением силы тяжести по-прежнему сохраняет свое превосходство над другими методами, что указывает на эффективность использования этой схемы. Нестабильность сбора данных, вызванная последовательными изображениями, получаемыми камерами на транспортном средстве, является проблемой для любого алгоритма.

Для набора данных проводится анализ оценки положения камеры для детальной оценки эффективности метода. Эксперименты показывают, что метод на основе кватернионов с известным направлением силы тяжести эффективен в обоих наборах данных и превосходит другие алгоритмы в сценах на открытом воздухе. Этот метод имеет большое прикладное значение в космической автоматической навигации и позиционировании, виртуальной реальности и других сценариях. Результаты испытаний на реальных данных показывают, что этот метод обладает хорошей надежностью и эффективностью.

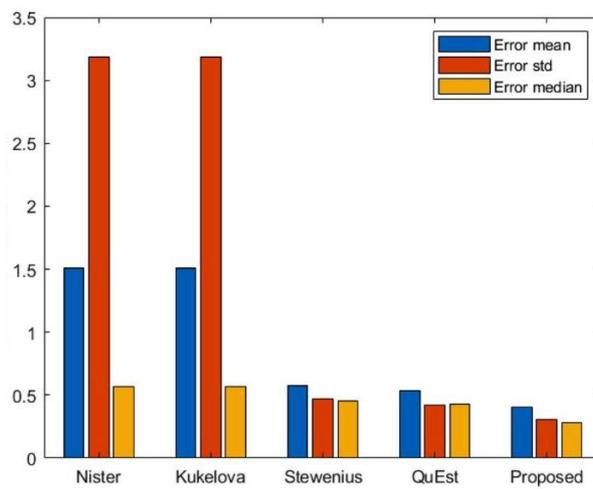


Рис. 8. Ошибка оценки поворота

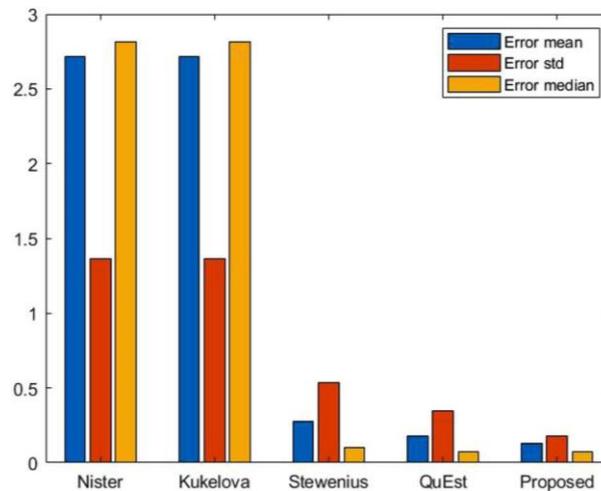


Рис. 9. Ошибка оценки перевода

3.2 Эксперименты с реальными изображениями

Для дальнейшей проверки полезности я провожу серию экспериментов с двумя общедоступными наборами данных, которые содержат множество аэрофотоснимков и спутниковых снимков соответственно. Первый общедоступный набор данных - это набор данных о небольшой деревне, полученный во время одного полета дрона класса eVee [45], в котором наземное разрешение данных составляет 5 см/пиксель, площадь покрытия составляет 0,57 квадратных километра. Второй общедоступный набор данных получен с веб-сайта Геологической службы США (USGS) [46], который содержит 95 пар изображений с многоспектральным дистанционным зондированием и 12 пар изображений с многовременным дистанционным зондированием [47, 48].

Оценка точного положения камеры и ориентации данного отдельного захваченного изображения в известной сцене зависит от соответствия между позициями 2D-пикселей и 3D-точками в известной 3D-сцене. 3D-модель может быть спроецирована для формирования 2D-изображения в соответствии с параметрами камеры.



Рис. 10. Сгенерированная 3D модель

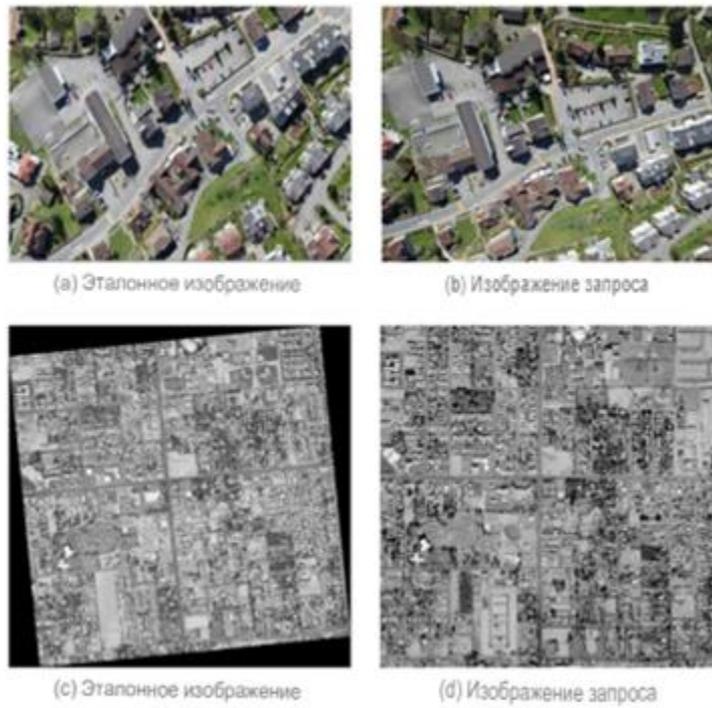
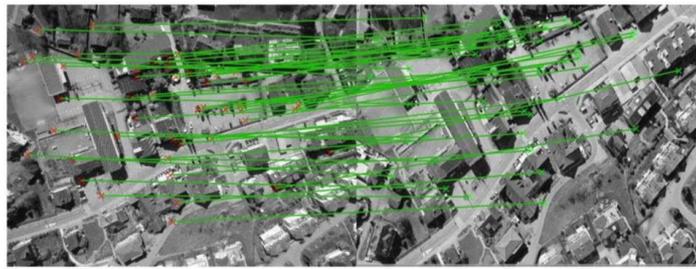
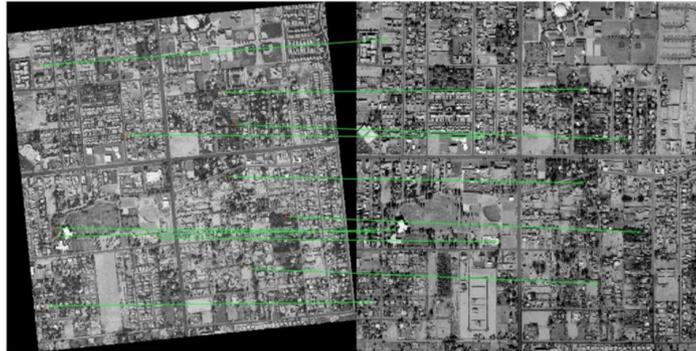


Рис. 11. Эталонное изображение и изображение запроса

Для нашего моделирования, 3D-модель здания, созданная на основе много угловых изображений из набора данных небольшой деревни, показана на рисунке 10. Захваченные изображения области, в которой расположена 3D-модель, рассматриваются как изображения запроса (показано на рис. 11). Проекционные изображения, полученные путем проецирования 3D-модели на соответствующее пространство изображений с использованием исходных параметров захваченного изображения, рассматриваются как изображения опорного кадра (показано на рис. 11). Система имитационной камеры реализует сопоставление модели сцены с изображением в этой области. Чем больше виртуальная камера похожа на реальную камеру, тем ближе проекционное изображение к реальной камере. Выровняйте сцену 3D-модели в любом направлении, чтобы изображение опорного кадра можно было захватить с помощью виртуальной калибровочной камеры с разрешением 4608×3456 . И главная точка $(u_c, v_c) = (2303.5, 1727.5)$, FOV задается как 70° . Следует также учитывать случаи регистрации сбоя. Если во входных изображениях нет похожих отличительных признаков, алгоритм регистрации изображения может не соответствовать его признакам. Таким образом, эталонные изображения примерно сопоставляются с изображениями запроса, чтобы определить, соответствуют ли изображения, проецируемые виртуальной камерой, условиям регистрации и могут ли они использоваться в качестве 2D-эталонных изображений.



(a)



(b)

Рис. 12. Уточненные пары объектов

Чтобы количественно оценить точность предлагаемого метода оценки положения камеры, задаются различные виды камеры для получения проекционных изображений для экспериментов, где захваченные изображения обозначают изображения запроса, а проекционные изображения обозначают текущие эталонные изображения. Позу, рассчитанную методом оценки относительной позы на основе кватернионов по изображениям, можно увидеть в ее смещении. Все симуляции разделены на 10 групп для проверки полезности. Пять групп тестов с 500 экспериментами в каждой группе независимо проводятся на наборе данных *small village*, пять групп тестов с 50 экспериментами в каждой группе независимо проводятся на другом наборе данных, полученном с веб-сайта USGS, соответственно. Количество итераций для RANSAC устанавливается равным 100 на основе расчетного уравнения и опыта. В наших экспериментах существующая модель проецируется обратно на изображение с помощью EOPS, содержащих ошибки. Отклонение в повороте изображений запроса относительно исходного EOPs вычисляется путем применения предложенного метода, основанного на регистрации пар характерных точек. На рисунке 12 показаны уточненные пары объектов для эталонного изображения и изображения запроса.

На рисунках 13 и 14 показаны средние оценки поворота и перемещения, восстановленные с помощью предложенного алгоритма, соответственно. Где группы с 1 по 5 тестируются на наборе данных о небольших деревнях, а с 6 по 10 тестируются на другом наборе данных. Для каждой группы вычисляются и усредняются оценки поворота и перевода всех изображений запроса и проекционных изображений. Как можно видеть, метод оценки относительной позы на основе кватернионов с известным направлением силы тяжести демонстрирует большую стабильность и имеет меньшие ошибки. Кроме того, точность точного положения камеры зависит от точности сопоставления характеристик и точности модели. В экспериментах для извлечения и сопоставления признаков используется алгоритм SIFT с хорошей стабильностью, но он требует больше времени. Кроме того, точность сопоставления, как правило, ухудшается при использовании грубых 3D-моделей (низкое разрешение, меньшее количество функций и текстура).

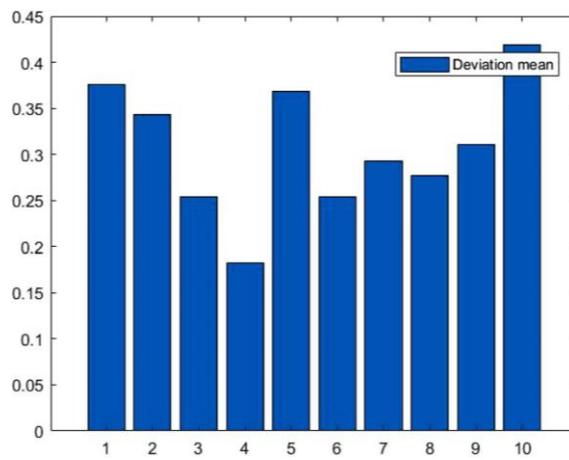


Рис. 13. Среднее отклонение вращения

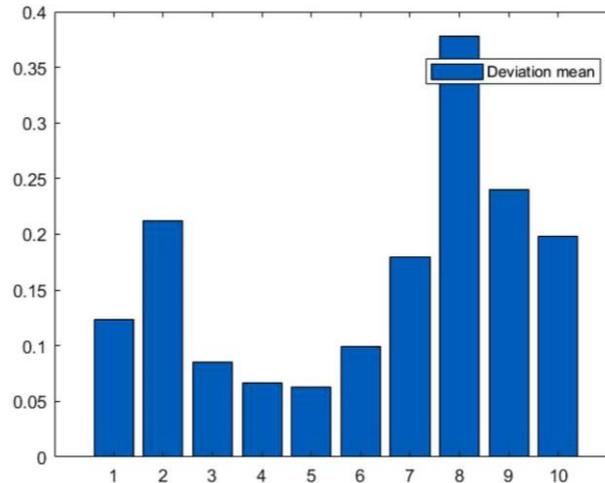


Рис. 14. Среднее отклонение перевода

Таким образом, точная 3D-модель с высоким разрешением может привести к более точному результату. Мои результаты показывают, что на точность уточненной позы камеры влияют внутренние параметры камеры и процент совпадающих пар.

4 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В этой работе предлагается общая и явная система оценки позы камеры. Точная оценка положения бортовой камеры основана на 2D-3D регистрации захваченного изображения и более известной 3D-модели, которая является новой в данной области. Предлагаемый метод умело использует кватернионное представление вращения для эффективного восстановления относительной позы между двумя точками обзора камеры. Этот метод дал многообещающие результаты с точки зрения точности регистрации и надежности даже при больших начальных условиях. Также продемонстрировано, что космические камеры могут служить датчиком ориентации с точной 3D-детализацией модель для калибровки информации об ориентации спутника. Кроме того, этот метод рекомендуется, особенно в тех случаях, когда некоторые датчики ориентации на борту не работают. Конечно, нынешний подход имеет свои недостатки. Для дальнейших улучшений я сосредоточусь на извлечении различных регистрационных примитивов, чтобы повысить надежность оценки положения.

Список литературы / References

1. Ли К., Ван К., Ли Х.: Изучение взаимосвязи между 2D / 3D сверткой для сверхразрешения гиперспектральных изображений. IEEE Trans. Геосци. Дистанционное зондирование. 59(10), 8693-8703 (2021).
2. Мегахед Ю., Шейкер А., Ян У.Ю.: Основанный на фазовой конгруэнтности подход к абстракции сцен для 2d-3d регистрации аэрофотоснимков и лидарных изображений. IEEE J. Sel. Верхний. Приложение. Земной шар. Дистанционный датчик 14, 964-981 (2021).
3. Фролик Р., Тамас Л., Като З.: Оценка абсолютной позы центральных камер с использованием плоских областей. IEEE Trans. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 43(2), 377-391 (2021).

4. Шугуров И., Павлов И., Захаров С. и др.: Уточнение позы объекта с несколькими видами с помощью дифференцируемого средства визуализации. Робот IEEE. Автом. Салат Латук. 6(2), 2579-2586 (2021).
5. Юнг Дж., Сон Г., Банг К. и др.: Сопоставление аэрофотоснимков с 3D-моделями зданий с использованием контекстно-ориентированного геометрического хеширования. Датчики 16(6), 932 (2016).
6. Куяма Т., Канемуро А., Като С. и др.: Определение ориентации спутника и картографическая проекция на основе надежного сопоставления изображений. Дистанционный датчик 9(1), 90 (2017).
7. Фукс К., Гюльх Э., Ферстнер В.: Исследование OEEPE по 3D-моделям городов. Официальная публикация, Европейская организация экспериментальных фотограмметрических исследований. 9-124 (1998).
8. Лян Х., Ван Х., Лю Ю.Х. и др.: Стабилизация позы неголономных мобильных роботов с помощью действительно некалиброванной верхней камеры на основе чистого изображения. IEEE Trans. Робот. 36(3), 724-742 (2020).
9. Чжоу Ю., Ли Х., Кнейп Л.: Кэнни-во: Визуальная одометрия с камерами rgb-d на основе геометрического выравнивания краев 3-d-2-d. IEEE Trans. Робот. 35(1), 184-199 (2018).
10. Авбель Дж., Ивацук Д., Стилла У.: Сопоставление 3D-моделей каркасных зданий с особенностями изображений из инфракрасных видеопоследовательностей, снятых вертолетами или беспилотниками. В V: III симпозиум Комиссии ISPRS по фотограмметрическому компьютерному зрению и анализу изображений. Париж, Франция, 1(3), стр. 149-154 (2010).
11. Авбель Дж., Ивацук Д., Мюллер Р. и др.: Уточнение регистрации гиперспектральных изображений и DSM: объектно-ориентированный подход с использованием спектральной информации. ISPRS-J. Фотограмма. Дистанционный датчик 100, 23-34 (2015)
12. Лю Л., Стамос И.: Системный подход к регистрации 2D-изображений в 3D-диапазоне в городских условиях. Вычислить. Визави. Изображение под стр. 116(1), 25-37 (2012) Чанг и др. 11.
13. Саи Х., Ye P.: Исследование спутникового датчика ориентации с использованием информации об изображениях дистанционного зондирования. Подбородок. Космическая наука. Технол. 25, 8-13 (2005).
14. Ян Б., Чен К.: Автоматическая регистрация последовательных изображений с БПЛА и данных лидара. ISPRS-J. Фотограмма. Дистанционный датчик 101, 262-274 (2015).
15. Кампосеко Ф., Коэн А., Поллефейс М. и др.: Оценка положения гибридной камеры. В: Труды Конференции IEEE по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR), стр. 136-144. Солт-Лейк, Юта, США (2018).
16. Замир А.Р., Хаким А., Гул Л.В. и др.: Крупномасштабная визуальная геолокализация. Чам, Швейцария: Издательство Springer International Publishing (2016).
17. Зейсл Б., Саттлер Т., Поллефейс М.: Голосование за позу камеры для крупномасштабной локализации на основе изображений. В: Труды Международной конференции IEEE по компьютерному зрению (CVPR), стр. 2704-2712. Сантьяго, Чили (2015).
18. Саттлер Т., Лейбе Б., Коббелт Л.: Эффективное и эффективное согласование приоритетов для крупномасштабной локализации на основе изображений. IEEE Trans. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 39(9), 1744-1756 (2017).
19. Торий А., Тайра Х., Сивич Дж. и др.: Действительно ли крупномасштабные 3D-модели необходимы для точной визуальной локализации? IEEE Trans. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 43(3), 814-829 (2021).
20. Саттлер Т., Лейбе Б., Коббелт Л.: Быстрая локализация на основе изображений с использованием прямого сопоставления 2d и 3d. В: Труды Международной конференции IEEE Конференция по компьютерному зрению (ICCV), стр. 667-674. Барселона, Испания (2011).
21. Лю Л., Ли Х., Дай Ю. Эффективное глобальное сопоставление 2d и 3d для локализации камеры на крупномасштабной 3d-карте. В: Труды Международной конференции IEEE Конференция по компьютерному зрению (ICCV), стр. 2391-2400. Венеция, Италия (2017).
22. Чжао Ю., Ван Ю., Цай Ю.: регистрация 2d-изображения в 3d-диапазоне в городских условиях с помощью категоризации сцен и комбинации измерений сходства. В: Материалы Международной конференции IEEE по Робототехника и автоматизация (ICRA), стр. 1866-1872. Стокгольм, Швеция (2016).
23. Кромбоз Н., Сеулин Р., Морель О. и др.: Мультимодальное преобразование 2D-изображения в 3D-модель посредством взаимного выравнивания разреженных и плотных визуальных объектов. В: Труды Международной конференции IEEE по робототехнике и автоматизации (ICRA), стр. 6316-6322. Брисбен, Квинсленд, Австралия (2018).
24. Ли Дж., Ян Б., Чен К. и др.: Автоматическая регистрация последовательности панорамных изображений и данных мобильного лазерного сканирования с использованием семантических признаков. ISPRS-J. Фотограмма. Дистанционный датчик 136, 41-57 (2017).
25. Liu, Y., Dong, Y., Song, Z. и др.: регистрация набора точек 2d-3d на основе поиск по глобальной ротации. IEEE Trans. Обработка изображений. 28(5), 2599-2613 (2019).
26. Кэмпбелл Д., Петерссон Л., Кнайп Л. и др.: Глобально-оптимальная максимизация набора входных данных для оценки положения камеры и соответствия. IEEE Транс. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 42(2), 328-342 (2018).

27. *Кендалл А., Граймс М., Чиполла Р.*: PoseNet: Сверточная сеть для перемещения камеры с разрешением 6 кадров в секунду в реальном времени. В: Труды международной конференции IEEE по компьютерному зрению (ICCV), стр. 2938-2946. Сантьяго, Чили (2015).
28. *Ву Дж., Ма Л., Ху Х.*: Углубляясь в сверточные нейронные сети для перемещения камеры. В: Труды Международной конференции IEEE по робототехнике и автоматизации (ICRA). Стр. 5644-5651. Сингапур (2017).
29. *Моу Ю., Хуан З., Лин Л. и др.*: Сеть позирования с геометрическим контролем для точной оценки позы на полках магазинов. IEEE Trans. Инд. Сообщить. 17(4), 2357-2364 (2021).
30. *Цзоу У., Ву Д., Тянь С. и др.*: Сквозная оценка позы 6DoF по монокулярным изображениям RGB. IEEE Trans. Потребление. Электрон. 67(1), 87-96 (2021).
31. *Кендалл А., Чиполла Р.*: Функции геометрических потерь для позы камеры регрессия с глубоким обучением. В трудах конференции IEEE по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR), стр. 6555-6564. Гонолулу, Калифорния, США (2017).
32. *Виджаянарасимхан С., Рикко С., Шмид С. и др.*: Sfm-net: Изучение структуры и движения по видео. Препринт arXiv arXiv: 1704.07804 (2017). [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://scholar.google.com/scholar?cluster=13638061021599838030&hl=zh-CN&as_sdt=0,5/ (дата обращения: 31.08.2022).
33. *Фатиан К., Рамирес-Паредес Дж.П., Дусетт Э.А. и др.*: Quest: основанный на кватернионах подход к оценке движения камеры с минимальной характерные точки. Робот IEEE. Автом. Салат Латук. 3(2), 857-864 (2018)
34. *Дин Ю., Ян Дж., Понс Дж. и др.*: Оценка относительной позы в минимальном случае на основе гомографии с известным направлением силы тяжести. IEEE Trans. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 44(1), 196-210 (2022).
35. *Саурер О., Вассер П., Бутто Р. и др.*: Оценка эгомощии на основе гомографии с общим направлением. IEEE Trans. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 39(2), 327-341 (2017).
36. *Домокоз С., Немет Дж., Като З.*: Нелинейная регистрация формы без соответствий. IEEE Trans. Узор Анального секса. Мах. Интеллект. 34(5), 943-958 (2012).
37. *Ding Y., Yang J., Ponce J. и др.*: Минимальные решения для оценки относительной позы с двух точек зрения, имеющих общее направление с неизвестным фокусным расстоянием. В: Материалы конференции IEEE/CVF по компьютерным Зрение и распознавание образов (CVPR), стр. 7043-7051. Сиэтл, Вашингтон, США (2020).
38. *Суини К., Флинн Дж., Терк М.*: Решение для относительной позы с частично известным вращением является квадратичной задачей на собственные значения. В: Труды Конференции IEEE по 3D-видению, стр. 483-490. Токио, Япония (2014).
39. *Гейгер А., Ленц П., Уртасун Р.*: Готовы ли мы к автономному вождению? Набор тестов kitti vision. В: Труды конференции IEEE по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR), стр. 3354-3361. Провиденс, Калифорния, США (2012).
40. *Мэддерн У., Паско Г., Линегар С. и др.*: 1 год, 1000 км: набор данных oxford robotcar. Инт. Дж. Робот. Резолюция 36(1), 3-15 (2017).
41. *Мэддерн У., Паско Г., Гэдд М. и др.*: Кинематическая достоверность в реальном времени для набора данных Oxford RobotCar. Препринт arXiv arXiv: 2002.10152 (2020). [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://scholar.google.com/scholar?hl=zh-CN&as_sdt=0%2C5&q=Real-time+kinematic+ground+truth+for+the+Oxford+RobotCar+dataset&btnG=/ (дата обращения: 31.08.2022).
42. *Нистер Д.*: Эффективное решение проблемы относительной позы из пяти пунктов. IEEE, пер. Узор, Анальный. Мах. Интеллект. 26(6), 756-770 (2004).
43. *Стевениус Х., Энгельс К., Нистер Д.*: Последние разработки в области прямой относительной ориентации. ISPRS-J. Фотограмма. Дистанционный датчик 60(4), 284-294 (2006).
44. *Кукелова З., Буйнак М., Пайдла Т.*: Полиномиальные решения на собственные значения для задач относительной постановки 5-pt и 6-pt. В: Труды британской Конференции по машинному зрению, стр. 565-574. Лондон: Британское машинное зрение Ассоциация (2008).
45. Сенсефлай. маленькая деревня. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.sensefly.com/education/datasets/> (дата обращения: 22.06.2022).
46. USGS. Исследователь Земли. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://earthexplorer.usgs.gov/> (дата обращения: 28.08.2016).
47. *Чанг Х., Ву Г., Чванг Х.*: Регистрация изображений дистанционного зондирования на основе модифицированного просеивания и группировки уклонов объектов. IEEE Geosci. Дистанционный датчик. Салат Латук. 16(9), 1363-1367 (2019).
48. *Чен С., Чжун С., Сюэ Б. и др.*: Итеративное масштабно-инвариантное преобразование признаков для регистрации изображений дистанционного зондирования. IEEE Trans. Геосци. Дистанционный датчик 59(4), 3244-3265 (2021).