

На правах рукописи

Цай Жуйшэн

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ЛОКАЛИЗАЦИИ БЕСПИЛОТНОГО
АВТОМОБИЛЯ И ОТСЛЕЖИВАНИЯ ТРЕХМЕРНЫХ ДИНАМИЧЕСКИХ
ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЙ И ДАННЫХ
ИНЕРЦИАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ**

Специальность 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

蔡锐建
Cai Ruijian

Москва – 2026

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана).

Научный руководитель: **Бобков Александр Валентинович**, к.т.н., доцент кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Официальные оппоненты: **Сазонова Татьяна Владимировна**, д.т.н., профессор, главный конструктор АО «Раменское Приборостроительное Конструкторское Бюро»

Софронова Елена Анатольевна, к.т.н., доцент, старший научный сотрудник отдела №55 «Управления робототехническими устройствами» ФИЦ ИУ РАН

Ведущая организация: **ФИЦ СНЦ РАН** Федеральный исследовательский центр «Саратовский научный центр Российской академии наук»

Защита состоится « 29 » сентября 2026 г. в 14 час. 30 мин. на заседании диссертационного совета 24.2.331.14 при МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, Москва, Госпитальный пер., 10, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ им. Н.Э. Баумана и на сайте <http://www.bmstu.ru>.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по адресу: 105005, Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1 на имя учёного секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан «____»_____2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
к.т.н., доцент

Глазков Виталий Владимирович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Определение собственного положения (локализация) является одной из основных функций в модуле восприятия мобильного робота. Системы локализации, основанные на компьютерном зрении, всё чаще используются в приложениях робототехники благодаря таким преимуществам, как низкая стоимость и предоставление обширной семантической информации.

Простейшей системой локализации на основе камеры является визуальная одометрия. Визуальной одометрией будем называть систему, использующую камеры, закрепленные на роботе, для оценки траектории движения робота путем вычисления изменения его положения между каждыми двумя кадрами. В данной работе изучаются роботы типа беспилотных автомобилей. Большинство существующих систем визуальной одометрии разработаны для идеальных сцен в помещении и сложно работают стабильно в различных дорожных сценариях с большим количеством динамических объектов в течение длительного времени. Кроме того, с ростом спроса на беспилотные автомобили и быстрым развитием технологий глубокого обучения требования к визуальной одометрии больше не ограничиваются единственной функцией собственной локализации.

Во-первых, в сценах с недостатком текстур, например на автомагистралях, сложно отслеживать достаточное количество особых точек на изображении, что может легко привести к сбою методов оценки движения камеры. Надёжность работы в таких сценах должна быть одним из важных критериев оценки надежности визуальных одометров для беспилотных автомобилей.

Во-вторых, системы локализации, использующие только камеры, могут работать со сбоями в особых ситуациях, таких как резкие изменения освещения и быстрые движения, и нуждаются в комплексировании с другими источниками данных, например с инерциальной навигационной системой (ИНС).

В-третьих, традиционные системы визуальной локализации опираются на строгое допущение, что «сцены статичны». Однако реальные дорожные условия часто не удовлетворяют этому предположению, и в практических приложениях 3D-отслеживание динамических объектов так же важно, как и локализация камеры. Например, беспилотному автомобилю важно знать траектории движущихся объектов в поле зрения, чтобы спланировать собственное движение и избежать столкновений. Задача одновременной оценки движения камеры и динамических объектов в сцене с использованием видеоизображений называется задачей оценки мультидвижения (ОМД). Только несколько существующих визуальных систем локализации обладают возможностями для выполнения этой задачи. Однако ни одна из них не работает в режиме, близком к реальному времени.

Таким образом, разработка общей схемы решения и построение надежной визуально-инерциальной одометрии, которая может решить вышеуказанные проблемы, являются важными и актуальными задачами. Целевая система должна сбалансировать три характеристики: точность, скорость и универсальность.

Степень разработанности темы. Большой вклад в создание теории локализации мобильных роботов на основе камер и разработку базовой структуры визуальной системы локализации внесли L.G. Roberts, H.C. Longuet-Higgins, B.K.P. Horn, O.D. Faugeras, H.P. Moravec, C.G. Harris, H. Durrant-Whyte, D. Murray, G.

Klein, A.J. Davison и т. д. Разработкой алгоритмов повышения точности, скорости и универсальности визуальных систем локализации успешно занимались М.А. Fischler, I.D. Reid, P.H.S. Torr, D. Scaramuzza, D. Cremers, R. Mur-Artal, T. Qin, A.C. Конушин, В.С. Лемпицкий, С. Zhao, A. Kundu, B. Bescos, K.M. Judd и др.

Целью диссертационной работы является разработка надежной системы визуально-инерциальной одометрии беспилотного автомобиля, позволяющей одновременно осуществлять самолокализацию и отслеживание трехмерных динамических объектов в дорожных сценах практически в реальном времени.

Задачи исследования:

1. Выполнить обзор существующих методов решения задачи одновременной локализации и многообъектного 3D-отслеживания.
2. Разработать комплексную схему решения, которая учитывает как семантическую информацию, так и информацию о движении, а также рассмотреть возможные варианты реализации подобных схем.
3. Создать робастную визуально-инерциальную систему одометрии (РВИО) беспилотного автомобиля, в которой будут реализованы методы для обеспечения надежной работы системы в сложных дорожных сценах.
4. Построить систему многообъектной визуально-инерциальной одометрии (МВИО) на основе предложенной комплексной схемы решения и системе РВИО.

Методы исследования. При решении сформулированных задач использованы следующие методы: системы распознавания образов, множественная геометрия видов в компьютерном зрении, теория оптимальной оценки, теория графов и комбинаторная оптимизация. Проверка эффективности разработанных алгоритмов и систем проведена посредством математического моделирования в среде Ubuntu.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Разработана комплексная схема, сочетающая методы сегментации движения и методы семантической сегментации объектов, отличающаяся тем, что позволяет детектировать все динамические объекты дорожной сцены.
2. Разработаны методы балансирования количества и качества отслеживания особых точек, которые позволяют обеспечивать надежную локализацию автомобиля при различных дорожных условиях.
3. Разработан алгоритм многослойной оптимизации для более полного использования точек при сопоставлении, позволяющий существенно повысить точность оценки движения автомобиля по сравнению с известными аналогами.
4. Разработан надёжный многоуровневый механизм ассоциации объектов, отличающийся от известных аналогов более высокой точностью и способностью работать в условиях пропуска обнаружения или неточной сегментации объектов.

Достоверность и обоснованность полученных результатов проведённых исследований подтверждаются результатами экспериментов с применением имитационного математического моделирования предложенных алгоритмов, в том числе и с учетом отсутствия валидных текстур в сцене, выбросов в сопоставлении точек и неточности компонентов системы.

Практическая значимость результатов исследования. Разработанная комплексная схема, объединяющая семантическую информацию и информацию о движении, обеспечивает надёжную основу для построения визуальной технической системы для решения задачи оценки мультидвижения. Разработанные методы и алгоритмы позволяют построить робастную многообъектную визуально-инерциальную одометрию для собственной локализации беспилотного автомобиля и стабильного 3D-отслеживания динамических объектов в различных сложных дорожных условиях со скоростью, близкой к реальному времени. Результаты диссертационного исследования использованы в учебном процессе кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана и при реализации технического проекта в технической компании ShanXi Vector-Control Aerospace Technology Co., Ltd (Шэньси, КНР).

Основные положения диссертации, выносимые на защиту.

1. Комплексная система, позволяющая объединять семантическую информацию и данные о движении для определения собственного перемещения камеры и оценки движения окружающих объектов в режиме реального времени.
2. Методы обнаружения и отслеживания особых точек в различных дорожных сценах с большими различиями в степени текстурированности.
3. Алгоритм многослойной оптимизации, позволяющий существенно ускорить вычисления без снижения точности оценки движения за счёт использования меньшего количества сопоставлений особых точек.
4. Многоуровневый механизм ассоциации данных для повышения надёжности отслеживания трёхмерных объектов между двумя кадрами.

Диссертация соответствует пунктам 1-5 Паспорта научной специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика».

Апробация работы. Результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на ряде научных семинаров и конференций: XLV и XLVII Академические чтения по космонавтике (Королевские Чтения, Москва, 2021 и 2023 гг).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 5 научных работ, в том числе 3 статьи в изданиях, рекомендованных ВАК РФ (квартиль К2).

Структура и объём работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырёх глав, общих выводов, заключения и списка литературы. Текст диссертации изложен на 164 печатных страницах, содержит 46 рисунков, 6 таблиц. Список литературы содержит 110 источников.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы диссертационной работы, излагаются цель и основные задачи исследования, формулируются научная новизна, практическая ценность полученных результатов, основные положения, выносимые на защиту, и формулируются постановка задачи и её особенности.

В первой главе исследованы два существующих возможных варианта решения задачи ОМД на основе визуальной технической системы. Представлена основная подзадача схемы на основе информации движения или геометрии – сегментация движения, и рассмотрены существующие методы её решения. Схема на основе семантической информации сильно зависит от развития технологии

глубокого обучения. Путём анализа и сравнения классических проектов реализации задачи ОМД излагаются преимущества и недостатки двух схем.

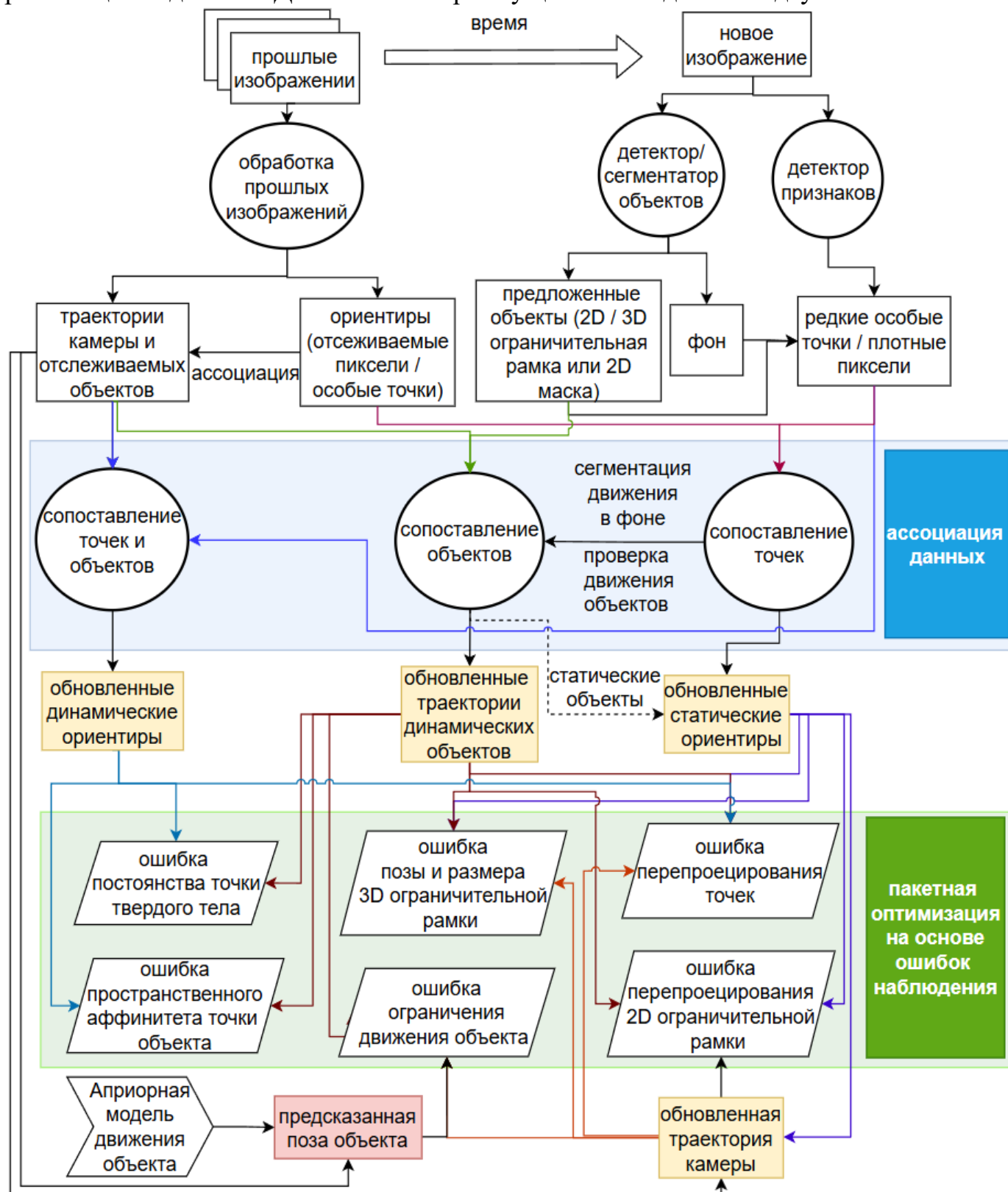


Рисунок 1 - Комплексная схема решения для задачи оценки мультидвижения

Предлагается комплексная схема, объединяющая использование семантической информации и информации о движении объекта (Рисунок 1). Она является расширением схемы решения на основе семантической информации, с добавлением модуля сегментации движения. Сегментация и оценка неизвестного

движения модулем сегментации движения восполняет дефекты схемы на основе семантической информации. Обнаружение и сегментация объектов дают диапазон фона на изображении, и модуль сегментации движения только должен сгруппировать особые точки фона. Это может значительно сократить объем вычислений для сегментации движения. В этой схеме ассоциация данных между двумя изображениями может быть разделена на три уровня, а именно ассоциация низкого уровня (точка-точка), среднего уровня (точка-объект) и высокого уровня (объект-объект). Постоянная ассоциация данных в течение длительного периода времени жизненно важна для надежной навигации роботов.

Анализируются ограничения существующих визуальных систем, которые по-разному сочетают две схемы решения в разной степени. Сравнение показывает, что предлагаемая схема позволяет решить задачи ОМД более точно и надежно.

Во второй главе разработана система робастной визуально-инерциальной одометрии (РВИО) для беспилотного автомобиля, способная работать в режиме реального времени. Эта система использует структуру проекта VINS-FUSION, но в её модуль обнаружения и отслеживания признаков и модуль оценки положения внесено множество усовершенствований (Рисунок 2).

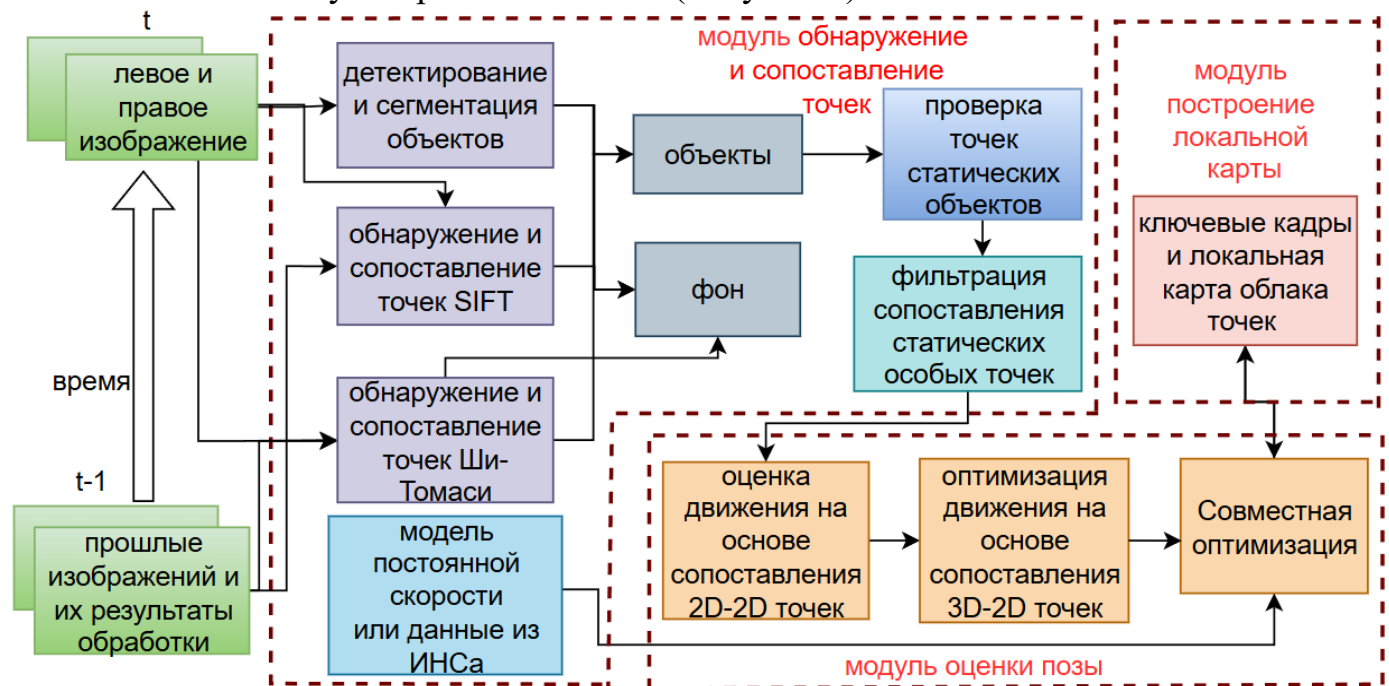


Рисунок 2 - Архитектура предлагаемой системы РВИО

1. Модуль обнаружения и отслеживания особых точек.

Этап отслеживания особых точек состоит из двух задач. Во-первых, получается достаточное количество сопоставлений особых точек между двумя левыми изображениями I_{L1} и I_{L2} предыдущего и текущего кадров, то есть отслеживание 2D-2D особых точек. Во-вторых, выполняется поиск стереосоответствий для всех отслеживаемых 2D точек на левом изображении I_{L1} и правом изображении I_{R1} предыдущего кадра, чтобы получить достаточное количество сопоставлений 3D-2D особых точек. Из-за высокой различимости и надежности, угловые точки SIFT являются предпочтительными в качестве особых точек. Точки SIFT обнаруживаются в паре стереоизображений и сопоставляются методом полного перебора на основе сравнения дескрипторов. Для получения

достаточного количества высококачественных и корректных отслеживаний особых точек в различных сценариях предлагаются следующие методы.

1) Добавление особых точек в малотекстурированных сценах.

Реализовано добавление обнаружения особых точек Ши-Томаши в сценах с низким содержанием текстур. Точки Ши-Томаши сопоставляются методом оптического потока. Значение нормализованной кросс-корреляции вычисляется для фильтрации особых точек с низким качеством.

2) Равномерное распределение отслеживаемых особых точек.

Предложен метод для обеспечения равномерного распределения особых точек на изображении, чтобы отслеживаемые точки в полной мере отражали движение камеры. Изображение делится на четыре примерно равных крупных подблока, и для количества отслеживаемых 2D-2D и 3D-2D особых точек в каждом подблоке устанавливается минимальный порог.

3) Фильтрация отслеживаемых точек при особых видах движения.

Предложен алгоритм фильтрации ошибочных отслеживаемых 2D-точек при определённых типах движения камеры (например, когда автомобиль движется только вперед или почти неподвижно) с использованием направления и длины оптического потока. Значение прогноза движения используется для определения того, соответствует ли движение камеры в текущем кадре одному из этих условий.

4) Добавление особых точек статических объектов.

Предложен метод для быстрого обнаружения статических объектов, особые точки которых могут быть использованы для дополнения набора статических точек. Если ошибка репроекции точки объекта меньше порога, точка считается статической и добавляется в набор точек отслеживания фона.

II. Модуль оценки положения камеры.

Система РВНО обеспечивает две конфигурации системы: бинокулярную камеру и бинокулярную камеру + ИНС.

а) Система только с бинокулярной камерой.

В данной работе предлагается алгоритм многослойной оптимизации движения, который последовательно уточняет оценку движения камеры путем решения трех задач оптимизации. Такой алгоритм отличается от существующих методов тем, что он может обеспечить точность оценки движения в различных сценариях с большими различиями в количестве отслеживаемых 3D-2D точек.

1) Оценка движения камеры на основе 2D-2D точек.

Матрица эпиполярного ограничения E или матрица гомографии H оценивается с помощью отслеживания 2D-2D точек. Вращение R_c и вектор направления смещения $\bar{P}_c$ камеры получаются путем разложения E или H .

2) Оптимизация положения камеры на основе 3D-2D точек.

Если получен вектор направления смещения камеры, то абсолютный масштаб s_p смещения оценивается с использованием меньшего количества отслеживаемых 3D-2D точек, и R_c и $s_p \bar{P}_c$ служат первоначальной оценкой движения камеры. В противном случае, в качестве первоначальной оценки используется прогноз, полученный с помощью модели постоянной скорости.

Далее, если имеется достаточное количество отслеживаемых 3D-2D точек, на основе начального значения и 3D-2D точек оптимизируется абсолютное положение камеры в текущем кадре путём решения задачи PnP.

3) Сглаживание траектории на основе совместной оптимизации.

Существующие старые 3D-точки на карте и положения камеры во всех кадрах в пределах текущего скользящего окна оптимизируются совместно:

$$\min_X \sum_{(l,j) \in C, f=fir(l)} \rho \left(\left\| \mathbf{r}_c(\hat{\mathbf{z}}_l^{c_j}, \mathbf{x}) \right\|_{\mathbf{p}_l^{c_j}}^2 \right), \quad (1)$$

$$\mathbf{r}_c(\hat{\mathbf{z}}_l^{c_j}, \mathbf{x}) = \left(\frac{{}^l \mathbf{o}^{c_j}}{|(0,0,1) \cdot {}^l \mathbf{o}^{c_j}|} - \hat{\mathbf{o}}_l^{c_j} \right)_{xy} = \left(\frac{{}^l \mathbf{o}^{c_j}}{dep_l^{c_j}} - {}^l \hat{\mathbf{o}}^{c_j} \right)_{xy}, \quad (2)$$

$${}^l \hat{\mathbf{o}}^{c_j} = \pi_c^{-1} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_l^{c_j} \\ \hat{v}_l^{c_j} \end{bmatrix} \right), \quad (2)$$

$${}^l \mathbf{o}^{c_j} = \mathbf{R}_w^{c_j} \left(\mathbf{R}_{c_i}^w \frac{1}{d_l} \pi_c^{-1} \left(\begin{bmatrix} u_l^{c_j} \\ v_l^{c_j} \end{bmatrix} \right) + \mathbf{p}_{c_j}^w \right) - \mathbf{p}_w^{c_j}, \quad (4)$$

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{N-1}, d_0, d_1, \dots, d_{M-1}]^T, \mathbf{x}_j = [\mathbf{p}_{c_j}^w, \mathbf{q}_{c_j}^w], j = 0 \dots N-1, \quad (5)$$

где $\mathbf{x}$ - вектор переменной состояния в скользящем окне. $\mathbf{x}_i$ - переменные состояния камеры (ориентация и 3D-координаты) на момент времени захвата i -го изображения. ${}^l \mathbf{o}^{c_j}$ - трёхмерные координаты l -й точки карты в системе координат камеры в j -м кадре. N - общее количество кадров изображений. M - общее количество особых точек в совместной оптимизации. d_l - обратная величина глубины l -й трёхмерной особой точки в системе координат камеры кадра, в котором она впервые наблюдалась. $fir(l)$ - кадр, в котором l -я точка впервые наблюдается в текущем скользящем окне. Задача оптимизации (1) может быть решена с использованием общего решателя, такого как Ceres.

б) Система с бинокулярной камерой и ИНС.

В данной работе используются как слабосвязанные, так и тесно связанные методы для объединения измерений ИНС с измерениями камеры и повышения точности, скорости и устойчивости работы всей системы одометрии.

Уравнения состояния ИНС задаются следующим образом:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{p}}_w &= \mathbf{v}_w, \\ \dot{\mathbf{v}}_w &= \mathbf{a}_w, \\ \dot{\mathbf{R}}_w^t &= \boldsymbol{\omega}_w \otimes \mathbf{R}_w^t, \end{aligned} \quad (6)$$

Необработанные трёхмерные векторы измерений гироскопа $\hat{\boldsymbol{\omega}}_t$ и акселерометра $\hat{\mathbf{a}}_t$ в момент времени t из ИНС задаются следующим образом:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{a}}_t &= \mathbf{a}_t + \mathbf{b}_{a_t} + \mathbf{R}_w^t \mathbf{g}^w + \mathbf{n}_a, \\ \hat{\boldsymbol{\omega}}_t &= \boldsymbol{\omega}_t + \mathbf{b}_{\omega_t} + \mathbf{n}_{\omega}, \end{aligned} \quad (7)$$

где $\mathbf{p}_w, \mathbf{v}_w, \mathbf{a}_w, \boldsymbol{\omega}_w, \mathbf{g}^w$ – глобальные трёхмерные местоположения, линейная скорость, ускорение, угловая скорость и гравитационное ускорение соответственно, выраженные в мировой системе координат; R_w^t – глобальная ориентация системы координат камеры в момент времени t , представленная в виде матрицы вращения; $\mathbf{a}_t, \boldsymbol{\omega}_t, \hat{\mathbf{a}}_t, \hat{\boldsymbol{\omega}}_t$ – истинные и измеренные ускорение и угловая скорость соответственно в системе координат тела; $\mathbf{b}_a$ и $\mathbf{b}_\omega$ – смещения акселерометра и гироскопа. $\mathbf{n}_a$ и $\mathbf{n}_\omega$ – аддитивные шумы измерения.

Предположим, что аддитивный шум имеет гауссовскую форму $\mathbf{n}_a \sim N(\mathbf{0}, \sigma_a^2)$, $\mathbf{n}_\omega \sim N(\mathbf{0}, \sigma_\omega^2)$. Смещения ускорения и гироскопа моделируются как случайное блуждание, производные которого являются гауссовыми:

$$\dot{\mathbf{b}}_{a_t} = \mathbf{n}_{b_a}, \quad \dot{\mathbf{b}}_{\omega_t} = \mathbf{n}_{b_\omega}, \quad \mathbf{n}_{b_a} \sim N(\mathbf{0}, \sigma_{b_a}^2), \quad \mathbf{n}_{b_\omega} \sim N(\mathbf{0}, \sigma_{b_\omega}^2) \quad (8)$$

В формуле (9) определены три теоретически истинных предварительно-интегрированных величины (ПИВ) за период времени $[t_k, t_{k+1}]$. Видно, что ПИВ связаны только с измерениями и смещениями ИНС между двумя кадрами изображения. Если в формуле (9) не исключить влияние шума $\mathbf{n}_a$ и $\mathbf{n}_\omega$, то будут получены номинальные значения ПИВ.

$$\begin{aligned} \alpha_{b_{k+1}}^{b_k} &= \iint_{t_k}^{t_{k+1}} R_t^{b_k} (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_{a_t} - \mathbf{n}_a) dt^2, \\ \beta_{b_{k+1}}^{b_k} &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} R_t^{b_k} (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_{a_t} - \mathbf{n}_a) dt, \quad t \in [t_k, t_{k+1}]. \\ \gamma_{b_{k+1}}^{b_k} &= \int_{t_k}^{t_{k+1}} \frac{1}{2} \Omega (\hat{\boldsymbol{\omega}}_t - \mathbf{b}_{\omega_t} - \mathbf{n}_\omega) \gamma_t^{b_k} dt, \end{aligned} \quad (9)$$

Остатки переменных ПИВ представляют собой разности между номинальным и истинным значениями:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \hat{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \hat{\gamma}_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}_{16 \times 1} &= \begin{bmatrix} \alpha_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \beta_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \gamma_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}_{16 \times 1} \oplus \mathbf{z}_{b_{k+1}}^{b_k} \\ &= \begin{bmatrix} R_w^{b_k} \left(\mathbf{p}_{b_{k+1}}^w - \mathbf{p}_{b_k}^w - \mathbf{v}_{b_k}^w \Delta t_k + \frac{1}{2} \mathbf{g}^w \Delta t_k^2 \right) \\ R_w^{b_k} (\mathbf{v}_{b_{k+1}}^w - \mathbf{v}_{b_k}^w + \mathbf{g}^w \Delta t_k) \\ \mathbf{q}_{b_k}^{w-1} \otimes \mathbf{q}_{b_{k+1}}^w \\ \mathbf{b}_{a_{k+1}} - \mathbf{b}_{a_k} \\ \mathbf{b}_{\omega_{k+1}} - \mathbf{b}_{\omega_k} \end{bmatrix}_{16 \times 1} \oplus \mathbf{z}_{b_{k+1}}^{b_k}. \end{aligned} \quad (10)$$

Операция $\oplus$ представляет собой универсальное сложение. Теоретические

значения ПИВ связаны с частью оптимизированных переменных состояния системы $(\mathbf{p}_{b_k}^w, \mathbf{v}_{b_k}^w, \mathbf{q}_{b_k}^w, \mathbf{p}_{b_{k+1}}^w, \mathbf{v}_{b_{k+1}}^w, \mathbf{q}_{b_{k+1}}^w, \mathbf{b}_{a_k}, \mathbf{b}_{\omega_k}, \mathbf{b}_{a_{k+1}}, \mathbf{b}_{\omega_{k+1}})$, включая положение, ориентацию, скорость и смещения ИНС в двух кадрах. Легко доказать, что при предположении гауссовского шума ИНС в формулах (7) – (8), остатки ПИВ $\mathbf{z}_k$ также являются гауссовским шумом. Дискретные уравнения состояния для остатков ПИВ и их матрицы ковариации имеют линейную форму:

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{z}_{t+\delta t}^{b_k} &= \mathbf{F}_t \delta \mathbf{z}_t^{b_k} + \mathbf{G}_t \mathbf{n}_t, \\ \mathbf{P}_{t+\delta t}^{b_k} &= \mathbf{F}_t \mathbf{P}_t^{b_k} \mathbf{F}_t^T + \mathbf{G}_t \mathbf{Q} \mathbf{G}_t^T, \end{aligned} \quad t \in [t_k, t_{k+1}]. \quad (11)$$

Матрица ковариации шумового члена $\mathbf{Q}$ имеет форму диагональной матрицы. Матрицу ковариации $\mathbf{P}$ на каждом временном шаге можно обновлять по данной формуле при оптимизации, имея текущие оценочные значения переменных состояния и ковариационная матрица в начальный момент $\mathbf{P}_{b_k}^{b_k} = \mathbf{0}$.

1) Система ВИО с тесно связанной оптимизацией.

Для коррекции переменных остатков ПИВ используются измерения с камеры. В отличие от метода фильтра Калмана, в данной работе используются все измерения с ИНС и камеры по всем кадрам в текущем скользящем окне для итеративной оценки всех переменных состояния. Полный вектор переменной состояния в скользящем окне определяется как:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\chi} &= [\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{N-1}, \mathbf{x}_c^b, d_0, d_1, \dots, d_{M-1}]^T \\ \mathbf{x}_k &= [\mathbf{p}_{b_k}^w, \mathbf{v}_{b_k}^w, \mathbf{q}_{b_k}^w, \mathbf{b}_{a_k}, \mathbf{b}_{\omega_k}], k = 0, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (12)$$

где $\mathbf{x}_k$ – переменные состояния ИНС на момент времени захвата k -го изображения; N – количество ключевых кадров изображений; M – количество особых точек в скользящем окне; d_l – обратная величина глубины l -й трёхмерной особой точки в системе координат камеры, в которой она впервые наблюдалась. Сумма нормы Махаланобиса остатков априорного значения и всех измерений минимизируется для получения максимальной апостериорной оценки:

$$\min_{\boldsymbol{\chi}} \left\{ \|\mathbf{r}_A - \mathbf{H}_A \boldsymbol{\chi}\|^2 + \sum_{k \in \mathcal{B}} \|\mathbf{r}_B(\hat{\mathbf{z}}_{b_{k+1}}^{b_k}, \boldsymbol{\chi})\|_{\mathbf{P}_{b_{k+1}}^{b_k}}^2 + \sum_{(l,j) \in \mathcal{C}} \rho(\|\mathbf{r}_c(\hat{\mathbf{z}}_l^{c_j}, \boldsymbol{\chi})\|_{\mathbf{P}_l^{c_j}}^2) \right\}, \quad (13)$$

$$\rho(t) = \begin{cases} 1, & t \geq 1 \\ 2\sqrt{t} - 1, & 0 \leq t < 1 \end{cases} \quad (14)$$

где $\mathbf{r}_B(\cdot)$ и $\mathbf{r}_c(\cdot)$ – остатки ПИВ измерений от ИНС и остатки измерений от камеры соответственно; $\mathcal{B}$ – набор всех измерений ИНС; $\mathcal{C}$ – набор наблюдений каждой особой точки, которая наблюдалась как минимум на двух последовательных кадрах в текущем скользящем окне; $\mathbf{H}_A$ и $\mathbf{r}_A$ – априорная информация, полученная из результатов операции маргинализации. Для решения этой задачи оптимизации также можно использовать алгоритм Гаусса-Ньютона.

2) Инициализация системы ВИО.

Поскольку начальное рабочее состояние системы не всегда статично, используются результаты визуального отслеживания в первом скользящем окне

для инициализации ИНС, то есть оценки всех переменных состояния для ИНС во всех кадрах. После инициализации начальная оценка движения камеры в каждом новом кадре может быть получена из интегрального значения измерений ИНС.

В третьей главе построена многообъектная визуальная инерциальная одометрия (МВИО) на основе предложенной комплексной схемы и фреймворка системы РВИО (Рисунок 3). В системе МВИО введена задача ассоциации данных более высокого уровня, то есть отслеживание объектов, чтобы обеспечить одновременную оценку движения камеры и других динамических объектов. Для точной и надежной ассоциации разных уровней данных объединяются традиционные методы и методы на основе глубокого обучения.

I. Блок предварительной обработки визуальной информации

В системе МВИО используются три глубокие нейронные сети для сегментации экземпляров на изображении, оценки карты диспаратности для пары стереоизображений и оценки карты оптического потока между двумя левыми изображениями. Карта оптического потока обеспечивает межкадровое сопоставление всех пикселей, хотя и с ограниченной точностью, но позволяет задать ограничения сопоставления для особых точек объекта, занимающего небольшую область изображения, и облегчает ассоциацию данных на уровне объекта. Карта диспаратности может дать прогнозы координат точек стереосоответствия для пикселей левого изображения. Это позволяет уменьшить диапазон поиска стереосоответствия для особых точек.

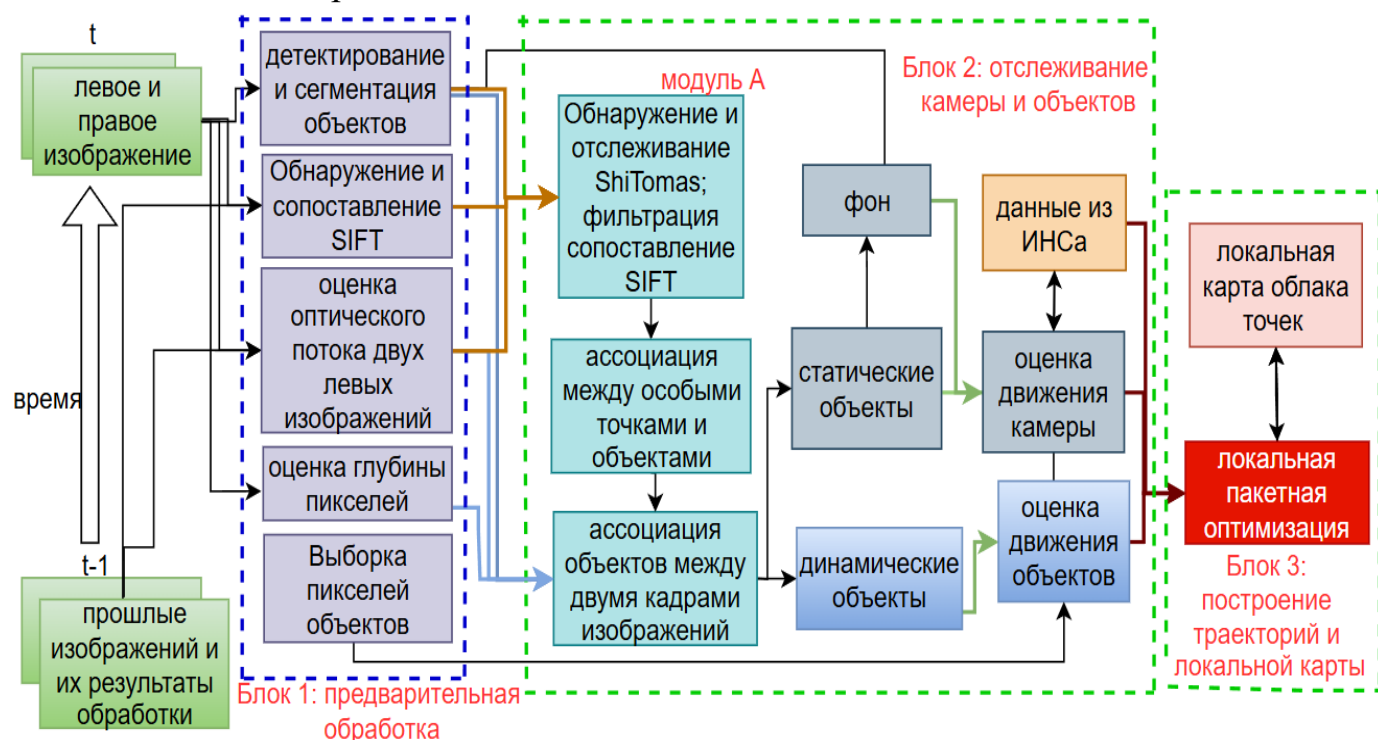


Рисунок 3 - Архитектура предлагаемой системы МВИО

II. Блок отслеживания камеры и динамических объектов

Модуль отслеживания решает три задачи: ассоциация между точками, ассоциация между точками и объектами, а также ассоциация между объектами.

Операции выбора, сопоставления и фильтрации особых точек, унаследованные от системы РВИО, включены в дочерний модуль А (Рисунок 3).

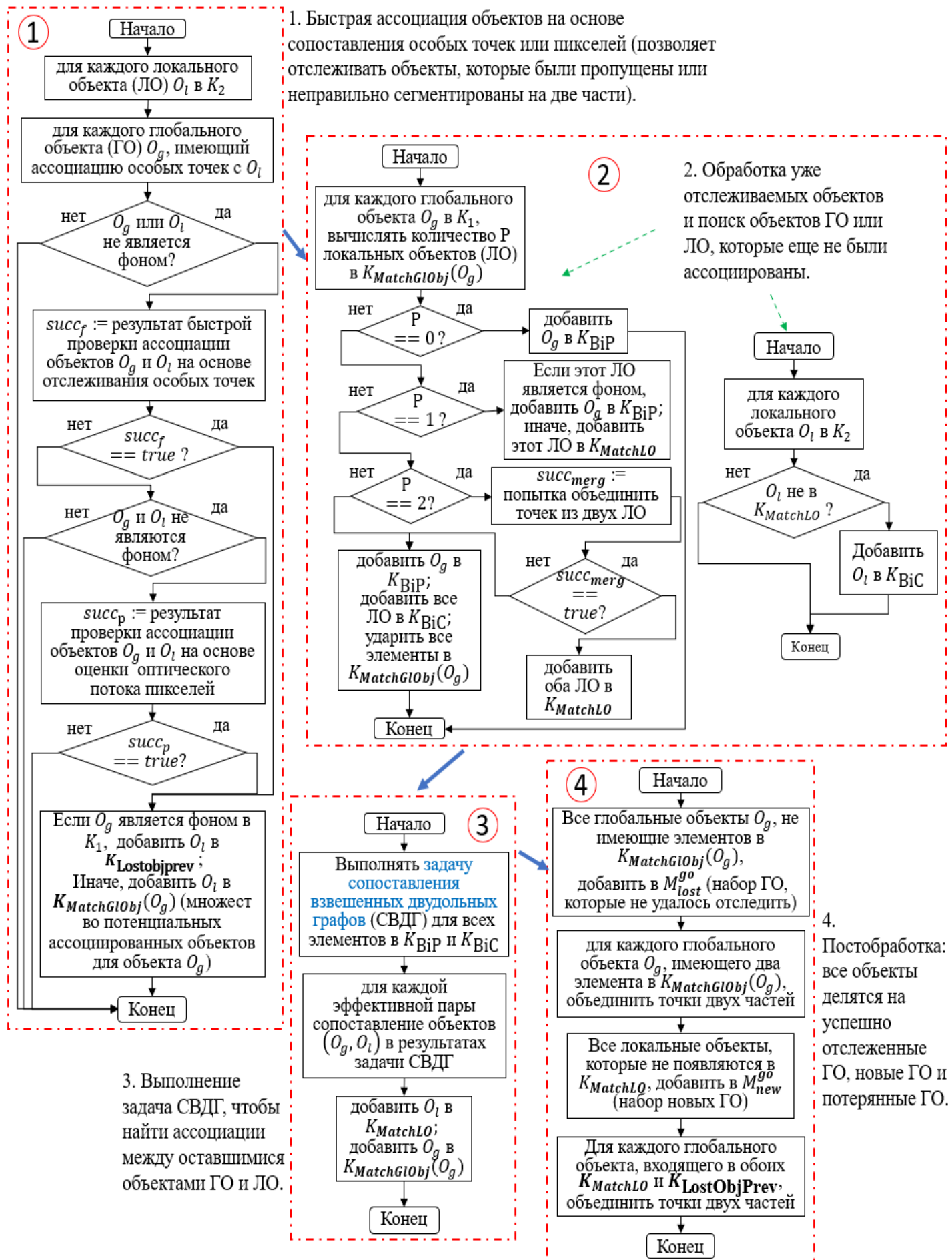


Рисунок 4 - Блок-схема предложенного алгоритма ассоциации объектов

Ассоциация между точками и объектами формируется на основе результатов отслеживания точек, обнаружения и сегментации объектов. Все отслеживаемые точки группируются в соответствии с их временными идентификаторами объектов и используются для ассоциации объектов.

Поскольку нейронная сеть минимизирует общие потери, её результаты недостаточно точны в деталях. Поэтому предлагается двухуровневый механизм ассоциации объектов (Рисунок 4), позволяющий существенно повысить точность отслеживания объектов по сравнению с существующими методами.

$$S_{acco} = \begin{cases} \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} < Th_{var}^{2d}, \text{ если нет } 3D \text{ точек и оценки } T_{init}^{Li} \\ \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} < Th_{var}^{2d} \wedge \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} < Th_{var}^{3d}, \text{ иначе если нет } T_{init}^{Li} \\ \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} < Th_{var}^{2d} \wedge \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} < Th_{var}^{3d} \wedge d_s < Th_{dist}, \text{ иначе} \end{cases} \quad (15)$$

Для глобального объекта А и временного объекта Б сначала используется отслеживание особых точек для проверки успешности их ассоциации по формуле (15). d_1 и d_2 – дисперсии двух наборов 2D-точек сопоставления между объектами А и Б. d_3 и d_4 – дисперсии двух наборов 3D-точек сопоставления между объектами А и Б. d_s – средняя ошибка преобразования движения трёхмерных точек сопоставления при известном значении прогноза движения T_{init}^{Li} объекта А. Th_{var}^{2d} , Th_{var}^{3d} и Th_{dist} – постоянные пороговые значения.

$$L_i \gamma^{O_N} = \begin{cases} (1.1 - \mu_{pix}) \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)}, \text{ если нет } 3D \text{ точек и оценки } T_{init}^{Li} \\ (1.1 - \mu_{pix}) \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} * \frac{\max(d_3, d_4)}{\min(d_3, d_4)}, \text{ иначе если нет } T_{init}^{Li} \\ (1.1 - \mu_{pix}) \frac{\max(d_1, d_2)}{\min(d_1, d_2)} * \frac{\max(d_3, d_4)}{\min(d_3, d_4)} * \exp\left(\frac{d_s}{Th_{dist}} - 1\right), \text{ иначе} \end{cases} \quad (16)$$

Глобальные и временные объекты, для которых невозможно получить результаты ассоциации с помощью отслеживания точек, участвуют в задаче сопоставления взвешенных двудольных графов (СВДГ). Для любой пары глобальных и локальных объектов O_1 и O_2 , участвующих в задаче СВДГ, стоимость их сопоставления выражается в формуле (16). μ_{pix} – доля пикселей в наборе точек выборки объекта O_1 , связанных с объектом O_2 на основе оценки карты оптического потока. Задача СВДГ решается с помощью венгерского алгоритма. Предложенный алгоритм ассоциации объектов способен отслеживать объекты даже в тех случаях, когда модели обнаружения и сегментации объектов страдают от таких проблем, как пропущенные обнаружения, различные типы ложных обнаружений и сегментация отдельного объекта на несколько частей.

III. Метод оценки движения камеры и объектов в системе МВИО

Для оценки движения камеры используется тот же механизм многослойной оптимизации, что и в системе РВИО. Разница в том, что для дополнения

сопоставления статических точек используются только отслеживаемые точки статических объектов в предыдущем кадре.

Как показано на рисунке 5, в каждый момент времени система координат камеры и система координат каждого динамического объекта в сцене имеют свои глобальное и локальное положения. На основе характеристик движения твердого тела можно вывести соотношение между движением объекта L_i и движением камеры между любыми двумя кадрами:

$${}^k_l \mathbf{m}_{c_k}^{L_i} = {}^{L_i^k}_{L_i^{k-n}} \mathbf{T}_{c_k} \cdot {}^{k-n}_l \mathbf{m}_{c_{k-n}}^{L_i}, \quad (17)$$

$${}^{L_i^k}_{L_i^{k-n}} \mathbf{T}_{c_k} = (\mathbf{T}_{c_k}^w)^{-1} \cdot {}^{L_i^k}_{L_i^{k-n}} \mathbf{T}_w \cdot \mathbf{T}_{c_{k-n}}^w, \quad n = 1, \dots, k, \quad (18)$$

где ${}^{L_i^k}_{L_i^{k-n}} \mathbf{T}_w \in SE(3)$ и ${}^{L_i^k}_{L_i^{k-1}} \mathbf{T}_{c_k} \in SE(3)$ представляют собой межкадровое движение объекта L_i , соответственно, выраженное в глобальной системе отсчета и в системе координат камеры c_k в момент времени k . ${}^k_l \mathbf{m}_{c_k}^{L_i}$ – l -ая трёхмерная точка объекта L_i в системе координат камеры c_k .

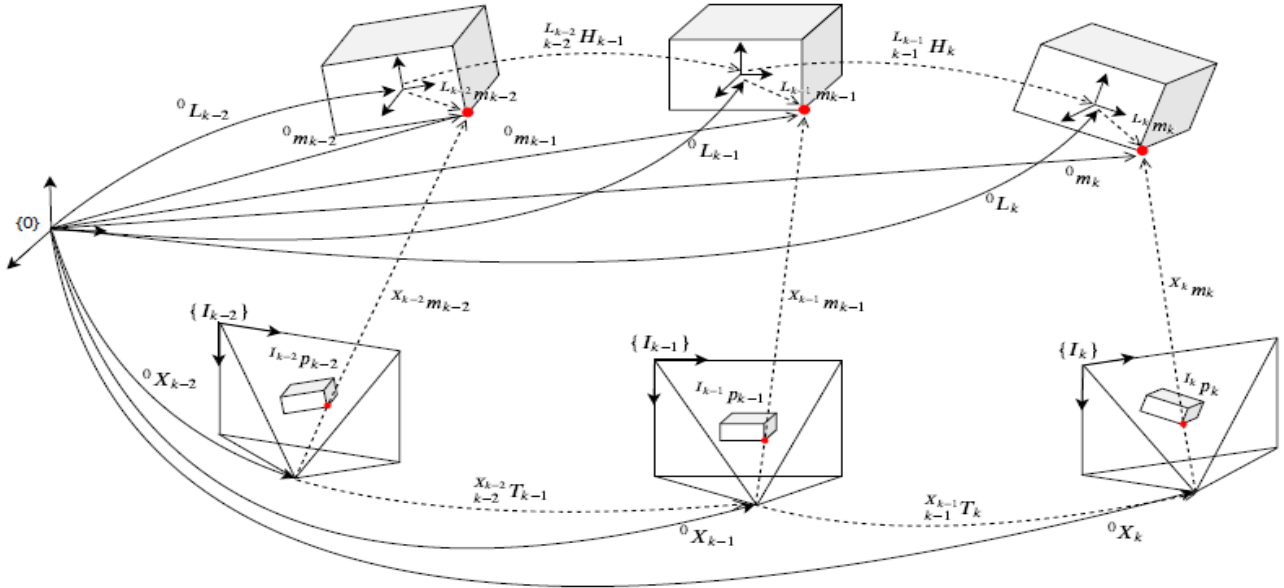


Рисунок 5 - Принципиальная схема связи системы координат твёрдого тела динамического объекта и системы координат камеры

Формула (17) позволяет оценить движение объекта ${}^{L_i^k}_{L_i^{k-1}} \mathbf{T}_{c_k}$, основываясь исключительно на трёхмерных координатах его точек в системе координат камеры в обоих кадрах, независимо от глобальных положений объекта и камеры. Это эквивалентно разложению задачи оценки траектории движения объекта на две независимые задачи: задачу оценки последовательности межкадрового движения объекта и задачу оценки размера и начального положения объекта. В данной работе основное внимание уделяется решению задачи оценки движения объекта, поскольку оценка положения и размера объекта в системе координат камеры является другой сложной задачей.

Аналогично оценке движения камеры, для оценки движения объекта L_i задачи PnP и совместной оптимизации могут быть сформулированы и решены.

В четвертой главе представлены результаты экспериментов для проверки

эффективности предложенных алгоритмов и построенных систем ВИО. В экспериментах использовался открытый набор данных KITTI, содержащий множество видеопоследовательностей и соответствующие данные измерений ИНС, собранные автомобилем, оснащённым стереокамерой, ИНС и GPS, во время движения на открытом воздухе. Камера работает на частоте 10 Гц, а ИНС – на частоте 100 Гц. Использовалась ИНС из комплекта OXTS RT 3003, состоящая из трёхосных акселерометра и гироскопа. Нестабильность смещения гироскопа составляет около 4,5 Градус/ч. Длина базовой линии стереокамеры составляет 0,54 м, поэтому порог глубины близкой точки установлен на уровне 21 м. Максимальная глубина точки в фоне составляет 40 м. Максимальная эффективная глубина точки объекта ограничена 25 м. Использовался один центральный процессор i7-8086K и один графический процессор RTX-3070. Для обнаружения и сегментации экземпляров на изображении выбрана модель YOLO-v8. Для каждой последовательности вычисляются ошибки смещения и вращения всех частей траектории с разными длинами (100-800 метров). Ошибка смещения измеряется в процентах, а ошибка вращения - в градусах на 100 метров.

I. Результаты экспериментов на системе РВИО.

Таблица 1 – Ошибки локализации камеры (E_r [град/100м], E_t [%]) в наборе данных KITTI-Odometry

	Система РВИО				Система VINS-FUSION			
	без ИНС		с ИНС		без ИНС		с ИНС	
Видео	E_r	E_t	E_r	E_t	E_r	E_t	E_r	E_t
0000	0.832	1.491	0.733	1.265	1.460	1.946	1.219	1.805
0001	0.350	2.187	0.412	2.796	0.431	3.051	0.522	3.713
0002	0.726	1.323	0.649	1.098	1.125	1.884	0.943	1.679
0003	0.675	1.235	0.621	1.157	0.820	1.769	0.738	1.574
0004	0.436	0.976	0.398	1.072	0.719	1.580	0.657	1.471
0005	1.023	1.595	0.882	1.315	1.334	1.727	1.193	1.689
0006	0.642	1.352	0.593	1.219	0.804	1.643	0.715	1.480
0007	0.919	1.266	0.825	1.123	1.029	1.447	0.863	1.036
0008	0.705	1.617	0.624	1.384	0.890	2.046	0.815	1.903
0009	0.582	1.532	0.516	1.401	0.729	1.978	0.673	1.817
0010	0.486	1.442	0.417	1.250	1.008	3.146	0.854	2.592

Сначала были проведены эксперименты на наборе данных KITTI-Odometry, который имеет большую среднюю длину траектории и меньшее количество динамических объектов. Проведено сравнение результатов с результатами системы VINS-FUSION (см. таблицу 1). Благодаря предложенным методам улучшения выбора и сопоставления особых точек, и алгоритму многослойной оптимизации движения, система РВИО показала более высокую точность локализации в обеих конфигурациях системы (примерно на **25,8%** без ИНС и на **31,6%** при наличии ИНС). В большинстве случаев использование ИНС улучшает точность оценки движения. Противоположная ситуация произошла на видео 0001, поскольку в условиях резкого движения автомобиля по шоссе результат инициализации системы оказался очень плохим. В реальных условиях система

ВИО обычно калибруется офлайн или запускается с нулевой начальной скоростью, поэтому такая ситуация встречается редко.

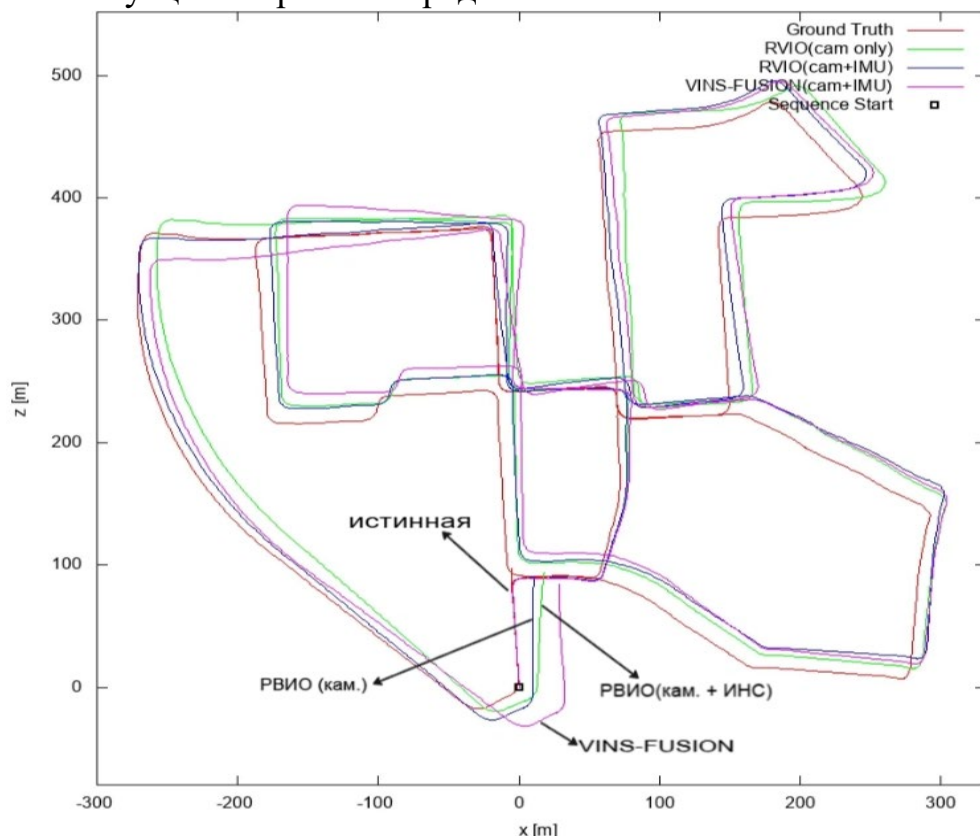


Рисунок 6 - Результат оценки траектории (вид с верху) вместе с истинными данными для видео 0000 в наборе KITTI-Odometry

Среднее время обработки кадра системы показано в таблице 2. В отличие от VINS-FUSION, система РВИО, несмотря на наличие стратегий улучшения, требует меньшего количества особых точек, поэтому рабочая частота РВИО немного ниже, чем у VINS, но она всё ещё близка к работе в реальном времени.

Таблица 2 – Среднее время работы систем

	Система РВИО		Система VINS-FUSION	
	без ИНС	с ИНС	без ИНС	с ИНС
Время (мс/кадр)	68	82	63	78

Таблица 3 – Ошибки локализации камеры (E_r [град/100м], E_t [%]) в наборе данных KITTI-Tracking

	Система РВИО				Система ORB-SLAM3	
	без ИНС		с ИНС		без ИНС	
Видео	E_r	E_t	E_r	E_t	E_r	E_t
0004	0.275	0.593	0.218	0.476	0.386	0.849
0008	0.234	2.317	0.315	3.137	0.582	5.539
0018	0.197	0.965	0.216	1.254	0.423	1.908
0019	0.306	0.427	0.256	0.395	0.297	0.370
0020	0.485	1.186	0.437	0.993	1.074	3.275

Для проверки работоспособности системы в сценах с большим количеством динамических объектов были проведены эксперименты с использованием пяти

видеопоследовательностей. Проведено сравнение результатов с результатами известной системы ORB-SLAM3 (см. таблицу 3). Из таблицы видно, что в этих сценариях система РВИО работает значительно точнее (примерно на **38,5%**), чем ORB-SLAM3, поскольку она напрямую исключает большинство динамических объектов из источника сопоставления статических точек. Результат оценки траектории типичного видео показан на рисунке 7.

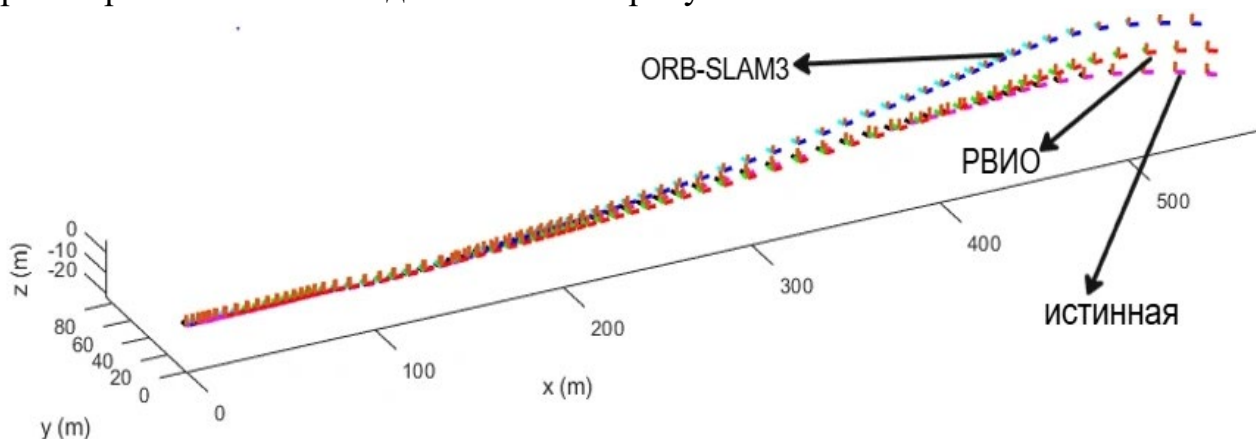


Рисунок 7 - Результат оценки траектории (трехмерный вид) вместе с истинным данным для видео 0020 в наборе KITTI-Tracking

II. Результаты экспериментов на системе МВИО

Для оценки карты оптического потока и карты диспаратности были выбраны модель RapidFlow и модель DP-Stereo. Все используемые модели нейронных сетей конвертируются в формат TensorRT для достижения максимальной скорости работы на графическом процессоре.

Эффективность системы МВИО проверена на наборе данных KITTI-Tracking. При отсутствии замыкания траектории или данных спутниковой системы навигации оценки глобального положения на основе визуально-инерциальной одометрии неизбежно будут постепенно расходиться. Поэтому обсуждается точность результатов оценки движения камеры и объектов между каждыми двумя кадрами. Проведено сравнение наших результатов с результатами аналогичной системы VDO-SLAM, в которой представлены результаты только для части видео. Ошибки оценки движения камеры и объектов показаны в таблице 4. Точность оценки движения камеры системы МВИО немного хуже, чем у системы VDO-SLAM. Точность оценки движения объектов в МВИО сопоставима с точностью VDO-SLAM. Однако, система VDO-SLAM не работает в реальном времени, поскольку она использует плотные пиксели и все её модели нейронных сетей работают в режиме офлайн. В отличие от этого, в системе МВИО оценка движения камеры и объектов основана на небольшом количестве сопоставлений надежных особых точек. Кроме того, для повышения скорости работы все выбранные модели нейронных сетей в системе МВИО не являются наилучшими по точности, и преобразуются в формате TensorRT с более низкой точностью. Следовательно, точность системы МВИО может быть дополнительно улучшена.

В таблице 4 также указано количество отслеживаемых и потерянных объектов, идентифицированных как динамические. Для системы VDO-SLAM соответствующие результаты не указаны. Объекты, находящиеся за пределами указанного расстояния (25 м) или которые не удаётся отследить, помечаются как

потерянные. Система МВИО может стабильно отслеживать большинство объектов в указанном диапазоне расстояний, даже если объект неправильно классифицирован или пропущен моделью обнаружения на одном из кадров.

Таблица 4 – Ошибки оценки движения (E_r [град/кадр], E_t (м/кадр)) камеры и объектов, а также количество отслеживаний объектов и потерь объектов

	Система МВИО					Система VDO-SLAM			
	Камера		Объекты			Камера		Объекты	
Видео	E_r	E_t	E_r	E_t	Кол. отсл. /пот.)	E_r	E_t	E_r	E_t
0000	0.070	0.081	1.145	0.379	65/148	0.051	0.054	1.043	0.106
0001	0.062	0.214	0.972	0.341	431/365	0.037	0.120	1.250	0.213
0002	0.024	0.057	1.353	0.467	84/197	0.015	0.043	1.431	0.236
0003	0.056	0.127	0.294	0.101	115/170	0.038	0.087	0.378	0.106
0004	0.073	0.191	1.711	0.524	103/226	0.048	0.113	1.021	0.338
0005	0.043	0.160	0.587	0.152	96/248	0.025	0.098	0.448	0.110
0006	0.066	0.013	1.483	0.338	73/199	0.048	0.019	1.216	0.130
0007	0.045	0.088	0.507	0.110	484/455	-	-	-	-
0008	0.079	0.126	0.369	0.163	122/357	-	-	-	-
0009	0.084	0.187	0.521	0.099	453/577	-	-	-	-
0010	0.052	0.143	0.235	0.099	316/236	-	-	-	-
0011	0.065	0.035	0.184	0.108	284/337	-	-	-	-
0018	0.037	0.084	0.186	0.079	237/423	0.019	0.072	0.147	0.113
0019	0.065	0.103	0.490	0.158	498/334	-	-	-	-
0020	0.044	0.352	0.458	0.105	645/3949	0.029	0.164	0.540	0.094

Эталонная система VDO-SLAM не работает в реальном времени. Среднее время работы системы МВИО составляет **94-106 мс на кадр** в зависимости от количества динамических объектов в кадре. Если аппаратные условия позволяют одновременно запускать все модели нейронных сетей, скорость работы системы МВИО может быть увеличена примерно до 13 кадров в секунду.

В заключении приведены основные результаты работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Путём анализа множества работ предлагается разделить существующие схемы для решения задачи ОМД, основанные на визуальной технической системе, на два типа в соответствии с порядком выполнения этапов кластеризации данных и ассоциации данных. Обобщая преимущества и недостатки двух типов схем решения, предлагается комплексная схема, объединяющая информацию о движении и семантическую информацию для лучшего баланса универсальности, надежности и производительности системы в реальном времени.

2. Разработана система робастной визуально-инерциальной одометрии (РВИО) беспилотного автомобиля для работы в условиях высокой динамики и слабой текстуры на дорогах. Предложены методы улучшения выбора и сопоставления особых точек, а также алгоритм многослойной оптимизации

движения для полного использования отслеживаемых особых точек. Описаны конкретные методы слияния измерений с бинокулярной камеры и ИНС. Модули визуального отслеживания и слияния данных с датчиков могут взаимно повышать точность и скорость работы друг друга. Система РВИО повышает точность локализации на **29,6%** относительно системы VINS-Fusion в наборе данных KITTI-Odometry и на **38,5%** относительно системы ORB-SLAM3 в наборе данных KITTI-Tracking. Система РВИО работает со скоростью **75 мс/кадр**.

3. На основе предлагаемой комплексной схемы решения и системы РВИО разработана система МВИО. Оценки движения камеры и объектов разделяются посредством теоретического анализа. Предлагается механизм многоуровневой ассоциации данных и используются технологии, такие как глубокое обучение и многопоточность, для обеспечения точности и скорости работы системы. Предложенная система МВИО обеспечивает повышение точности локализации камеры на **24,0%** относительно РВИО. По сравнению с аналогичной системой VDO-SLAM, МВИО работает в реальном времени (**94–106 мс/кадр**) и демонстрирует аналогичную точность оценки движения камеры и динамических объектов. В отличие от аналогичных систем, система МВИО может стабильно отслеживать большинство объектов, даже если объект неправильно классифицирован или пропущен моделью обнаружения в определённом кадре.

РАБОТЫ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Цай Ж., Бобков А.В. Обзор методов решения задачи одновременной локализации и многообъектного 3D-отслеживания с использованием технического зрения // Автоматизация. Современные технологии. 2024. Т. 78, № 3. С. 105-118. (1,6 п.л. / 1,3 п.л.)
2. Цай Ж., Цзинь Ц., Бобков А.В. Система робастной визуально-инерциальной одометрии беспилотного автомобиля // Инженерный вестник Дона. 2025. № 8(128). С. 314-340. (3,1 п.л. / 1,1 п.л.)
3. Цай Ж., Цзинь Ц., Бобков А.В. Система многообъектной визуально-инерциальной одометрии беспилотного автомобиля // Инженерный вестник Дона. 2025. № 9(129). С. 278-300. (2,7 п.л. / 1,0 п.л.)
4. Деменков Н.П., Цай Ж. Система перепланирования и отслеживания траектории автономного колесного устройства // XLV Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С.П. Королёва и других выдающихся отечественных ученых - пионеров освоения космического пространства (Москва, 30 марта – 02 апреля 2021 г.): сборник тезисов : в 4 т. Т. 3. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2021. С. 433-435. (0,3 п.л. / 0,1 п.л.)
5. Бобков А.В., Цай Ж. Обзор исследований по задаче многообъектного 3D-отслеживания на основе системы технического зрения // XLVII Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С.П. Королёва и других выдающихся отечественных ученых - пионеров освоения космического пространства (Москва, 24 – 27 января 2023 г.): сборник тезисов : в 4 т. Т. 3. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2023. С. 208-210. (0,3 п.л. / 0,1 п.л.)