

Методы обработки визуальных данных для подводной навигации и реконструкции среды

Н.Д. Свищев, И.М. Ажмухамедов

Астраханский государственный университет

Аннотация: В статье рассматриваются методы обработки визуальных данных для задач подводной навигации и реконструкции среды, основанные на современных подходах компьютерного зрения и робототехники. Предложена система, реализованная в среде робототехнической операционной системы, позволяющая выполнять одновременную локализацию и построение карты в подводных условиях. Методика апробации системы включает проведение виртуальных экспериментов с использованием цифрового симулятора, позволяющего имитировать реалистичные условия работы подводных аппаратов. В ходе исследований была продемонстрирована возможность интеграции стерео камеры, подтверждена эффективность методики обработки изображений в условиях подводной среды и получены количественные показатели точности навигации и реконструкции объектов. Полученные результаты доказывают перспективность предложенных решений для реального применения в задачах автономного исследования подводного пространства.

Ключевые слова: подводная навигация, реконструкция среды, компьютерное зрение, визуальная одометрия, системный анализ, цифровой двойник, симуляция, визуальные данные, робототехника, информационная система.

Введение

Метод одновременной локализации и построения карты (Simultaneous Localization and Mapping - SLAM) является одной из ключевых инноваций в области робототехники и компьютерного зрения. С помощью данного подхода робот способен в реальном времени исследовать и осуществлять навигацию в сложных и неизвестных средах, одновременно формируя карту окружающего пространства и определяя своё положение относительно неё.

При этом применение метода SLAM выходит далеко за рамки робототехники и дополненной реальности, распространяясь на такие области, как автономные транспортные средства, промышленная

автоматизация и археологические исследования [1-3]. Особенности SLAM, такие как способность эффективно работать в условиях неопределенности и неполноты информации, адаптация к разнообразным сенсорам и устойчивость к шумам, делают его особенно ценным в сложных средах, включая подводные исследования [4-6].

В контексте подводной навигации и реконструкции среды, рассматриваемой в данной статье, методы SLAM приобретают особую значимость. Специфика водной среды предъявляет высокие требования к точности и устойчивости визуальной навигации и реконструкции объектов. Современные достижения в области сенсорных технологий, машинного обучения и робототехники позволяют эффективно преодолевать ограничения подводной визуализации, расширяя возможности SLAM и открывая новые горизонты для исследования и освоения подводного мира.

Особенности применения SLAM методов в подводной среде

Основное преимущество методов навигации и картографирования на основе SLAM заключается в интеграции разнородных данных сенсоров, оптимизированная корреляция данных и обнаружение замыкания циклов, обеспечивающая повышенную надежность и точность движения.

Визуальный SLAM, визуально-инерциальный SLAM и другие виды много-сенсорного SLAM, объединяющие информацию от различных сенсоров, достигли определенной степени зрелости и вызвали значительный интерес среди исследователей и практиков, обеспечивая наилучшие результаты на сегодняшний день. Кроме того, технология SLAM широко используется в автономных транспортных системах. Однако в практическом применении система все еще остается достаточно сложной. В частности, многие SLAM-системы, объединенные с методами глубокого обучения, пока

находятся на стадии исследований, и до их реального внедрения и достижения требуемой производительности остаются определенные технические барьеры.

Одним из широко востребованных и общедоступных методов стал метод одновременной локализации и построения карты, основанная на методах извлечения и сопоставления ключевых точек с помощью алгоритмов компьютерного зрения, предназначенных для визуального, визуально-инерциального и параллельного построения карт с поддержкой различных типов камер. Популярность метода SLAM связана с открытым исходным кодом и интеграцией в среду робототехнической операционной системы (Robot Operating System - ROS), что дает разработчикам и исследователям возможность адаптации метода под свои технические задачи.

SLAM, обеспечивает работу в режимах визуального, визуально-инерциального SLAM для различных типов камер и моделей объективов, включая разные версии оптических линз [7]. Ключевое новшество заключается в бесшовной интеграции визуально-инерциального SLAM, основанного на оценке максимума апостериорной вероятности, что позволяет системе работать в реальном времени в различных условиях и значительно повышает точность по сравнению с предыдущими методами.

Еще одним важным вкладом метода SLAM является реализация механизма запоминания и реконструкции карты окружающей среды, обеспеченной за счет усовершенствованного алгоритма распознавания ключевых визуальных признаков на кадрах камеры. В отличие от традиционных систем визуальной одометрии, которые опираются на недавно полученные данные, SLAM использует всю доступную информацию из

ключевых кадров с общими видимыми признаками, независимо от временной удаленности или предыдущих сессий построения карты, достигая беспрецедентной надежности и точности.

Метод и результаты исследования

Проблема SLAM заключается в одновременной оценке положения агента (x_t) и построении карты окружающей среды (m_t) на основе управляющих воздействий (u_t) и сенсорных наблюдений (o_t). Цель — вычислить апостериорную вероятность в уравнение (1).

$$P(m_{t+l}, x_{t+l} \mid o_{l:t+l}, u_{l:t}), \quad (1)$$

где m_{t+l} — обновленная карта, а x_{t+l} — предсказанное положение агента, рассчитанное на основе всех наблюдений и управляющих воздействий вплоть до момента времени $t + l$.

Формализм Байеса обеспечивает основу для последовательного обновления апостериорных вероятностей, используя априорные распределения и функцию перехода $P(x_t \mid x_{t-l})$. Положение робота, движущегося в двумерной плоскости, описывается координатами (x, y) и углом поворота θ . Например, состояние x_k можно представить в виде вектора: $x_k = [x_1, x_2, \theta]$, уравнения, описывающие движение, приведены в системе уравнений (2).

$$\begin{aligned} x_1^k &= x_1^{k-1} + \Delta x_1^k + \omega_k, \\ x_2^k &= x_2^{k-1} + \Delta x_2^k + \omega_k, \\ \theta^k &= \theta^{k-1} + \Delta \theta^k + \omega_k. \end{aligned} \quad (2)$$

Однако не каждое управляющее воздействие напрямую изменяет положение или ориентацию. Например, если робот оснащен двумерным лазерным дальномером и обнаруживает ориентир, он измеряет расстояние r до ориентира и угол ϕ . Если ориентир находится в точке $y_j = [y_1, y_2]$, положение робота $x_k = [x_1, x_2]$, а наблюдение записано как $z_{k,j} = [r_{k,j}, \phi_{k,j}]$, то уравнение наблюдения выглядит следующим образом:

$$r_{k,j} = \sqrt{(y_1^j - x_1^k)^2 + (y_2^j - x_2^k)^2} + v_{k,j},$$
$$\phi_{k,j} = \tan^{-1}\left(\frac{y_{2,j} - x_{2,k}}{y_{1,k} - x_{1,k}}\right) + v_{k,j}$$

Если мы рассматриваем визуальный SLAM, то сенсором выступает стерео камера, и, следовательно, уравнение наблюдения описывает процесс получения пикселей на изображении, соответствующих ориентирам. Весь процесс SLAM можно обобщить с помощью двух базовых уравнений:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k, \omega_k), k = 1, \dots, K,$$
$$z_{k,j} = g(y_j, x_k, v_{k,j}), (k, j) \in O,$$

где, $f(\cdot)$ — функция движения, $g(\cdot)$ — функция наблюдения, ω — шум движения, v — шум наблюдения, O — множество поз, в которых наблюдались визуальные ориентиры.

Для проверки методики навигации и реконструирования среды мы использовали среду разработки ROS и цифровой двойник подводного робота с бортовыми устройствами, такими как стерео камера и инерциальная навигационная система (рис. 1). Используя калибровочную доску в среде симулятора мы проверили качество и точность распознавания ключевых точек на калибровочных паттернах, представляющих собой шахматную доску с маркерами (рис. 2).

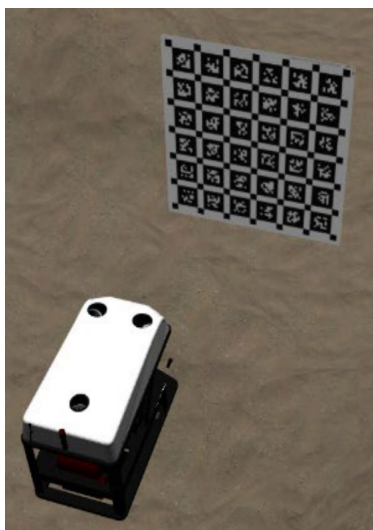


Рис. 1. – Цифровой двойник подводного робота и калибровочная доска в среде симулятора.

Для калибровки стереокамеры в симуляционной среде использовался специализированный программный пакет для многосенсорной калибровки [8]. Он позволяет выполнять настройку мультикамерных систем с учетом данных инерциальной навигационной системы. [9]. Новые калибровочные параметры стереокамеры позволили алгоритму SLAM в условиях работы камер под водой распознать значительно больше ключевых точек между различными изображениями, анализируя элементы в пределах поля зрения, даже на значительном расстоянии. Это обеспечивает высокое качество работы SLAM-алгоритма: обнаружение большего числа точек позволяет точнее локализовать положение подводного аппарата в пространстве и одновременно выполнять построение карты окружающей среды (рис. 2).

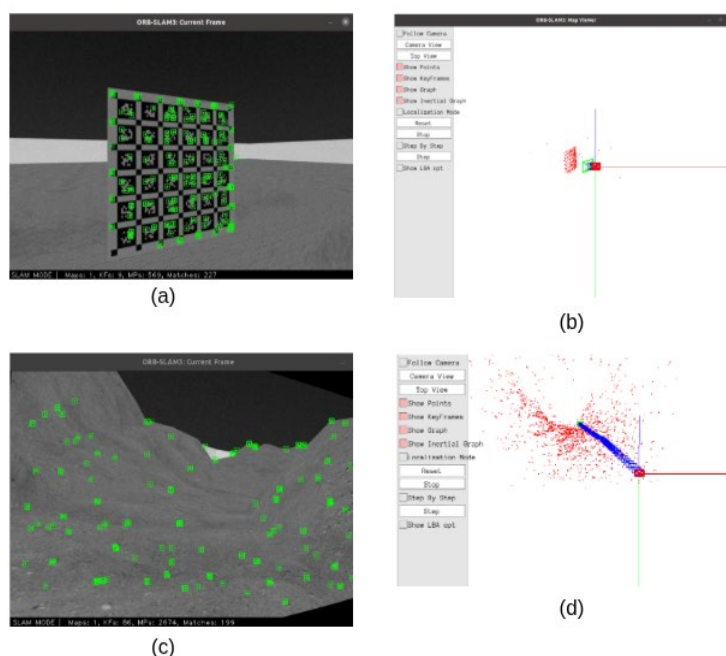


Рис. 2. – Процесс калибровки и работы алгоритма SLAM в симуляционной среде: а) калибровочная доска; б) интерфейс SLAM с отображением траектории и облака точек; в) вид с камеры подводного робота; д) результат реконструкции.

Сразу после запуска алгоритма SLAM система начинает формировать карту окружающей среды: уже при первых движениях подводного аппарата в графическом интерфейсе алгоритма появляются реконструируемые элементы сцены на основе обнаруженных ключевых точек (рис. 2d). В процессе дальнейшего движения карта последовательно обогащается новыми признаками и деталями, что становится возможным благодаря использованию калибровочных матриц камер учитывающих оптические искажения подводной среды. Это позволяет точно оценивать глубину и надёжно восстанавливать структуру исследуемой подводной среды с момента старта алгоритма.

Для количественной оценки точности визуальной локализации SLAM была проведена серия испытаний с использованием цифрового двойника

телеуправляемого подводного аппарата, оснащенного стереокамерой. В качестве симуляционной платформы использовалась виртуальная среда с физикой течения масс воды, обеспечивающая эталонные траектории движения для последующего сравнения.

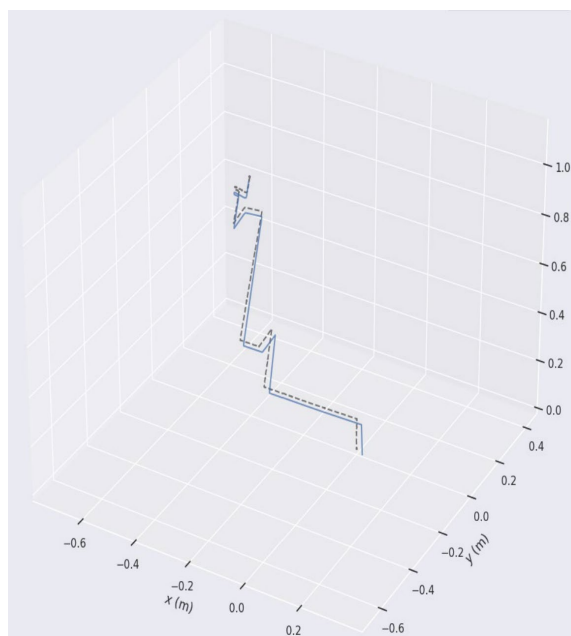


Рис. 3. – Трехмерное представление траекторий движения подводного аппарата с отображением изменений координат по осям X, Y и Z во времени.

На рис. 3 сплошная линия соответствует траектории, восстановленной с использованием предложенной методики калибровки и алгоритма SLAM. Пунктирная линия отображает эталонную траекторию, полученную из симуляционной среды. Сравнение иллюстрирует общее соответствие формы и характера движения. Однако наблюдаются незначительные локальные расхождения, особенно в участках, где путь резко меняет направление — в этих зонах SLAM демонстрирует небольшие отклонения от эталонной траектории.

Таблица № 1

Результаты оценки траектории подводного аппарата с помощью SLAM в
цифровом симуляторе

Параметр	Значение	Описание
Масштаб траектории	0.014890	Оцененная траектория меньше эталонной (проблема масштаба)
Сопоставленные позы	1473	Количество пар поз с совпадающими временными метками
Среднеквадратичная ошибка абсолютного смещения	0.035183 м.	Чем меньше ошибка, тем ближе восстановленная траектория к реальной.
Средняя абсолютная ошибка трансляции	0.030560 м.	Значение евклидовых расстояний между восстановленной и истинной траекториями
Медианная ошибка	0.026697 м.	Медианная ошибка — отражает типичное отклонение
Стандартное отклонение	0.017432 м.	Вариативность ошибки вдоль траектории
Минимальная ошибка	0.004699 м.	Минимальная ошибка выравнивания в одной точке
Наибольшая ошибка	0.091644 м.	Наибольшее зафиксированное отклонение

При анализе координат во времени наименьшее отклонение между траекториями зафиксировано по оси Z. По осям X и Y форма графиков почти идентична, однако в отдельных сегментах SLAM показывает незначительный дрейф по сравнению с эталонными данными.

Сравнение восстановленной траектории с эталонной проводилось с применением метрики абсолютной погрешности траектории. Результаты подтвердили, что SLAM способен точно воспроизводить форму и динамику движения подводного аппарата, однако демонстрирует ошибки масштаба —

распространенное ограничение для систем моно- и стерео-SLAM при отсутствии внешней метрической информации.

Тем не менее, система продемонстрировала высокую точность локализации с ошибками менее 10 см на протяжении всего теста. В таблице №1 представлены основные результаты оценки траектории подводного аппарата.

В задачах SLAM абсолютная ошибка позиции и относительная ошибка позиции являются ключевыми метриками для оценки точности построения траектории. Абсолютная ошибка позы измеряет расстояние между оцененной позицией робота и эталонной на каждом временном шаге. Она отражает, насколько точно вся траектория соответствует реальному перемещению в пространстве и особенно чувствительна к накопленным ошибкам и дрейфу. В свою очередь, относительная ошибка позы оценивает разницу в перемещении между двумя последовательными позами — как в оцененной, так и в эталонной траектории. Эта метрика показывает, насколько точно алгоритм отслеживает движение между кадрами и полезна для анализа локальной стабильности и краткосрочной точности движения. Совместное использование абсолютной и относительной ошибки позиции позволяет комплексно оценить как глобальную точность локализации, так и локальное качество отслеживания.

Таблица №2

Метрики абсолютной и относительной ошибки траектории

Тип значения	Абсолютная ошибка позиции, м.	Относительная ошибка позиции, м.
Максимальное	0.084931	0.007313
Среднее	0.027206	0.001258

Медианное	0.025882	0.001007
Минимальное	0.001187	0.000021
Среднеквадратичное	0.031680	0.001519
Совокупная ошибка	1.500416	0.003446
Стандартная ошибка	0.016232	0.000851

Анализ абсолютной ошибки в таблице №2 показывает, что максимальное отклонение от эталонной траектории составляет менее 8,5 см, что является отличным результатом для условий подводной среды. Среднее значение ошибки около 2,7 см, а медианное — 2,6 см, что указывает на стабильное распределение ошибок без значительных выбросов. Минимальное зафиксированное отклонение — всего около 1 мм, что демонстрирует высокую точность в отдельных точках траектории. Среднеквадратичная ошибка составляет примерно 3,2 см, что говорит о том, что глобально восстановленная траектория в целом хорошо соответствует истине. Совокупная ошибка и стандартное отклонение также находятся на низком уровне, что подтверждает устойчивость системы к накоплению ошибок.

Относительная ошибка между последовательными позами также демонстрирует высокую точность. Максимальное локальное отклонение составляет всего 7,3 мм, среднее — около 1,2 мм, а медианное — 1 мм. Показатели из таблицы 2 говорят о высокой стабильности локальной оценки движения. Среднеквадратичное отклонение относительной ошибки равно приблизительно 1,5 мм, а стандартное отклонение — менее 1 мм, что подтверждает надежность работы SLAM метода в оценке движения между кадрами стерео камеры.

Таким образом, результаты указывают на то, что разработанная методика калибровки подводной стереокамеры с применением SLAM алгоритма обеспечивает высокую точность и стабильность подводной локальной навигации и реконструкции среды как в глобальном, так и в локальном масштабе. Система успешно поддерживает субдециметровую точность и миллиметровый уровень ошибок между позами, что делает её особенно перспективной для использования в задачах подводной навигации и реконструкции даже в условиях визуальных помех и оптических искажений.

Заключение

С помощью алгоритма SLAM удалось выполнить построение карты полностью неизвестной подводной среды с использованием подводного аппарата. Проведённые испытания и полученные результаты показали, что предварительная калибровка существенно повысила точность локализации и картографирования. Сравнение траекторий показало, что SLAM способен достаточно достоверно реконструировать окружающее пространство, предоставляя пользователю корректное представление о расположении препятствий и оценке пройденного пути. Полученная траектория соответствует реальной форме движения, однако наблюдаются проблемы масштаба и локальные ошибки, вызванные неточной оценкой поз при слабой текстурности сцены и резких манёврах. Также отмечается накопление дрейфа с течением времени. Кроме того, при изменениях скорости траектории становятся более зашумленными, что, связано с ошибками в кадровой оценке положения.

Литература (References)

1. Cadena C., Carlone L., Carrillo H., Latif Y., Scaramuzza D., Neira J., Reid I., Leonard J. J. Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age. *IEEE Transactions on Robotics*. 2016. V. 32, No. 6. Pp. 1309–1332.
2. Milford M., Wyeth G., Corke P. SLAM and Place Recognition. *IEEE Robotics & Automation Magazine*. 2023. V. 30, No. 2. Pp. 102–114.
3. Yu H., Wang Z., Li Y. Visual SLAM for industrial automation: a systematic review. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2022. V. 76. P. 102316.
4. Menna F., Nocerino E., Fassi F., Remondino F. Geometric and Radiometric Accuracy of Underwater Photogrammetry for Archaeological Applications. *Journal of Archaeological Science*. 2018. V. 95. Pp. 103–115.
5. Palomeras N., Carreras M., Hurtos N., Gracias N. A Review on Underwater SLAM and Navigation Systems. *Sensors*. 2019. V. 19, No. 10. P. 2261.
6. Kim A., Eustice R. M., Singh H. Underwater Visual Mapping and Localization Using Sparse Feature-based Methods. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. 2021. V. 4. Pp. 249–273.
7. Campos C., Elvira R., Rodríguez J. J. G., Montiel J. M. M., Tardós J. D. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM. *IEEE Transactions on Robotics*. 2021. URL: ieeexplore.ieee.org/document/9440682.
8. Furgale P., Rehder J., Siegwart R., Huang K., Sommer H., Lynen S. Kalibr. URL: github.com/ethz-asl/kalibr.
9. Rehder J., Nikolic J., Schneider T., Hinzmann T., Siegwart R. Extending Kalibr: Calibrating the extrinsics of multiple IMUs and of individual axes. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE. 2016. Pp. 4304–4311.

Дата поступления: 30.06.2025

Дата публикации: 25.08.2025