

**ОПТИМИЗАЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ
ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ И РОБАСТНОСТИ ВИЗУАЛЬНОЙ ОДОМЕТРИИ
НАЗЕМНЫХ МОБИЛЬНЫХ РОБОТОВ**

Ж. МАХМУД^{1*}, В. ХА ТХЕ ЛОНГ¹, А. М. БУРКОВ², С. А. КОЛЮБИН¹

¹ *Университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия*

^{*} *Jaafar.a.mahmoud@itmo.ru*

² *Сбербанк, Москва, Россия*

Аннотация. Рассматривается задача повышения точности и робастности методов одновременной локализации и картирования с использованием численной оптимизации с ограничениями. В основе предлагаемого решения лежит модификация алгоритма ORB-SLAM3, учитывающая особенности кинематики наземных роботов и использующая комплексирование данных визуальной и колесной одометрии, блочное уравнивание (bundle adjustment) для настройки параметров, комплексно характеризующих состояние визуального сенсора, а также алгоритм замыкания петли для корректировки карты. Результаты апробации на наборе данных OpenLoris показывают, что для ряда сценариев предлагаемое решение существенно превосходит по точности и робастности известный алгоритм ORB-SLAM3.

Ключевые слова: *мобильные роботы, локализация, оптимизация, одометрия*

Ссылка для цитирования: *Махмуд Ж., Ха Тхе Лонг В., Бурков А. М., Колюбин С. А. Оптимизационные алгоритмы повышения точности и робастности визуальной одометрии наземных мобильных роботов // Изв. вузов. Приборостроение. 2022. Т. 65, № 3. С. 218—226. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-3-218-226.*

**OPTIMIZATION ALGORITHMS
FOR IMPROVING THE ACCURACY AND ROBUSTNESS OF VISUAL ODOMETRY
OF GROUND-BASED MOBILE ROBOTS**

J. Mahmoud^{1*}, V. Ha The Long¹, A. M. Burkov², S. A. Kolyubin¹

¹ *ITMO University, St. Petersburg, Russia*

^{*} *Jaafar.a.mahmoud@itmo.ru*

² *Sberbank, Moscow, Russia*

Abstract. The problem of improving the accuracy and robustness of simultaneous localization and mapping methods using numerical optimization with constraints is considered. The proposed solution is based on a modification of the ORB-SLAM3 algorithm, which takes into account the peculiarities of the kinematics of ground robots and uses the complexing of visual and wheel odometry data, bundle adjustment for setting parameters that comprehensively characterize the state of the visual sensor, as well as the loop closure algorithm to correct the map. Results of the approach approbation with an OpenLoris dataset demonstrate that for several scenarios the proposed solution is significantly superior in accuracy and robustness to the ORB-SLAM3 algorithm.

Keywords: *mobile robots, localization, optimization, odometry*

For citation: *Mahmoud J., Ha The Long V., Burkov A. M., Kolyubin S. A. Optimization algorithms for improving the accuracy and robustness of visual odometry of ground-based mobile robots. Journal of Instrument Engineering. 2022. Vol. 65, N 3. P. 218—226 (in Russian). DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-3-218-226.*

Введение. Современные навигационные системы мобильных роботов должны эффективно решать задачи одновременной локализации и картирования (Simultaneous Localization and Mapping — SLAM) [1]. Для этих целей часто используются алгоритмы визуальной одометрии. Несмотря на серьезные преимущества, этот подход не лишен ряда недостатков, приводящих как к дрейфу, так и к выбросам при локализации робота. В настоящей статье пред-

лагается комплексное решение, направленное на повышение точности и робастности существующих SLAM-систем.

Положение робота в трехмерном евклидовом пространстве ($SE(3)$) описывается через линейные координаты позиции и угловые координаты ориентации. Для наземных колесных роботов эта параметризация является избыточной, так как для однозначного определения положения на плоскости (в пространстве $SE(2)$) достаточно знать значения двух линейных координат положения и угла рыскания. Однако ограничения $SE(2)$ недостаточно точны при неровности дороги или при тряске мобильного робота. Для решения этой проблемы предлагается простой, но мощный алгоритм, позволяющий напрямую вычислить положение колесного робота по измерениям координат за пределами пространства $SE(2)$ с учетом возможных возмущений. Это оптимизационный алгоритм, который использует нелинейные ограничения типа $SE(2)$ -XYZ, чтобы связать положение робота в $SE(2)$ с расположением 3D-ориентиров визуальной одометрии.

Типовым сочетанием датчиков мобильного робота являются различные видеокамеры и колесные энкодеры. Комплексование информации, поступающей с этих датчиков, позволяет значительно повысить точность и надежность системы, особенно когда исключительно визуальные данные не могут считаться достоверным источником информации, например в условиях плохого освещения. При этом для комплексования асинхронно поступающих измерений от системы технического зрения и колесных энкодеров временные последовательности данных от энкодеров были интерполированы с использованием алгоритма предварительной интеграции и привязаны к моментам времени поступления кадров, формируемых камерами.

Еще одним преимуществом предлагаемого подхода является его робастность к потере визуальных маркеров на более высоких скоростях перемещения робота. Благодаря комплексованию с колесной одометрией обеспечивается более высокая точность локализации робота, что позволяет лучше прогнозировать расположение отслеживаемых точек при изменении положения робота в интервале между получением последовательных кадров в условиях, когда использование других алгоритмов визуальной одометрии привело бы к прерыванию выполнения этой операции.

В результате на основе модификации подхода ORB-SLAM3 [2] авторами настоящей статьи была разработана полная визуально-одометрическая система одновременной локализации и картирования для колесного наземного мобильного робота. Данная система была протестирована на открытом наборе данных OpenLoris [3].

Анализ алгоритмов одновременной локализации и картирования. Алгоритмы SLAM можно разделить на два класса: системы на основе фильтров и системы на основе оптимизации. Системы на основе фильтров, такие как [4, 5], работают путем объединения данных различных датчиков, так что неопределенность положения робота может быть значительно уменьшена. Одним из наиболее популярных методов является SLAM расширенного фильтра Калмана (Extended Kalman Filter for SLAM: EKF-SLAM) [1, 6]. Для обычного EKF-SLAM характерна проблема рассогласования фильтров, вызванная невыполнением гипотезы относительного гауссова распределения шума и процессом линеаризации [7]. Более того, вычислительная нагрузка, связанная с растущей сложностью вычисления матриц Якоби с увеличением размера карты, также ограничивает области применения данного алгоритма.

В последнее время алгоритмы, основанные на оптимизации, используются все чаще. Их легче реализовать и адаптировать для добавления большого набора датчиков. В этом случае задача локализации и картирования формулируется как восстановление графа последовательных положений робота и представляет собой задачу нелинейной оптимизации. Примеры SLAM-систем, работающих с использованием оптимизации графа положений, представлены, например, в работах [2, 8, 9]. В настоящей работе используется графовый алгоритм блочного

уравнивания (bundle adjustment), работающий на комплексированных данных визуальной и колесной одометрии.

Теоретические основы оптимизации. Оптимизация графа положений формирует задачу оценки состояния робота в виде графа G , при этом определяются координаты положения робота, которые минимизируют функцию затрат следующего вида:

$$F(x) = \sum_{k \in G} e_k(x)^T \Omega_k e_k(x),$$

где e_k — функция ошибки оптических и одометрических измерений, e_k можно рассматривать как ребро k в графе G ; Ω_k — информационная матрица измерений ребра k .

Состояние мобильного робота (положение, скорость, показания ИНС-датчиков и др.) может быть представлено в виде вершины графа G , а ограничения на изменение состояния представлены в виде ребер графа, при этом информационная матрица Ω_k служит весовым коэффициентом перехода между ребрами графа, как правило, определяемым обратной матрицей ковариации.

Цель состоит в том, чтобы минимизировать функцию затрат $F(x)$, найдя состояние x :

$$x^* = \arg \min_x F(x).$$

Функцию затрат $F(x)$ можно аппроксимировать следующим образом:

$$F(x \oplus \Delta x) \approx \sum_{k \in G} \|e_k + J_k \Delta x\|_{\Omega_k}^2 = \sum_{k \in G} \|e_k\|_{\Omega_k}^2 + 2e_k^T \Omega_k J_k \Delta x + \|\Delta x\|_{J_k^T \Omega_k J_k},$$

где \oplus — специальный оператор суммы для обновления состояния с возмущением Δx ; $J_k = \frac{\delta(e_k(x \oplus \Delta x))}{\delta(\Delta x)}$ — якобианы, $H_k = J_k^T \Omega_k J_k$ — гессианы аппроксимирующей модели.

Тогда представленная оптимизационная задача решается итеративно, где вычисление значения аргумента на каждом шаге процедуры происходит по правилу $x^* = x \oplus \Delta x$, где приращение аргумента обновляется как

$$\Delta x = H^{-1} b,$$

где

$$H = \sum_{k \in G} H_k, \quad b = \sum_{k \in G} b_k = \sum_{k \in G} (e_k^T \Omega_k J_k)^T.$$

Оптимизация графа с добавлением ребер в пространстве SE(2)-XYZ. Общая архитектура системы унаследована от системы ORB-SLAM3 [2], где ключевые кадры выбираются на основе оптических и временных критериев. После создания нового ключевого кадра он отправляется в поток картирования. Работа алгоритма блочного уравнивания в составе предлагаемого решения проиллюстрирована на рис. 1.

Процесс оптимизации графа выполняется с использованием двух типов ребер. Первое ребро отражает ошибку проекции между обнаруженным объектом в сцене и проецируемой 3D-точкой объекта. Второе ребро представляет собой одометрическое ограничение, которое содержит информацию о предварительном интегрировании между двумя временными метками двух последующих ключевых кадров. Информация о предварительном интегрировании содержит числовые значения, которые описывают движение робота. Два ребра должны быть описаны относительно пространства SE(2)-XYZ.

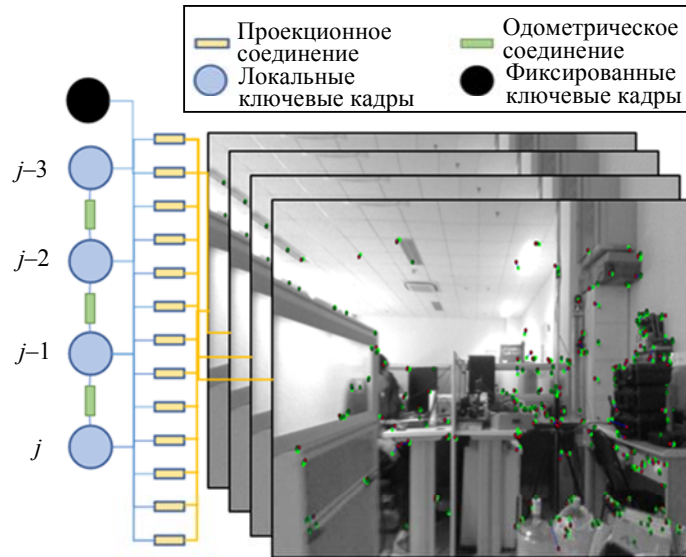


Рис. 1

Рассмотрим точку l в мировой системе координат, точка l наблюдается в ключевом кадре j . Согласно калибровке датчиков робота осуществляется преобразование между системами координат базы робота и камеры $[R_{CB}, p_{CB}]$, где R_{CB} — вращение, p_{CB} — перемещение между камерой C и роботом B . Модель измерения соответствующих координат оптической точки в системе координат камеры представима как

$$u(l, j) = \Gamma(R_{CB}R_j^T(l - p_j) + p_{CB}) + \eta_u,$$

где $\eta_u \sim N(0_{2 \times 1}, \sigma_u^2 \mathbf{I}_{2 \times 2})$ — гауссов шум в измерениях с нулевым средним и дисперсией $\sigma_u^2 \mathbf{I}_{2 \times 2}$; $\Gamma(\cdot)$ — функция проекции; $[R_j, p_j]$ — ориентация и положение робота во время ключевого кадра j .

Если для колесного робота вводятся жесткие ограничения при расчете матрицы поворота R_j и положения p_j робота в пространстве SE(2), так что $R_j = \exp([0 \ 0 \ \theta_z]^T)$, где θ_z — угол поворота робота вокруг оси z , $\exp(\cdot)$ — функция для вычисления матрицы поворота в пространстве SO(3) по углам Эйлера в пространстве \mathbb{R}^3 , а $p_j = [x_j \ y_j \ 0]^T$, где $r_j = [x_j \ y_j]^T$, то это может привести к снижению точности локализации. Во избежание этого неопределенность out-of-SE(2) инкапсулируется вместе с ограниченным шумом в измерениях по всем возможным координатам перемещения робота в трехмерном пространстве. Иными словами, $R_j \leftarrow \exp([\eta_{\theta_{xy}}^T \ 0]^T)R_j$, где $\theta_{xy} = [\theta_x \ \theta_y]^T$ и $\eta_{\theta_{xy}} = [\eta_{\theta_x} \ \eta_{\theta_y}]^T$, $p_j \leftarrow p_j + [0 \ 0 \ \eta_z]^T$, что ведет к

$$u(l, j) = \Gamma \left[R_{CB}R_j^T \exp \left(\begin{bmatrix} -\eta_{\theta_{xy}} \\ 0 \end{bmatrix} \right) \left(l - p_j - \begin{bmatrix} 0_{2 \times 1} \\ \eta_z \end{bmatrix} \right) + p_{CB} \right] + \eta_u \approx \\ \approx \Gamma(R_{CB}R_j^T(l - p_j) + p_{CB}) + J_{\eta_{\theta_{xy}}} \eta_{\theta_{xy}} + J_{\eta_z} \eta_z + \eta_u,$$

где возмущение по линейной вертикальной координате $\eta_z \sim N(0, D_z^2)$ — это гауссов шум с нулевым средним и дисперсией σ_z^2 , а по угловой координате $\eta_{\theta_{xy}} \sim N(0_{2 \times 1}, D_{\theta_{xy}})$ — это гауссов шум с нулевым средним и дисперсией $D_{\theta_{xy}}$.

Затем для процесса оптимизации вычисляются якобианы первого ребра.

Одометрическое ограничение выводится из теоремы предварительного интегрирования, аналогичной [10], но должно быть сформулировано в пространстве SE(2). Предполагается, что энкодеры обеспечивают измерения $\tilde{\nu}_k = [\tilde{r}_k \quad \tilde{\theta}_k]^T$ в дискретном времени между двумя последовательными кадрами $[k, k+1]$, где $\tilde{r}_k = [r_k^{k+1} + \eta_{r_k}]$ — движение робота на этом интервале по осям X и Y , а $\tilde{\theta}_k = [\theta_k^{k+1} + \eta_{\theta_k}]$ — угол поворота робота на этом интервале вокруг оси Z (здесь k — индекс, соответствующий измерениям между двумя кадрами, для ключевых кадров используются индексы i, j):

$$\tilde{\nu}_k = \nu_k^{k+1} + \eta_{\nu_k} = \begin{bmatrix} r_k^{k+1} \\ \theta_k^{k+1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_{r_k} \\ \eta_{\theta_k} \end{bmatrix},$$

где $\eta_{\nu_k} \sim N(0_{3 \times 1}, D_{\nu_k})$ — гауссов шум с нулевым средним и дисперсией D_{ν_k} .

Позиция робота r_{k+1} зависит от угла рыскания θ_k и рассчитывается на основе выражения

$$\nu_{k+1} = \begin{bmatrix} r_k + \Phi(\theta_k)(\tilde{r}_k - \eta_{r_k}) \\ \theta_k + (\tilde{\theta}_k - \eta_{\theta_k}) \end{bmatrix}, \quad \Phi(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}.$$

Проводя измерения между двумя ключевыми кадрами i и j вне зависимости от ключевого кадра i , можно записать:

$$\Phi(-\theta_i)r_{k+1} = \Phi(-\theta_i)r_k + \Phi(\theta_k - \theta_i)(\tilde{r}_k - \eta_{r_k}) = \Phi(-\theta_i)r_i + \sum_{n=i}^k \Phi(\theta_n - \theta_i)(\tilde{r}_n - \eta_{r_n}).$$

Далее можно записать выражения для предварительно интегрированных измерений и соответствующих шумов между ключевыми кадрами i и j :

$$\begin{aligned} \theta_i^j &= \sum_{k=i}^{j-1} (\tilde{\theta}_k - \eta_{\theta_k}) = \sum_{k=i}^{j-1} \tilde{\theta}_k - \sum_{k=i}^{j-1} \eta_{\theta_k} := \tilde{\theta}_i^j - \delta\theta_i^j; \\ r_i^j &= \sum_{k=i}^{j-1} \Phi(\tilde{\theta}_k^i) \Phi(\delta\theta_k^i) (\tilde{r}_k - \eta_{r_k}) \approx \sum_{k=i}^{j-1} \Phi(\tilde{\theta}_k^i) (\mathbf{I}_{2 \times 2} - [\delta\theta_k^i]_{\times}) (\tilde{r}_k - \eta_{r_k}) \approx \\ &\approx \sum_{k=i}^{j-1} \Phi(\tilde{\theta}_k^i) \tilde{r}_k - \sum_{k=i}^{j-1} \Phi(\tilde{\theta}_k^i) (\eta_{r_k} - [\delta\theta_k^i]_{\times} \tilde{r}_k) := \tilde{r}_i^j - \delta r_i^j, \end{aligned}$$

где $\left[\begin{matrix} x & y & z \end{matrix} \right]_{\times}^T = \begin{bmatrix} 0 & -z & y \\ z & 0 & -x \\ -y & x & 0 \end{bmatrix}$ — кососимметричная матрица.

Для расчета величины шума в процессе интегрирования используется итерационная формула:

$$\begin{aligned} \delta\theta_i^{k+1} &= \delta\theta_i^k + \eta_{\theta_k}; \\ \delta r_i^{k+1} &= \delta r_i^k + \Phi(\tilde{\theta}_i^k) (\eta_{r_k} + [\delta\theta_k^i]_{\times} \tilde{r}_k) = \delta r_i^k + \Phi(\tilde{\theta}_i^k) \eta_{r_k} + \Phi(\tilde{\theta}_i^k) [1]_{\times} \tilde{r}_k \delta\theta_k^i \Rightarrow \\ &\Rightarrow \begin{bmatrix} \delta r_i^{k+1} \\ \delta\theta_i^{k+1} \end{bmatrix} := \delta\nu_i^{k+1} = A_k \delta\nu_i^k + B_k \eta_{\nu_k}, \end{aligned}$$

где

$$A_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{2 \times 2} & \Phi(\tilde{\theta}_i^k) \lfloor 1 \rfloor_{\times} \tilde{r}_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B_k = \begin{bmatrix} \Phi(\tilde{\theta}_i^k) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Учитывая ковариацию шума одометрического измерения (зависит от энкодера, используемого в работе) на каждой итерации, ковариацию δv_i^k можно вычислять постепенно вместе с предварительно интегрированными измерениями $\tilde{\theta}_i^j, \tilde{r}_i^j$:

$$D_{\delta v_i^{k+1}} = A_k D_{\delta v_i^k} A_k^T + B_k D_{v_k} B_k^T.$$

Теперь можно построить модель ошибок для оптимизации на основе предварительно интегрированных одометрических измерений. С учетом двух ключевых кадров, характеризующих последовательные положения v_i и v_j робота в пространстве SE(2), разница между ними определяется как

$$e_i^j = \begin{bmatrix} \Phi(-\theta_i)(r_j - r_i) \\ \theta_j - \theta_i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{r}_i^j \\ \tilde{\theta}_i^j \end{bmatrix}.$$

Затем для процесса оптимизации вычисляются якобианы второго ребра.

Интегрированное решение. Архитектура модифицированной системы представлена на рис. 2. В потоке „отслеживание“ процесс оценивания положения робота выполняется на основе предварительной интеграции одометрических измерений с датчиков. Рассчитанное положение выражается в пространстве SE(2), и ключевые кадры отправляются в поток „локальное картирование“, где выполняется блочное уравнивание. В потоке „закрывание петли“ выполняется распознавание прежних оптических сцен и исправляется смещение, вызванное зашумленными оптическими измерениями. Все вычисления в этом потоке выполняются в пространстве SE(3), а затем на заключительном этапе осуществляется глобальное блочное уравнивание оптической одометрии в пространстве SE(2).

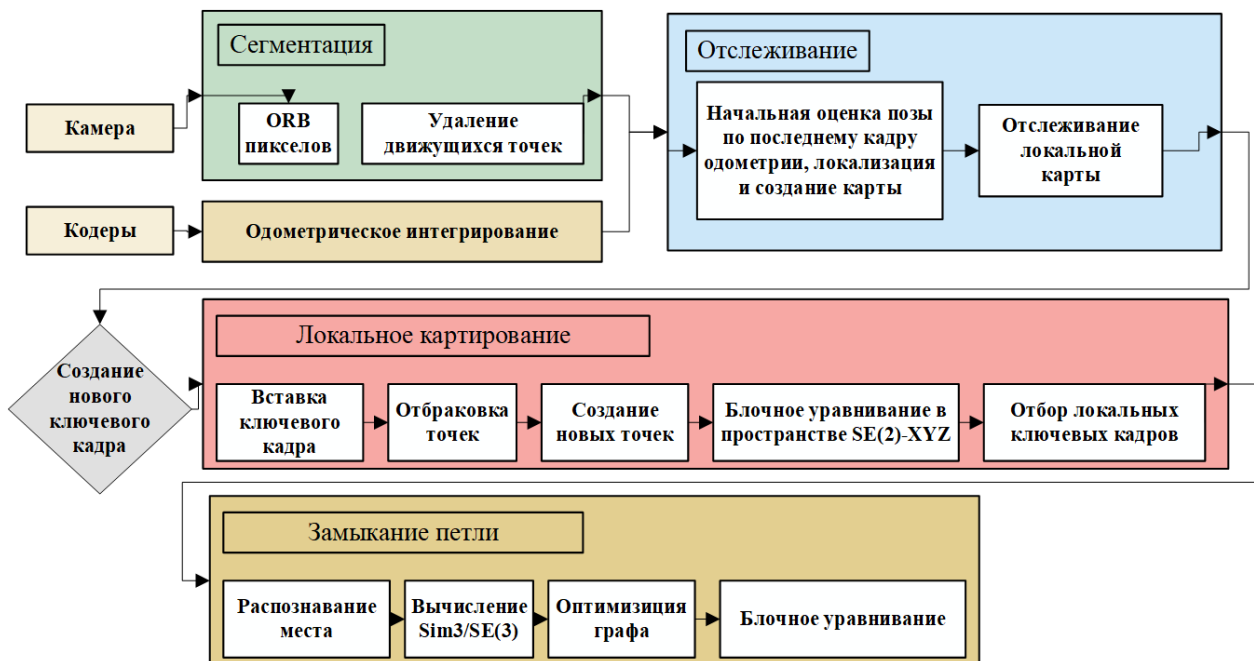


Рис. 2

Апробация модифицированной системы. Разработанная система была протестирована на наборе данных с открытым доступом OpenLoris [3]. Этот набор данных содержит несколько последовательных изображений, записанных наземным колесным мобильным роботом с соответствующими показаниями энкодера. Результаты оценки точности локализации

робота на основе разработанного алгоритма представлены в таблице, где оценка ошибки траектории — среднеквадратическое отклонение (RMSE); здесь же для сопоставления приведены результаты тестирования системы ORB-SLAM3. Анализ приведенных данных показывает, что предложенная модификация значительно улучшает точность работы визуальной SLAM-системы при различных сценариях перемещения роботов в разных помещениях.

Сценарий тестирования (последовательность данных OpenLoris)		Ошибка определения положения робота, м	
		ORB-SLAM3	Предлагаемое решение
Офис	Тест 1	0,063	0,020
	Тест 2	0,076	0,026
	Тест 3	0,028	0,022
	Тест 4	0,080	0,048
	Тест 5	0,227	0,081
	Тест 6	0,067	0,024
	Тест 7	0,060	0,022
RMSE (офис)		0,086	0,035
Квартира	Тест 1	0,424	0,221
	Тест 2	0,371	0,299
	Тест 3	0,351	0,116
	Тест 4	0,299	0,085
	Тест 5	0,257	0,069
RMSE (квартира)		0,340	0,158
Кафе	Тест 1	0,102	0,213
	Тест 2	0,115	0,422
RMSE (кафе)		0,108	0,318
Коридор	Тест 1	5,040	1,831
	Тест 2	6,119	2,147
	Тест 3	11,273	0,159
	Тест 4	2,916	0,235
	Тест 5	4,464	0,420
RMSE (коридор)		5,962	1,139
Рынок	Тест 1	15,771	2,590
	Тест 2	9,126	5,351
	Тест 3	11,431	4,523
RMSE (рынок)		12,109	4,155

На рис. 3 приведены графики оценки траектории движения робота (1 — точные данные, 2 — предлагаемое решение, 3 — ORB-SLAM3), демонстрирующие наряду с повышением точности предлагаемого решения устойчивое движение по оси Z благодаря одометрическим ограничениям.

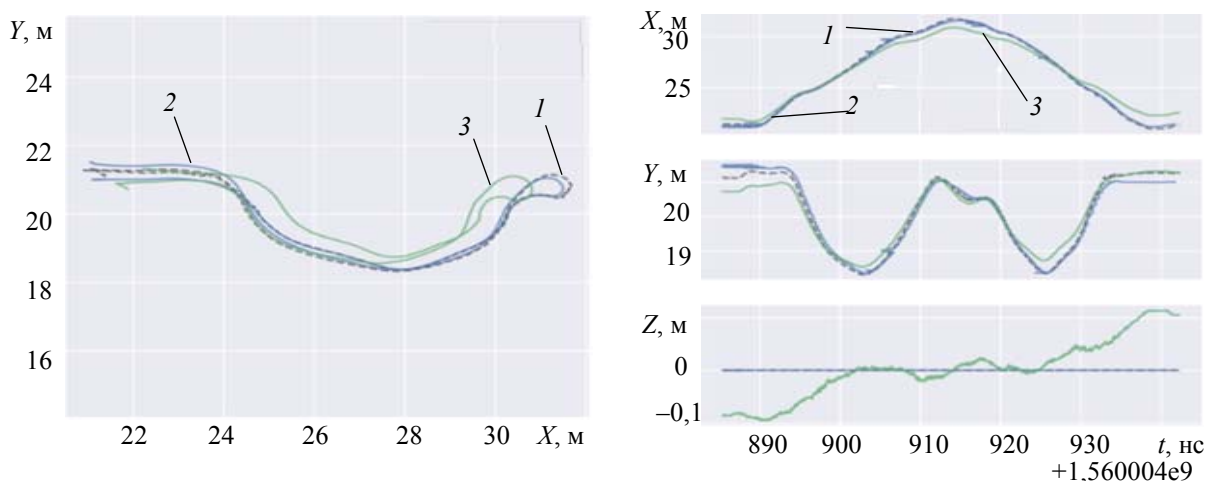


Рис. 3

Надежность рассмотренных систем продемонстрирована на рис. 4: *а* — система ORB-SLAM3 потеряла визуальные маркеры, *б* — предложенная система продолжает отслеживать оптические точки благодаря предварительной интеграции одометрических измерений в потоке „отслеживание“.

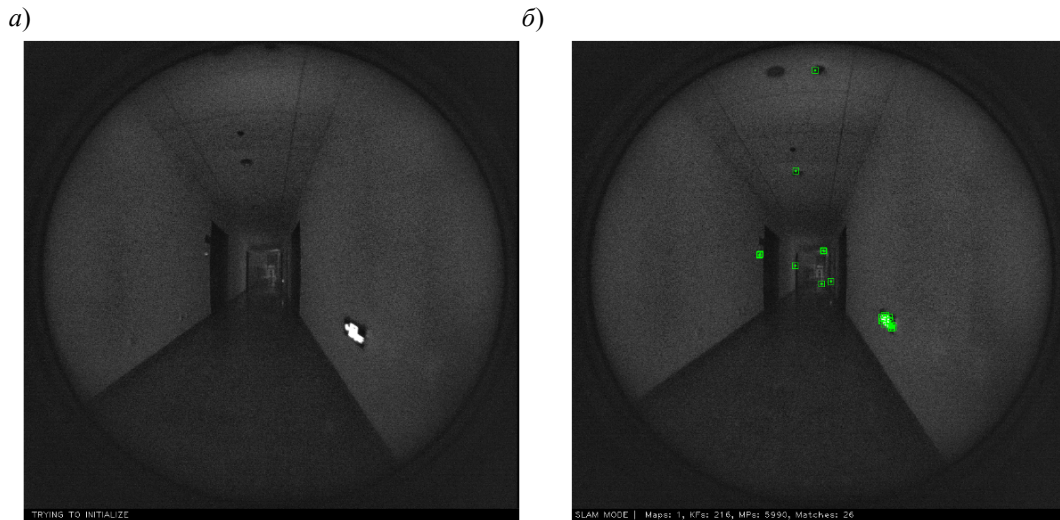


Рис. 4

Заключение. На основе модификации системы ORB-SLAM3 разработана полная визуально-одометрическая система одновременной локализации и картирования для более эффективной и точной работы мобильных наземных роботов. Идея состоит в том, чтобы воспользоваться преимуществами ограниченного плоского движения этих роботов, добавив ограничение в процедуру оптимизации графа положений. Система была протестирована с использованием набора данных OpenLoris. Результаты апробации продемонстрировали, что предложенный подход значительно превосходит известные аналоги по робастности и точности при работе в сложных условиях динамического окружения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bailey T., Durrant-Whyte H. Simultaneous localization and mapping (SLAM): Part II. // IEEE Robotics & Automation Magazine. 2006. Vol. 13(3). P. 108—117.
2. Campos C., Elvira R., Rodriguez J., Montiel J. M. Tardos J. D. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual-Inertial, and Multimap SLAM // IEEE Trans. on Robotics. 2021. P. 1—17.
3. Shi X., Li D. et al. Are We Ready for Service Robots? The OpenLORIS-Scene Datasets for Lifelong SLAM // Intern. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), Paris, France. 2020. P. 3139—3145.
4. Bloesch M., Burri M., Omari S., Hutter M., Siegwart R. Iterated extended Kalman filter based visual-inertial odometry using direct photometric feedback // Intern. Journal of Robotics Research. 2017. Vol. 36(10). P. 1053—1072.
5. Geneva P., Eickenhoff K., Lee W., Yang Y., Huang G. 2020. OpenVINS: A Research Platform for Visual-Inertial Estimation // IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation (ICRA). 2020.
6. Kummerle R., Grisetti G., Strasdat H., Konolige K., Burgard W. G2o: A general framework for graph optimization // IEEE Intern. Conf. on Robotics and Automation. 2011.
7. Shoudong Huang, Gamini Dissanayake. Convergence and Consistency Analysis for Extended Kalman Filter Based SLAM // IEEE Trans. on Robotics. 2007. Vol. 23(5). P. 1036—1049.
8. Qin T., Li P., Shen S. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator // IEEE Trans. on Robotics. 2018. Vol. 34(4). P. 1004—1020.
9. Usenko V., Demmel N., Schubert D., Stuckler J., Cremers D. Visual-Inertial Mapping With Non-Linear Factor Recovery // IEEE Robotics and Automation Letters. 2020. Vol. 5(2). P. 422—429.

10. Quan M., Piao S., Tan M., Huang S. Tightly-Coupled Monocular Visual-Odometric SLAM Using Wheels and a MEMS Gyroscope // *IEEE Access*. 2019. N 7. P. 97374—97389.

Сведения об авторах

- Жаафар Махмуд** — аспирант; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники, лаборатория биомехатроники и энергоэффективной робототехники; E-mail: Jaafar.a.mahmoud@itmo.ru
- Вьонг Ха Тхе Лонг** — магистрант; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники, лаборатория биомехатроники и энергоэффективной робототехники; E-mail: longvuonghathe@gmail.com
- Алексей Михайлович Бурков** — ПАО „Сбербанк“, лаборатория робототехники; ведущий инженер-разработчик; E-mail: amburkoff@gmail.com
- Сергей Алексеевич Колюбин** — д-р техн. наук, доцент; Университет ИТМО, факультет систем управления и робототехники, лаборатория биомехатроники и энергоэффективной робототехники; вед. научный сотрудник; E-mail: s.kolyubin@itmo.ru

Поступила в редакцию 28.01.21; одобрена после рецензирования 13.01.22; принята к публикации 18.01.22.

REFERENCES

1. Bailey T. and Durrant-Whyte H. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2006, no. 3(13), pp. 108–117.
2. Campos C., Elvira R., Rodriguez J., Montiel M. et al. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, pp. 1–17.
3. Shi X., Li D. et al. *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Paris, France, 2020, pp. 3139–3145.
4. Bloesch M., Burri M., Omari S., Hutter M. and Siegwart R. *The International Journal of Robotics Research*, 2017, no. 10(36), pp. 1053–1072.
5. Geneva P., Eckenhoff K., Lee W., Yang Y. and Huang G. *2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2020.
6. Kummerle R., Grisetti G., Strasdat H., Konolige K. and Burgard W. *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011.
7. Huang Sh. and Dissanayake G. *IEEE Transactions on Robotics*, 2007, no. 5(23), pp. 1036–1049.
8. Qin T., Li P. and Shen S. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, no. 4(34), pp. 1004–1020.
9. Usenko V., Demmel N., Schubert D., Stuckler J. and Cremers D. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2020, no. 2(5), pp. 422–429.
10. Quan M., Piao S., Tan M. and Huang S. *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 97374–97389.

Data on authors

- Jaafar Mahmoud** — Post-Graduate Student; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics, International Laboratory of Biomechatronic and Energy-Efficient Robotics; E-mail: Jaafar.a.mahmoud@itmo.ru
- Vuong Ha The Long** — Graduate Student; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics, International Laboratory of Biomechatronic and Energy-Efficient Robotics; E-mail: longvuonghathe@gmail.com
- Alexey M. Burkov** — Sberbank, Robotics Laboratory; Lead Engineer-Designer; E-mail: amburkoff@gmail.com
- Sergey A. Kolyubin** — Dr. Sci., Associate Professor; ITMO University, Faculty of Control Systems and Robotics, International Laboratory of Biomechatronic and Energy-Efficient Robotics; Leading Researcher; E-mail: s.kolyubin@itmo.ru

Received 28.01.21; approved after reviewing 13.01.22; accepted for publication 18.01.22.