

Система навигации для автономной транспортной тележки на основе комплексирования инерциальной и визуальной одометрии

А. В. Карпов

Московский политехнический университет, Москва

Аннотация: В статье рассматривается решение задачи повышения автономности и точности управления движением транспортной тележки неразрывно связано с точностью определения её текущего местоположения. В связи с этим разработана аппаратно-программная система, основанная на комплексировании данных инерциальной и визуальной одометрии, что позволяет компенсировать недостатки одних методов навигации достоинствами других.

Ключевые слова: траектория движения объекта управления, навигационная система, инерциальная одометрия, визуальная одометрия, комплексирование данных, фильтр Калмана, определение местоположения.

Введение

Повышение уровня автономности и точности выполнения законов управления движением беспилотной транспортной тележки является одной из ключевых задач современной робототехники. Успешное решение этой задачи неразрывно связано с проблемой точной и надежной оценки текущего местоположения подвижного объекта. В условиях ограниченного пространства промышленного цеха, где использование глобальных спутниковых систем навигации (*GPS*, Глонасс) затруднено или невозможно, единственным возможным путем является использование локальных методов навигации, основанных на методе счисления пути. Однако ни один из существующих методов по отдельности не лишен существенных недостатков, что приводит к необходимости их совместного применения.

Современные системы определения местоположения транспортных тележек и мобильных роботов основаны на принципе комплексирования данных от нескольких источников навигационной информации. Объединение данных, получаемых от различных видов одометрии, позволяет достичь синергетического эффекта. Синергетический эффект достигается за счёт

того, что природа возникновения погрешности измерения различна для разных методов, для определения местоположения используется разный математический аппарат. Этот эффект позволяет существенно повысить точность позиционирования, гладкость траектории, уменьшить временные задержки и повысить отказоустойчивость системы.

При этом одновременное использование различных навигационных технологий требует тщательного учета ограничений каждой из них, включая область применения, точность работы в изменяющихся внешних условиях (освещенность, вибрации, электромагнитные помехи) и вычислительную сложность.

1. Архитектура системы

Для решения задачи точного определения пространственного местоположения транспортной тележки в замкнутом пространстве производственного цеха была разработана специализированная аппаратно-программная система. Её архитектура, представленная на рис. 1, включает в себя две основных системы навигации: инерциальной и монокулярной визуальной одометрии, а также алгоритм комплексирования поступающей от них навигационной информации.

2. Система инерциальной одометрии

Аппаратной основой данной системы служит 9-осевой инерциальный измерительный модуль *MARG* (*Magnetic, Angular Rate and Gravity*) *GY-85*. Этот модуль включает в себя три типа датчиков:

- трехосевой акселерометр *ADXL345*, измеряющий проекции кажущегося ускорения;
 - трехосевой гироскоп *ITG3205*, измеряющий проекции угловой скорости;
 - трехосевой магнитометр *HMC5883L*, измеряющий проекции вектора магнитного поля Земли.
-

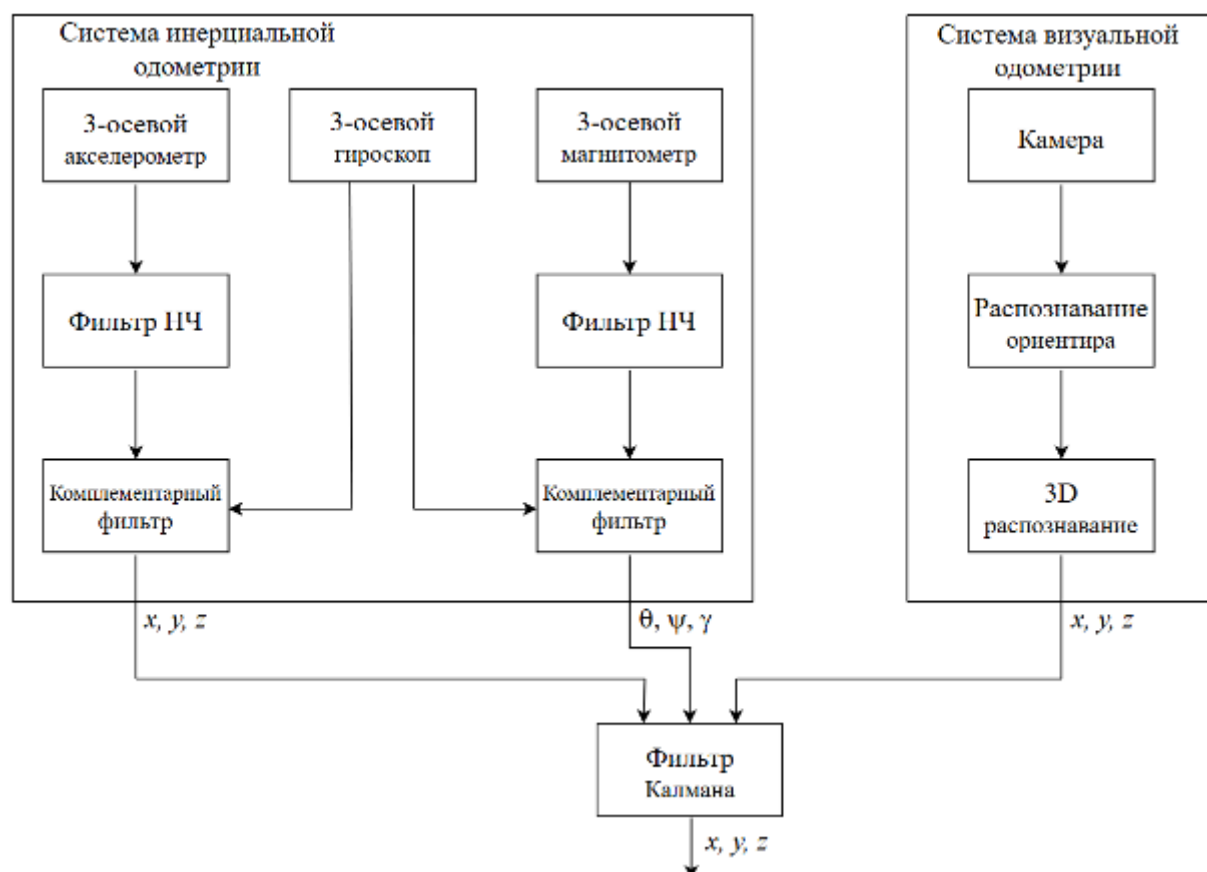


Рис. 1.

Ключевым эксплуатационным преимуществом выбранного модуля является наличие встроенной функции самотестирования, выполняемой аппаратно при подаче питания. Данная функция автоматически проводит процедуру калибровки акселерометра, принимая текущее положение модуля за горизонтальное (с ускорением свободного падения, действующим вдоль вертикальной оси) и гироскопа, принимая текущую угловую скорость – за нулевую. Это исключает необходимость трудоемкой процедуры предварительной компенсации смещений датчиков для пользователя.

Система инерциальной одометрии выполняет первостепенную задачу по оценке ориентации (углового положения) транспортной тележки и её линейного перемещения в пространстве. Для представления ориентации транспортной тележки могут использоваться различные математические аппараты: кватернионы, матрицы вращения или углы Эйлера. Выбор

конкретного представления, при корректной реализации алгоритмов, не оказывает существенного влияния на итоговую точность оценки ориентации.

Необработанные сигналы датчиков содержат шумы различной природы, а также ошибки измерения, обусловленные дрейфом нуля во времени и от температуры. Накопление этих ошибок, особенно в результате интегрирования сигналов гироскопа и акселерометра, создает серьезные проблемы для вычисления точного местоположения, приводя к быстрой расходимости показаний даже при неподвижной тележке.

Для компенсации этих ошибок сигналы подвергаются многоступенчатой обработке (рис. 1).

Низкочастотная фильтрация показаний акселерометра и магнитометра эффективно подавляет высокочастотный шум, однако вносит инертность, увеличивая время отклика системы на изменение ориентации. Для компенсации этой инертности, а также ошибок численного интегрирования показаний гироскопа, применяются комплементарные фильтры.

Эти фильтры позволяют объединить стабильные в долгосрочной перспективе низкочастотные данные акселерометра и магнитометра с высокочастотными и точными в краткосрочной перспективе данными гироскопа, получая на выходе скорректированную и плавную оценку ориентации.

Отдельной проблемой является вычисление линейного перемещения тележки. Попытка его определения путём двойного интегрирования по времени данных акселерометра приводит к неконтролируемому накоплению ошибки. То обстоятельство, что эффект от постоянного смещения акселерометра неотличим от эффекта статического наклона транспортной тележки или механического перекоса установки самого модуля, делает невозможным оценку накопленной ошибки при прямолинейном движении и

требует привлечения внешнего, независимого источника информации о пройденном пути [1].

3 Система визуальной одометрии

Для компенсации дрейфа, свойственного инерциальной системе и решения проблемы вычисления линейного перемещения в разработанной системе используется блок монокулярной визуальной одометрии. Его работа основана на анализе видеопотока, получаемого с единственной камеры *HP Wide Vision HD Camera*, и оценке перемещения транспортной тележки между последовательными кадрами.

Инерциальный и визуальный методы обладают взаимодополняющими (комплементарными) свойствами. Данные системы инерциальной одометрии имеют высокую частоту обновления (сотни Гц), что позволяет отслеживать быстрые маневры, но подвержены дрейфу. Методы визуальной одометрии, напротив, обычно обеспечивают точное и не дрейфующее определение относительного перемещения, но имеют низкую частоту обновления (десятки Гц) и теряют точность при резких маневрах или в условиях недостаточной текстурированности сцены, когда отсутствуют совпадающие характерные точки на соседних кадрах. Таким образом, совместное использование этих методов позволяет парировать их индивидуальные недостатки.

3.1 Калибровка камеры и коррекция дисторсии

Оптическая система любой камеры общего назначения, включая *HP Truevision HD*, вносит в изображение нелинейные искажения (дисторсию), вызванные кривизной линз и неидеальностью их расположения, что приводит к грубым ошибкам в определении местоположения. Дисторсия проявляется в двух основных формах:

- Радиальная дисторсия: вызывает "выпучивание" или "подушкообразное" искажение изображения, когда прямые линии по краям кадра искривляются.

• Тангенциальная дисторсия: связана с непараллельностью плоскости сенсора и плоскости объектива, вызывая "трапецеидальные" искажения.

Наличие дисторсии приводит к абберациям геометрических форм и делает невозможным точное определение метрических расстояний по изображению, что неприемлемо для задач позиционирования [2].

Первым и обязательным этапом работы системы визуальной одометрии является геометрическая калибровка камеры [3], позволяющая определить внутренние параметры камеры: фокусное расстояние (f_x, f_y), координаты оптического центра (c_x, c_y) и коэффициент наклона пикселя (s) (рис. 2), задаваемые матрицей:

$$\mathbf{IM} = \begin{bmatrix} f_x & [s] & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

и параметры модели дисторсии: коэффициенты радиальной (k_1, k_2, k_3) и тангенциальной (p_1, p_2) дисторсии, которые используются для преобразования искажённых координат точек в нормализованные, задаваемые вектором $\mathbf{DC} = [k_1, k_2, p_1, p_2, k_3]$.

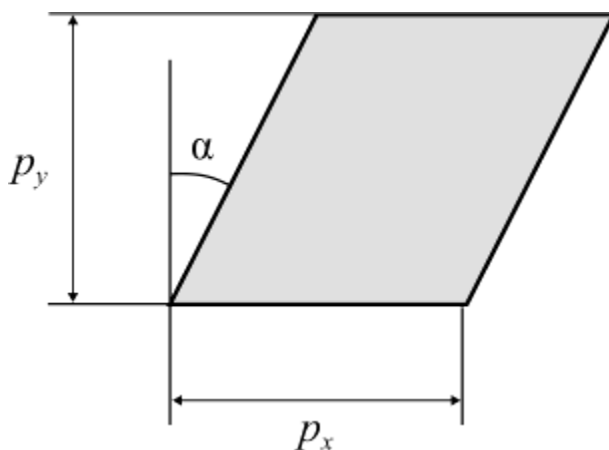


Рис. 2. – Перекос пикселя ($s = f_x \tan \alpha$)

Знание этих параметров позволяет выполнить коррекцию исходного изображения, преобразовав искаженные координаты точек в нормализованные, соответствующие идеальной модели камеры-обскуры.

3.2 Оценка перемещения

После коррекции искажений система выполняет оценку перемещения. Вычисление плотного оптического потока (перемещения каждого пикселя) для всего изображения является вычислительно затратной задачей. Поэтому применяется следующий оптимизированный подход. На первом этапе с помощью детектора углов Харриса [4] выделяется подмножество особых точек, окрестности которых обладают уникальной структурой и могут быть устойчиво повторно обнаружены на последующих кадрах. Основные преимущества данного детектора: инвариантность к повороту изображения, частичная инвариантность к изменениям освещенности и высокая скорость работы.

На втором этапе для отслеживания перемещения найденных точек между парой кадров используется итеративный алгоритм Лукаса-Канаде [5]. Однако классическая версия этого алгоритма не справляется с большими перемещениями точек, возникающими при высокой скорости движения транспортной тележки. Для устранения этого недостатка применяется пирамидальная реализация метода [6]. Она предполагает построение гауссовской пирамиды изображений – набора копий исходного кадра с последовательно уменьшающимся разрешением. Расчет оптического потока начинается на самом верхнем уровне пирамиды (с наименьшим разрешением и детализацией), где большие перемещения становятся малыми. Полученное на каждом уровне значение потока используется как начальное приближение для следующего, более детального уровня. Такой многоуровневый подход позволяет надежно отслеживать значительные перемещения точек.

Важным этапом является фильтрация ошибочных данных. Часть отслеживаемых точек может принадлежать независимо движущимся объектам (люди, техника), объектам с изменяющейся геометрией, освещенностью или другими артефактами, либо просто быть результатом

ошибки трекинга. Поле оптического потока для таких точек не соответствует движению транспортной тележки. Для их обнаружения и отбрасывания используется robust-алгоритм *RANSAC* (*RANdom SAmple Consensus*) [7-9]. Он итеративно строит гипотезу о модели движения (на основе случайно выбираемых малых наборов точек) и проверяет, сколько точек ей соответствует. Точки, не удовлетворяющие найденной наилучшей модели, классифицируются как выбросы и исключаются из дальнейших расчетов.

3.3 Оценка поступательного и вращательного движения

Для раздельной оценки поступательного и вращательного движения тележки используется геометрический подход, основанный на теореме Шаля, согласно которой любое движение твердого тела можно представить как композицию поворота и параллельного переноса. Поле оптического потока делится на две области относительно "горизонта" на изображении (рис. 3) [10].

Векторы потока из области ниже «горизонта» проецируются на связанную с тележкой систему координат на плоскости пола (рис. 4), и на основе их согласованного смещения оценивается линейное перемещение Δx и Δy между кадрами. Векторы из области выше «горизонта» используются для оценки углового перемещения θ транспортной тележки.



Рис. 3. – Деление поля оптического потока на две части: ниже и выше
"горизонта"

Путем последовательного суммирования (интегрирования) этих инкрементных перемещений (Δx , Δy , θ) формируется совокупная оценка положения и ориентации транспортной тележки в глобальной системе координат (X , Y , Θ) относительно исходного положения. Для поддержания стабильности отслеживания история расположения отслеживаемых точек сохраняется на протяжении нескольких последних кадров. Если количество "активных" точек в любой из областей снижается ниже порогового значения, инициируется поиск новых характерных точек для поддержания равномерного и адекватного охвата сцены.

4. Комплексирование данных

Для объединения данных двух систем одометрии применяются два основных подхода: методы нелинейной оптимизации [11] и методы рекурсивной фильтрации [12]. Методы нелинейной оптимизации минимизируют ошибки интегрирования инерциальных данных и ошибки

перепроецирования визуальных данных и обеспечивают высокую точность (погрешность $<0.3\%$), но требуют больших вычислительных затрат.

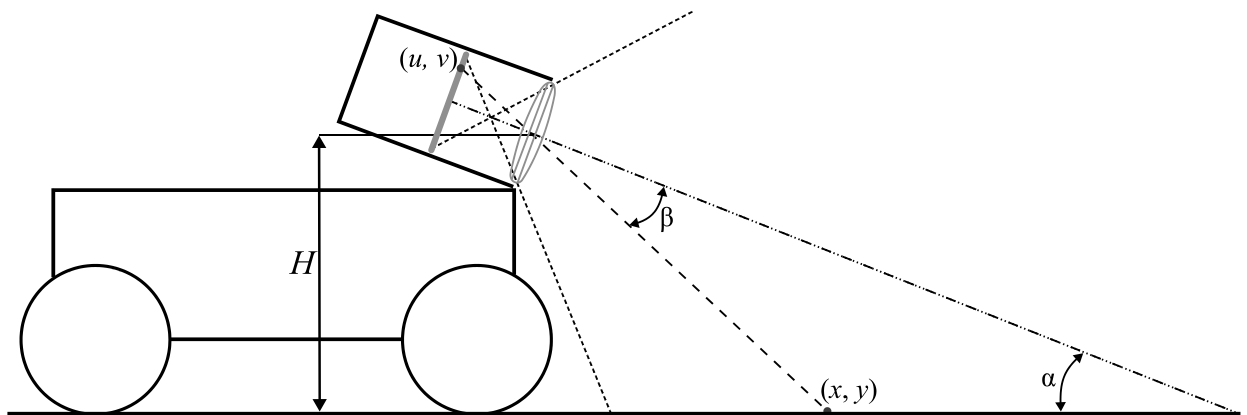


Рис. 4. – Определение перемещения транспортной тележки:

H – высота камеры от плоскости земли; α – угол наклона камеры;
 (u, v) – координаты отслеживаемой точки на плоскости изображения камеры;
 (x, y) – координаты отслеживаемой точки на наземной плоскости

В разработанной аппаратно-программной системе комплексирование данных подсистем инерциальной и визуальной одометрии (для получения точных и робастных оценок положения и ориентации) выполняется с помощью одного из вариантов расширенного фильтра Калмана *EKF* (*Extended Kalman filter*) [13, 14], зарекомендовавшего себя достаточной стабильностью и широкой распространенностью.

Для описания системы использован вектор состояния, размерностью 16 элементов $x = [p, v, q, ba, bg]^T$, где $p = [p_x, p_y, p_z]^T$ – позиция в системе координат; $v = [v_x, v_y, v_z]^T$ – линейная скорость; $q = [q_w, q_x, q_y, q_z]^T$ – ориентация (кватернион); $ba = [ba_x, ba_y, ba_z]^T$ – смещение акселерометра (начальное смещение оценивается при статическом положении); $bg = [bg_x, bg_y, bg_z]^T$ – смещение гироскопа (начальное смещение оценивается при статическом положении).

Модель процесса (на основе инерциальной одометрии) запишем в виде $\dot{x} = f(x, u, w)$, где $u = [a_m, \omega_m]^T$ – измерения инерциальной одометрии, a_m – показания акселерометра, ω_m – показания гироскопа; w – шум процесса.

При реализации фильтра примем, что:

$$dp / dt = v;$$

$dv / dt = R(q)(a_m - ba - w_a) + g$, где $R(q)$ – матрица вращения, g – гравитация;

$dq / dt = 0.5 \Omega(\omega_m - bg - w_g) q$, где Ω – матричная форма кватернионного умножения;

$$dba / dt = w_{ba} - \text{случайное смещение акселерометра};$$

$$dbg / dt = w_{bg} - \text{случайное смещение гироскопа}.$$

Модель измерений (на основе визуальной одометрии) представим в виде:

$$z = h(x) + n;$$

$$z = [p_{vo}, \theta_{vo}]^T - \text{измерения визуальной одометрии};$$

p_{vo} – оценка позиции в системе координат;

θ_{vo} – оценка ориентации (в кватернионах);

n – шум измерений.

Начальное состояние x системы ($q_w = 1$), начальную матрицу ковариации P (неотрицательно определенная матрица), матрицу ковариации шума процесса Q (неотрицательно определенная матрица, отражающая реальные характеристики акселерометра и гироскопа), матрица ковариации шума измерений R (неотрицательно определенная матрица, отражающая реальные характеристики визуальной одометрии) задается на этапе инициализации.

Предварительная оценка вектора состояния системы на шаге k получается на этапе предсказания (экстраполяции) $\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k, 0)$ на основе оценки вектора состояния предыдущего шага, а также применённому вектору измерений.

Алгоритм фильтра Калмана строится на предположении о линейности моделей, описывающих состояния системы и её связь с измерениями.

Поскольку данное условие часто не выполняется для реальных объектов (в частности, для навигационных систем), возникает задача линеаризации их моделей. Матрица Якоби функции процесса:

$$F_k = \partial f / \partial x|_{x=\hat{x}_{k-1}} = \begin{bmatrix} \partial \dot{p} / \partial p & \partial \dot{p} / \partial v & \partial \dot{p} / \partial q & \partial \dot{p} / \partial ba & \partial \dot{p} / \partial bq \\ \partial \dot{v} / \partial p & \partial \dot{v} / \partial v & \partial \dot{v} / \partial q & \partial \dot{v} / \partial ba & \partial \dot{v} / \partial bq \\ \partial \dot{q} / \partial p & \partial \dot{q} / \partial v & \partial \dot{q} / \partial q & \partial \dot{q} / \partial ba & \partial \dot{q} / \partial bq \\ \partial \dot{ba} / \partial p & \partial \dot{ba} / \partial v & \partial \dot{ba} / \partial q & \partial \dot{ba} / \partial ba & \partial \dot{ba} / \partial bq \\ \partial \dot{bq} / \partial p & \partial \dot{bq} / \partial v & \partial \dot{bq} / \partial q & \partial \dot{bq} / \partial ba & \partial \dot{bq} / \partial bq \end{bmatrix}, \text{ где}$$

$\partial \dot{v} / \partial q$ – зависит от текущей ориентации и измерений акселерометра;
 $\partial \dot{q} / \partial bq$ – производная от изменения ориентации по смещению гироскопа.

Матрица Якоби по шуму $W_k = \partial f / \partial w|_{x=\hat{x}_{k-1}}$.

Ковариационная матрица для экстраполированного вектора состояния системы $P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + W_k Q_k W_k^T$.

Уточнение результата (оценка) экстраполяции при помощи соответствующих данные визуальной одометрии (возможно полученных с некоторой погрешностью) происходит на этапе коррекции.

Предсказание измерений $\hat{z}_k = h(\hat{x}_k^-)$.

Линеаризация модели измерений:

матрица Якоби функции измерений:

$$H_k = \partial h / \partial x|_{x=\hat{x}_k^-} = \begin{bmatrix} \partial p_{vo} / \partial p & \partial p_{vo} / \partial v & \partial p_{vo} / \partial q & \partial p_{vo} / \partial ba & \partial p_{vo} / \partial bq \\ \partial \theta_{vo} / \partial p & \partial \theta_{vo} / \partial v & \partial \theta_{vo} / \partial q & \partial \theta_{vo} / \partial ba & \partial \theta_{vo} / \partial bq \end{bmatrix}.$$

Матрица Якоби по шуму измерений $N_k = \partial h / \partial v|_{x=\hat{x}_k^-}$.

Расчет отклонения полученного на шаге k наблюдения от наблюдения, ожидаемого при произведенной экстраполяции $y_k = z_k - \hat{z}_k$ [15].

Ковариационная матрица для вектора отклонения (вектора ошибки) $S_k = H_k P_k^- H_k^T + V_k R_k V_k^T$.

Оптимальная по Калману матрица коэффициентов усиления, формирующаяся на основании ковариационных матриц имеющейся

экстраполяции вектора состояния и полученных измерений (посредством ковариационной матрицы вектора отклонения) $K_k = P_k^- H_k^T S_k^{-1}$.

Коррекция ранее полученной экстраполяции вектора состояния $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k y_k$.

Коррекция ковариационной матрицы оценки вектора состояния системы $P_k = (I - K_k H_k) P_k^-$, где $\partial p / \partial v = I$ (единичная матрица).

В некоторых случаях фаза коррекции может быть пропущена, и предсказание будет происходить на основе неуточненной оценки. Такая ситуация может возникнуть если по какой-либо причине наблюдение оказалось недоступным.

Заключение

Предложенный подход к комплексированию данных инерциальной и визуальной одометрии позволяет создать высокоточную и автономную систему навигации для транспортной тележки в условиях замкнутого пространства. Использование комплексирования навигационной информации позволяет системе сохранять работоспособность в условиях, когда один из сенсоров дает сбой или нечеткие данные. Совместная обработка данных устраняет кумулятивные ошибки инерциальной части и "рваность" визуальных измерений.

Проведена апробация и тестирование системы, которые показали, что результаты ее работы удовлетворяют предъявленным требованиям по точности, робастности и автономности.

Литература

1. Tereshkov V. A Simple Observer for Gyro and Accelerometer Biases in Land Navigation Systems, Journal of Navigation, 2015, no. 68(4), pp. 635-645.
2. Фотокинетика: Энциклопедия / Гл. ред. Е. А. Иофис. М.: Советская энциклопедия, 1981. 447 с.

3. Zhang Z. A Flexible New Technique for Camera Calibration. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 22, No. 11, 2000, pp. 1330-1334.
 4. Harris C., Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector, Proceedings of the Alvey Vision Conference, 1988. pp. 147-151.
 5. Lucas B. D., Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision, IJCAI, 1981, pp. 674–679.
 6. Bouguet J.-Y. Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker. Intel Corporation, Microprocessor Research Labs. 2000. 9 p. URL: robots.stanford.edu/cs223b04/algo_tracking.pdf
 7. Kitt B., Geiger A., Lategahn H. Visual odometry based on stereo image sequences with RANSAC-based outlier rejection scheme, IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010, pp. 486-492.
 8. Scaramuzza D., Fraundorfer F., Siegwart R. Realtime monocular visual odometry for on-road vehicles with 1-point RANSAC Proc, IEEE Int. Conf. Robot. Autom., 2009, pp. 4293-4299.
 9. Chum O., Matas J., Kittler J. Locally Optimized RANSAC/DAGM, 2003. pp. 236–243.
 10. Campbell J., Sukthankar R., Nourbakhsh I. and Pahwa A. A Robust Visual Odometry and Precipice Detection System Using Consumer-grade Monocular Vision, Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, 2005, pp. 3421-3427.
 11. Leutenegger S., Furgale P., Rabaud V., Chli M., Konoligez K., Siegwart R. Keyframe-Based Visual-Inertial SLAM Using Nonlinear Optimization, The International Journal of Robotics Research, February 2014. URL: researchgate.net/publication/265683241_KeyframeBased_VisualInertial_Odometry_Using_Nonlinear_Optimization
-

12. Mourikis A. I., Roumeliotis S. I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2007. pp. 3565-3572.

13. Kalman R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems, Journal of Basic Engineering. 1960. no. 82, pp. 35–45.

14. Riberio M. I. Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties, 2004. 42 p. URL: researchgate.net/publication/2888846_Kalman_and_Extended_Kalman_Filters_Concept_Derivation_and_Properties

15. Войнов И. В., Казанцев А. М., Носиков М. В. Система навигации мобильного колесного робота по сигналам пеленга на внешние маяки, Пром-Инжиниринг: труды III международной научно-технической конференции. Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2017. с. 222-226.

References

1. Tereshkov V. Journal of Navigation, 2015, no. 68(4), pp. 635-645.
2. Fotokinotekhnika: Jenciklopedija [Photographic and Cinematographic Equipment: Encyclopedia], Moskva, Sovetskaja jenciklopedija, 1981, 447 p.
3. Zhang Z. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 22, No. 11, 2000, pp. 1330-1334.
4. Harris C., Stephens M. Proceedings of the Alvey Vision Conference, 1988. pp. 147-151.
5. Lucas B. D., Kanade T. IJCAI, 1981, pp. 674–679.
6. Bouguet J.-Y. Intel Corporation, Microprocessor Research Labs, 2000, 9 p. URL: robots.stanford.edu/cs223b04/algo_tracking.pdf
7. Kitt B., Geiger A., Lategahn H. IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010, pp. 486-492.
8. Scaramuzza D., Fraundorfer F., Siegwart R.. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., 2009, pp. 4293-4299.

9. Chum O., Matas J., Kittler J. Locally Optimized RANSAC/DAGM, 2003. pp. 236–243.

10. Campbell J., Sukthankar R., Nourbakhsh I., Pahwa A. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, 2005, pp. 3421-3427.

11. Leutenegger S., Furgale P., Rabaud V., Chli M., Konoligez K., Siegwart R. The International Journal of Robotics Research, February 2014. URL: researchgate.net/publication/265683241_KeyframeBased_VisualInertial_Odometry_Using_Nonlinear_Optimization

12. Mourikis A. I., Roumeliotis S. I. In Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2007. pp. 3565-3572.

13. Kalman R. E. Journal of Basic Engineering, 1960. no. 82. pp. 35–45.

14. Riberio M. I. Kalman and Extended Kalman Filters: Concept, Derivation and Properties, 2004. 42 p. URL: researchgate.net/publication/2888846_Kalman_and_Extended_Kalman_Filters_Concept_Derivation_and_Properties

15. Vojnov I. V., Kazancev A. M., Nosikov M. V. Prom-Inzhiniring: trudy III mezhdunarodnoj nauchno-tehnicheskoy konferencii, Chelyabinsk, Izdatel'skij centr JuUrGU, 2017, pp. 222-226.

Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.

Дата поступления: 7.12.2025

Дата публикации: 24.01.2026