

Классификация ошибок визуальной локализации колесных роботов, основанной на детекции протяженных признаков

О. С. Шипитько

*Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича, Российская академия наук,
Москва, Россия

**ООО Эвокарго, Москва, Россия

Поступила в редколлегию 02.09.2022

Аннотация—В работе рассматривается задача визуальной локализации колесного робота. Среди особенностей, детектируемых на изображении для определения положения робота различают глобальные и локальные. Локальные особенности в свою очередь делятся на точечные и протяженные. В то время как точечные особенности и их применение в задаче локализации широко изучены, ранее не проводилась классификация источников ошибок, влияющих на точность локализации робота при использовании протяженных особенностей. В работе анализируются как внутренние, так и внешние относительно робота факторы и предлагается классификация источников ошибок локализации.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: протяженные признаки, колесный робот, визуальная локализация, ошибки локализации.

DOI: 10.53921/18195822_2022_22_3_167

1. ВВЕДЕНИЕ

Локализация – определение позиции и ориентации робота в фиксированной системе координат [1]. Совокупность позиции и ориентации робота будем называть его *положением*. Оценка собственного положения робота в пространстве необходима для управления движением, планирования маршрута и избежания столкновений. Погрешности позиционирования затрудняют планирование действий робота, кроме того, колесный робот, не обладающий информацией о собственном положении в пространстве, может представлять опасность для окружающих.

История применения видеокамер для навигации в робототехнике прослеживается от 60-х годов 20-го столетия. Уже в середине 60-х разработанный в институте Джона Хопкинса робот «Зверь» (англ. Beast) с помощью видеокамеры детектировал черную розетку на белой стене лаборатории и прокладывал маршрут до нее для подзарядки. Разработанный в 1966 году робот «Shakey» из Стэнфордского исследовательского института также был оснащен видеокамерой, позволяющей ему визуально детектировать предметы имеющие форму простых геометрических примитивов и избегать столкновений с ними [5]. *Визуальной локализацией* называют локализацию, основанную на обработке данных, полученных с видеокамер. Решение этой задачи – до сих пор является одна из центральных тем в робототехнике [6]. Использование визуальных данных для определения положения робота имеет ряд преимуществ по сравнению с другими подходами. Видеокамеры способны обеспечивать поток достоверной первичной информации в сценариях, в которых применение систем глобальной навигации (ГЛОНАСС, GPS, BeiDou) невозможно ввиду ослабления спутникового сигнала при прохождении через перекрытия и стены и в условиях городского каньона [2]. Кроме того, являясь пассивным сенсором, видеокамера обладает рядом других преимуществ: помехоустойчивостью в многоагентной среде

(благодаря отсутствию интерференции с источниками сигнала схожей природы); энергоэффективностью (ввиду отсутствия энергозатрат на излучение сигнала), а также высоким пространственным разрешением и сравнительно низкой стоимостью. Еще одним преимуществом применения камер видимого диапазона является простота настройки и диагностики системы благодаря наглядности и легкости интерпретации данных человеком.

Современные методы визуальной локализации чаще всего основаны на детекции тех или иных особенностей окружающего пространства с целью восстановления параметров движения между изображениями и определения текущей позы камеры. Среди детектируемых особенностей выделяют глобальные (характеризующие все изображение целиком) [7, 8] и локальные (описывающие небольшой участок изображения) [9, 10]. Глобальные особенности, как правило, считаются менее устойчивыми к изменению угла обзора, окклюзиям и локальным изменениям изображения. Локальные особенности, напротив, обладают высокой устойчивостью к различным вариациям. К локальным особенностям относятся точечные [14, 15] и протяженные [11, 12, 14].

Значительная часть существующих алгоритмов визуальной локализации работает на основе детектирования точечных особенностей. Однако нередки случаи, когда среда лишена таких особенностей. Примерами сред, в которых навигация на основе точечных признаков неприменима, могут служить длинные равномерно окрашенные коридоры, часто встречающиеся в офисных зданиях, или продолжительные участки автомобильных дорог с однообразным пейзажем, например, шоссе. В таких случаях единственными различимыми особенностями являются протяженные признаки — стыки стен и пола в зданиях, дорожная разметка и края проезжей части в случае дорог. Протяженные признаки характерны для большинства объектов созданных человеком, а их комбинация с точечными особенностями обеспечивает более высокое качество определения собственного положения, что было продемонстрировано в работах К. Джо [4], Д. Зиглера [3] и других.

1.1. Протяженные признаки

Введем понятие протяженного признака. *Протяженным признаком* будем называть любую ломаную, лежащую в плоскости, параллельной поверхности, по которой движется робот, задетектированную на изображении бортовой камеры робота и преобразованную в систему координат, связанную с роботом. Протяженный признак представляется кортежем, состоящим из набора точек

$$l = \langle \mathbf{r} = (x_i, y_i) \in \mathbb{R}^2 \rangle_{i=1}^I, \quad i \in \mathbb{N},$$

где (x_i, y_i) — координаты точки в системе координат, связанной с роботом, I — количество точек, задающих l . Количество точек I может, например, равняться количеству точек перегиба, задающих ломаную. В случае, если на изображении детектируются отрезки $I = 2$.

Различают два типа протяженных признаков на изображении. Ступенчатое изменение интенсивности изображения называется границей (англ. edge). Пикообразное изменение интенсивности — хребтом (англ. ridge). Примеры, иллюстрирующие разницу между хребтами и границами, показаны на рисунке 1.

Набор всех кривых, задетектированных на одном изображении, будем называть измерением

$$\mathbf{z} = \{l_k\}_{k=1}^K, \quad k \in \mathbb{N}.$$

1.2. Вероятностные методы локализации

К двухтысячным годам доминантной парадигмой в робототехнике стала так называемая *вероятностная робототехника* — подход, учитывающий вероятностный характер ошибок дви-

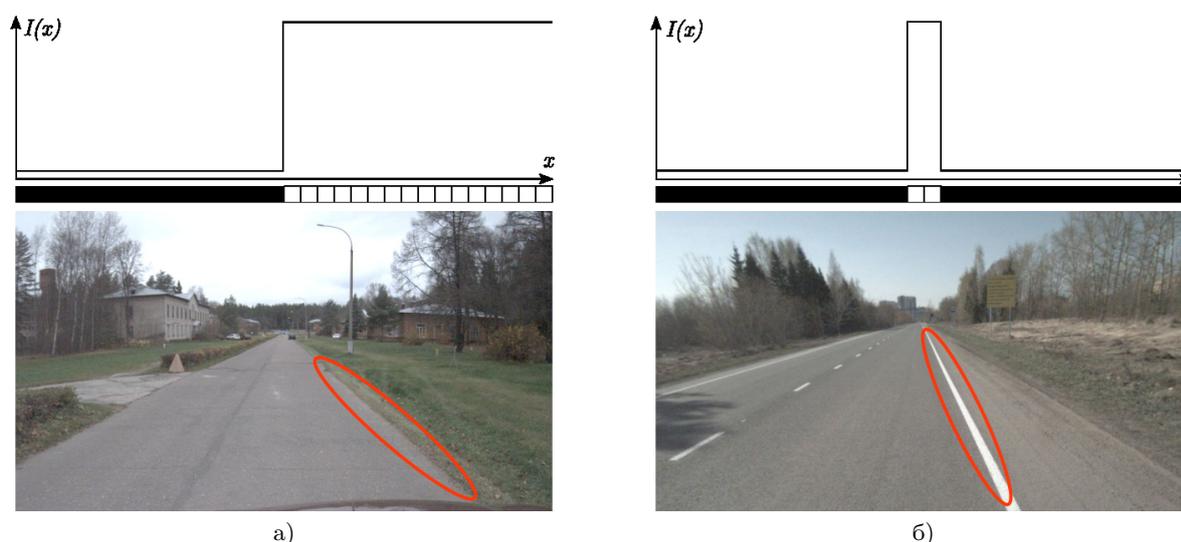


Рис. 1. Примеры протяженных признаков. (а) Граница на изображении: профиль изменения интенсивности (вверху), синтетический пример – строка пикселей (в центре), пример реальных данных (внизу). (б) Хребет на изображении: профиль (вверху), синтетический пример (в центре), пример реальных данных (внизу).

жения робота и оценки окружающей среды, производимой бортовыми сенсорами [16]. Ошибки обусловлены как внутренними факторам:

- ошибки измерения сенсоров,
- неточностью исполнения команд роботом из-за неидеальности актуаторов, задержек и потерь в каналах передачи сигналов,

так и возмущающими воздействиями внешней среды:

- динамические объекты в сцене,
- неровность поверхности, по которой осуществляется движение.

На рисунке 2 в качестве примера представлены возможные исходы при измерении расстояния до объектов в окружающей сцене лазерным дальномером. Из рисунка видно, что на результат измерения может повлиять множество факторов: появление в сцене препятствий, не нанесенных на карту; интерференция с сигналом другого сенсора в сцене; внутренние ошибки самого сенсора.

Часто применяемый сенсор для оценки перемещения колесных роботов – колесные энкодеры. Примеры источников ошибок при оценке перемещения робота с помощью колесных энкодеров представлены на рисунке 3. Энкодеры оценивают перемещение робота за счет подсчета количества оборотов сделанных колесами. При этом диаметр колес считается постоянным и неизменным, а поверхность, по которой движется робот, как правило, принимается плоской. На практике же, диаметр колес различается и может изменяться во времени, а поверхность, по которой движется робот, может содержать неровности. Кроме того, возможны проскальзывания колес. Все эти факторы вносят ошибку в оценку перемещения робота.

Методы оценки собственного положения в вероятностной робототехнике основываются на моделировании ошибок вносимых как внутренними, так и внешними факторами. Кроме того, при применении нескольких сенсоров для оценки положения робота подходы вероятностной робототехники позволяют компенсировать ошибки, свойственные отдельным типам датчиков, поскольку отказы и ошибки измерений для различных видов сенсоров обычно слабо скоррелированы.

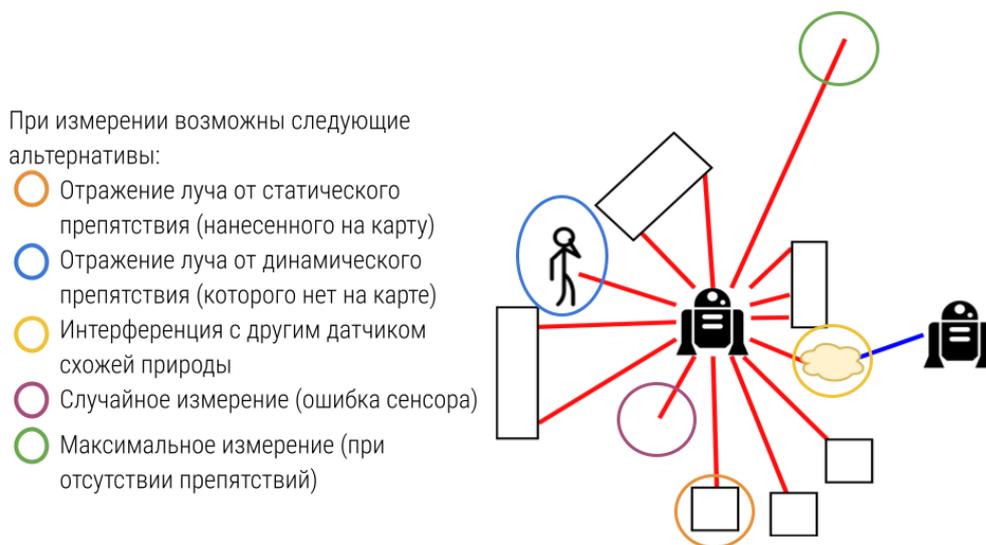


Рис. 2. Возможные исходы измерения расстояния до препятствий многолучевым лазерным дальномером.

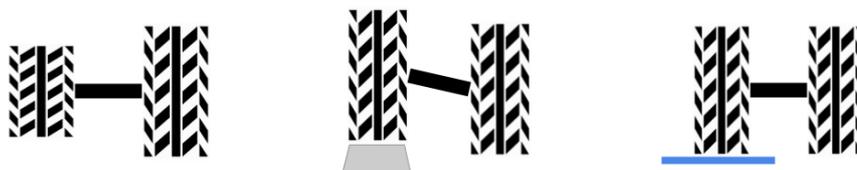


Рис. 3. Источники ошибок оценки перемещения с помощью колесных энкодеров при движении колесного робота. Слева направо: разница диаметров колес, наезд на препятствие одним из колес, проскальзывание одного из колес.

В вероятностной постановке задача локализации обычно формулируется следующим образом: имея все предыдущие оценки положений робота $\hat{\mathbf{x}}_{1:t-1}$, историю применяемых сигналов управления $\mathbf{u}_{1:t}$, измерения датчиков $\mathbf{z}_{1:t}$ и карту пространства M , необходимо восстановить апостериорное распределение $p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}, M)$. Тогда текущее положение робота в момент времени t может быть оценено как мода распределения $\hat{\mathbf{x}}_t = \arg \max_{\mathbf{x}_t} p(\mathbf{x}_t \mid \hat{\mathbf{x}}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}, M)$ [16].

Процесс локализации колесного робота может быть смоделирован дискретным скрытым марковским процессом [16], как показано на рисунке 4. Таким образом, делается предположение, что вероятность вектора состояния робота \mathbf{x}_t в момент времени $t + 1$ зависит только от оценки положения робота в момент времени t .

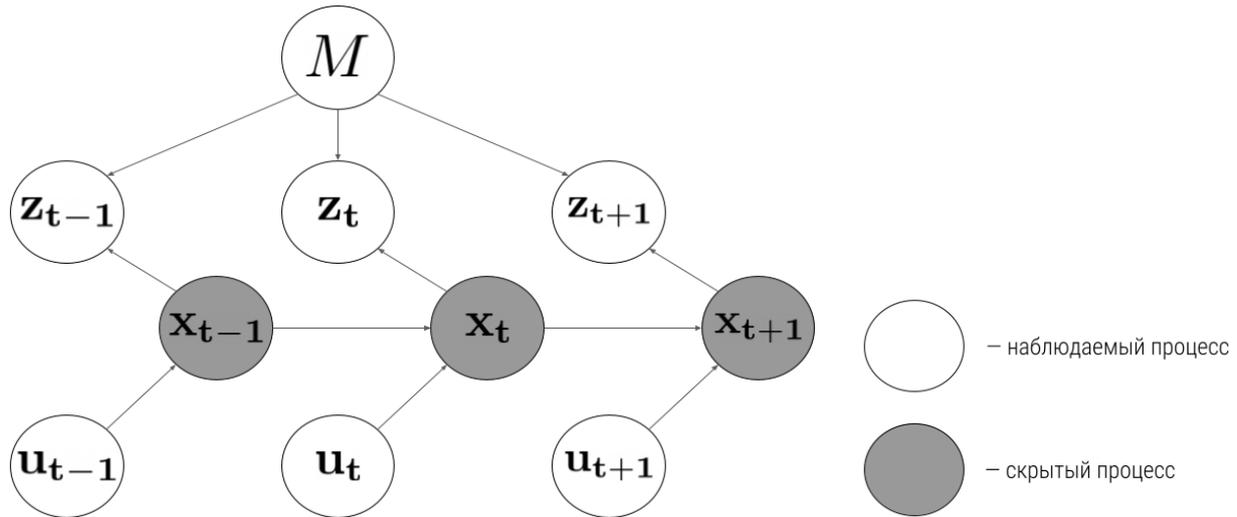


Рис. 4. Представление процесса возникновения состояний и наблюдений в системе локализации колесного робота в виде дискретного скрытого марковского процесса.

Тогда для решения задачи локализации можно применить рекурсивную байесовскую оценку. Обозначим $p(\mathbf{x}_t \mid \hat{\mathbf{x}}_{1:t-1}, \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}, M)$ как $b(\mathbf{x}_t)$ (от англ. *belief*). Тогда по теореме Байеса и с учетом марковского свойства локализации:

$$\begin{aligned}
 b(\mathbf{x}_t) &= \eta p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}, M) p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}, M) = \\
 &= \eta p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, M) p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}, M) = \\
 \eta p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, M) &\int_X p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}, M) p(\mathbf{x}_{t-1} \mid \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}, M) d\mathbf{x}_{t-1} = \\
 \eta p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, M) &\int_X p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) p(\mathbf{x}_{t-1} \mid \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}, M) d\mathbf{x}_{t-1} = \\
 \eta p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, M) &\int_X p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) p(\mathbf{x}_{t-1} \mid \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1}, M) d\mathbf{x}_{t-1} = \\
 \eta p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, M) &\int_X p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) b(\mathbf{x}_{t-1}) d\mathbf{x}_{t-1},
 \end{aligned} \tag{1}$$

где η – нормировочный коэффициент; $p(\mathbf{x}_t \mid \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ – вероятностная модель движения робота – вероятность положения робота, при условии заданного предыдущего положения и управляющего сигнала, поданного роботу в текущий момент; $p(\mathbf{z}_t \mid \mathbf{x}_t, M)$ – вероятностная модель наблюдений – правдоподобие полученных измерений сенсоров, при условии известного положения робота и заданной карты окружения M ; X – фазовое пространство положений робота.

Классические методы, реализующие рекурсивную байесовскую оценку – фильтр Калмана [20] и метода локализации Монте-Карло (в литературе также встречаются названия многочастичный фильтр и фильтр частиц) [18, 19]. Эти методы требуют задания вероятностной модели наблюдений, позволяющей вычислить правдоподобие измерения, с учетом предполагаемого положения робота и карты окружающего пространства.

Считается, что точность локализации может быть увеличена за счет разработки более точной модели наблюдений, учитывающей различные источники ошибок измерения и физические свойства сенсоров и окружающего мира [4, 17]. Между тем, модель должна быть простой для вычисления в реальном времени на бортовом вычислительном устройстве колесного робота. Поэтому на практике модель наблюдений часто упрощают, жертвуя ее точностью для обеспечения ее вычислительной эффективности.

2. КЛАССИФИКАЦИЯ ИСТОЧНИКОВ ОШИБОК ИЗМЕРЕНИЯ ПРИ ДЕТЕКЦИИ ПРОТЯЖЕННЫХ ПРИЗНАКОВ

Рассмотрим источники ошибок измерения при детекции протяженных признаков, оказывающих влияние на локализацию робота, и предложим их классификацию. Все ошибки можно условно разделить на два класса:

1. Ошибки, обусловленные внутренними относительно робота факторами – алгоритмом преобразования изображения, алгоритмом детекции протяженных признаков, способом получения карты и форматом ее хранения;
2. Ошибки, обусловленные внешними факторами – влияние среды и предположений о ней, используемых в алгоритмах детекции протяженных признаков и локализации.

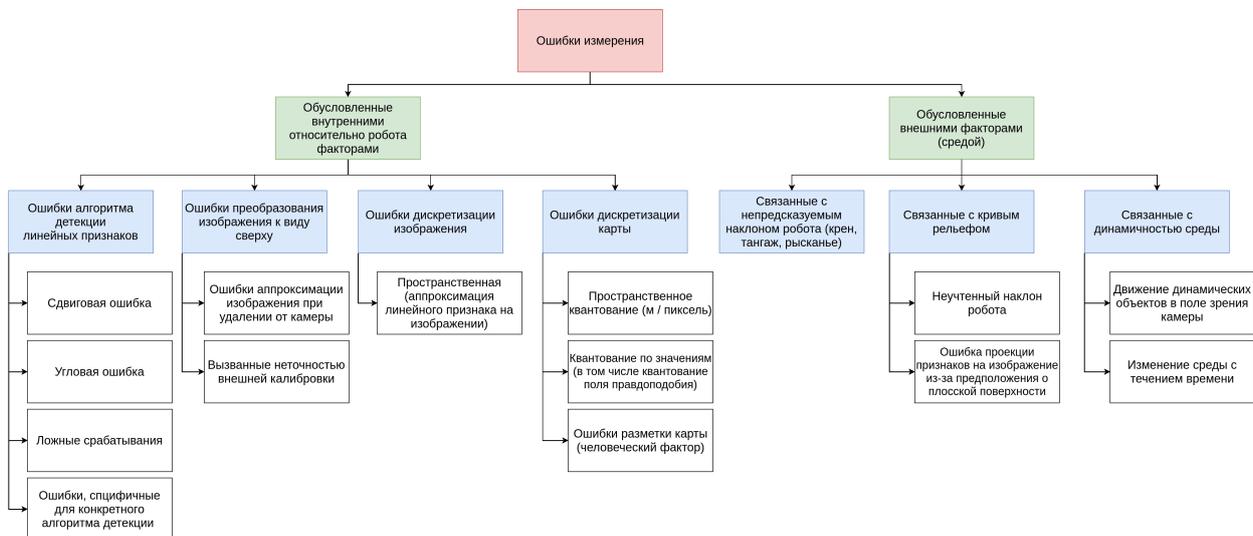


Рис. 5. Классификация источников ошибок измерения протяженных признаков.

Предложенная классификация, описанная в этом разделе, представлена на рисунке 5.

2.1. Ошибки, обусловленные внутренними факторами

В первую очередь ошибки могут быть обусловлены неточностью самого алгоритма детекции протяженных признаков. Такие ошибки можно классифицировать на:

1. Сдвиговую пространственную ошибку – детектируемый на изображении протяженный признак имеет параллельный сдвиг, относительно референсного признака;
2. Угловую ошибку – детектируемый на изображении протяженный признак повернут относительно референсного признака;
3. Ложные срабатывания детектора:
 - Ложно положительные детекции – детекции протяженного признака при его отсутствии в рассматриваемой области изображения;
 - Ложно отрицательные детекции – отсутствие детекции протяженного признака при его наличии в рассматриваемой области изображения;
4. Ошибки, специфичные для определенного детектора – ошибки связанные с внутренним устройством детектора протяженных признаков. К таким источникам можно отнести, например, ошибки аппроксимации прямой диадическим паттерном в алгоритмах, основанных на преобразовании Хафа [25].

Существуют алгоритмы детекции протяженных признаков, предварительно преобразующие изображение к виду сверху (англ. bird's eye view) [26] – нормализующие изображение. Нормализация изображения осуществляется за счет проективного преобразования, параметры которого вычисляются из параметров внешней калибровки камеры. При приближении к линии горизонта на исходном изображении один пиксел регистрирует все большую область пространства наблюдаемой сцены. На изображении, проективно преобразованном к виду сверху, по мере удаления от камеры падает пространственное разрешение [27], так как на исходном изображении соответствующие пикселы приближаются к горизонту [28]. Рисунок 6 демонстрирует описанный эффект.



Рис. 6. Нормализация изображения. Пространственное разрешение падает по мере удаления от камеры. Иллюстрация заимствована из [24].

Другой источник ошибки при нормализации изображения – неточная внешняя калибровка камеры [23]. Так, например, ошибка в оценке углов ориентации камеры может приводить к неверной оценке положения задетектированных протяженных признаков относительно сенсора. Этот эффект проиллюстрирован на рисунке 7.

Пространственная дискретизация изображения, обусловленная конечным разрешением матрицы сенсора также является источником ошибки. Она ограничивает точность оценки положения протяженных признаков в метрической системе координат.

Последним источником внутренних ошибок детекции является дискретизация карты. После детекции протяженные признаки сопоставляются с линиями, нанесенными на карту. Для этого, они переводятся в глобальную метрическую систему координат и проецируются на карту, альтернативно, линии, нанесенные на карту могут преобразовываться в систему координат изображения и проецироваться на него. В обоих случаях пространственное квантование карты, связанное с ее масштабом, ограничивает точность сопоставления, а следовательно и лока-

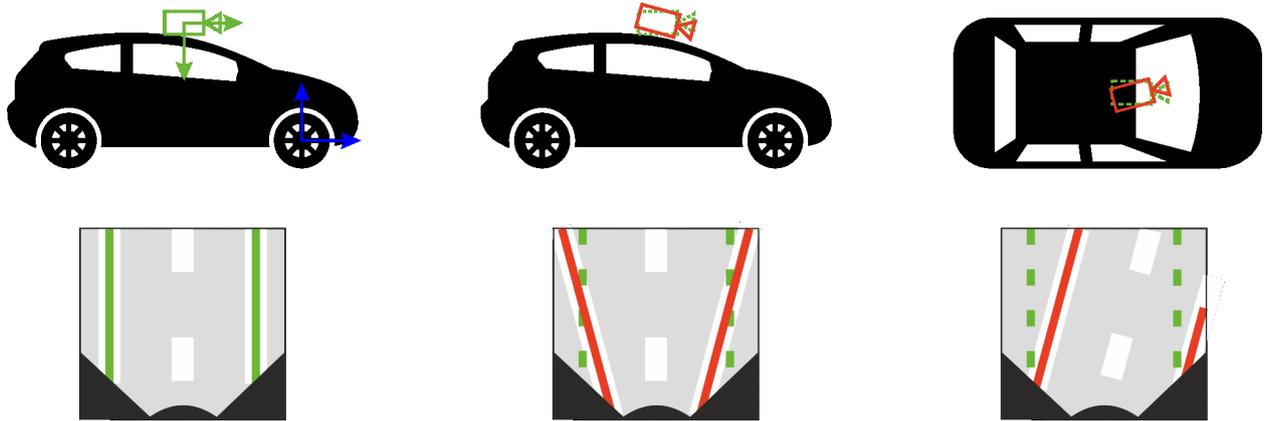


Рис. 7. Влияние ошибок внешней калибровки камеры (углов тангажа [по центру] и рысканья [справа]) на оценку положения детектируемых протяженных признаков. Синим отмечена система координат, связанная с автомобилем, относительно которой производится калибровка камеры.

лизации. Карты чаще всего размечаются вручную. Таким образом также нельзя исключать человеческий фактор при разметке карты.

Нередко для расчета вероятностной модели измерения применяется поле правдоподобия [22]. Такое поле представляет собой растровое изображение, получаемое из карты, где каждый пиксел хранит значение правдоподобия измерения. Так как точность представления значений в ячейках изображения ограничена, а для получения поля правдоподобия часто применяются цифровой фильтр Гаусса, имеет место квантование значений, которое также вносит ошибку в оценку положения робота.

2.2. Ошибки, обусловленные внешними факторами

К ошибкам, обусловленным внешними факторами, можно отнести ошибку определения координат протяженных признаков, связанных с наклоном робота [4]. Так как камера обычно жестко связана с роботом, при наклоне параметры внешней калибровки камеры перестают быть верными, что ведет к ошибке в определении метрических координат задетектированных протяженных признаков. Этот эффект аналогичен эффекту, изображенному на рисунке 7 с той лишь разницей, что неверно оценивается ориентация всего робота, а не отдельного сенсора.

К аналогичному эффекту может приводить и неровность рельефа, приводящая к неучтенному наклону робота [21]. Другим фактором влияния неровности рельефа является ошибка в вычислении координат детектируемых протяженных признаков. Обычно, алгоритмы двумерной локализации делают предположение о том, что робот движется по плоскости с нулевым наклоном. При наличии неровности рельефа при переводе протяженных признаков из системы координат изображения в метрическую систему координат возникает ошибка, влияющая на точность определения положения робота.

Классические методы вероятностной локализации делают предположение о статичности среды. Однако, в реальности среда динамична. Динамическое изменение среды (движущиеся объекты, изменение среды с течением времени) также может быть источником ошибок. Так, например, при появлении динамических объектов в поле зрения камеры, она может детектировать протяженные признаки, не соответствующие референсным признакам, нанесенным на карту.

3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассматривается задача визуальной локализации колесного робота на основе детекции протяженных признаков. Рассмотрены факторы, влияющие на точность решения задачи локализации по протяженным признакам. Факторы разбиты на две группы: обусловленные внутренними ошибками и обусловленные влиянием окружающей робота среды. Для каждой группы предложена классификация.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Wang C. M. Location estimation and uncertainty analysis for mobile robots //Proceedings. 1988 IEEE International Conference on Robotics and Automation. – IEEE, 1988. – С. 1231-1235.
2. Cui Y., Ge S. S. Autonomous vehicle positioning with GPS in urban canyon environments //IEEE transactions on robotics and automation. – 2003. – Т. 19. – №. 1. – С. 15-25.
3. Ziegler J. et al. Video based localization for bertha //2014 IEEE intelligent vehicles symposium proceedings. – IEEE, 2014. – С. 1231-1238.
4. Jo K. et al. Precise localization of an autonomous car based on probabilistic noise models of road surface marker features using multiple cameras //IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2015. – Т. 16. – №. 6. – С. 3377-3392.
5. Nilsson N. J. et al. (ed.). Shakey the robot. – 1984.
6. Alkendi Y., Seneviratne L., Zweiri Y. State of the art in vision-based localization techniques for autonomous navigation systems //IEEE Access. – 2021. – Т. 9. – С. 76847-76874.
7. Radenović F., Toliás G., Chum O. CNN image retrieval learns from BoW: Unsupervised fine-tuning with hard examples //European conference on computer vision. – Springer, Cham, 2016. – С. 3-20.
8. Corke P. et al. Dealing with shadows: Capturing intrinsic scene appearance for image-based outdoor localisation //2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. – IEEE, 2013. – С. 2085-2092.
9. Qu X. et al. EVALUATION OF SIFT AND SURF FOR VISION BASED LOCALIZATION //International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2016. – Т. 41.
10. Saurer O. et al. Image based geo-localization in the alps //International Journal of Computer Vision. – 2016. – Т. 116. – №. 3. – С. 213-225.
11. Татаринovich Б. А., Котляров В. О., Курило Е. М. Опыт проектирования мобильных роботов для обследования территории строительства //Вестник Белгородского государственного технологического университета им. ВГ Шухова. – 2016. – №. 8. – С. 165-169.
12. Morago B., Vui G., Duan Y. 2D matching using repetitive and salient features in architectural images //IEEE Transactions on Image Processing. – 2016. – Т. 25. – №. 10. – С. 4888-4899.
13. Konovalenko I. A. et al. UAV Navigation On The Basis Of The Feature Points Detection On Underlying Surface //ECMS. – 2015. – С. 499-505.
14. Konovalenko I. et al. New approaches to the integration of navigation systems for autonomous unmanned vehicles (UAV) //Sensors. – 2018. – Т. 18. – №. 9. – С. 3010.
15. Krajník T. et al. Fremen: Frequency map enhancement for long-term mobile robot autonomy in changing environments //IEEE Transactions on Robotics. – 2017. – Т. 33. – №. 4. – С. 964-977.
16. Thrun S. Probabilistic robotics //Communications of the ACM. – 2002. – Т. 45. – №. 3. – С. 52-57.
17. Padial J., Dektor S., Rock S. M. Measurement model development for the correlation of imaging sonar acoustic shadows and bathymetry for ROV terrain-relative localization //2014 Oceans-St. John's. – IEEE, 2014. – С. 1-9.

18. Микаэльян С. В. Методы фильтрации на основе многоточечной аппроксимации плотности вероятности оценки в задаче определения параметров движения цели при помощи измерителя с нелинейной характеристикой // *Машиностроение и компьютерные технологии*. – 2011. – №. 10. – С. 33.
19. Dellaert F. et al. Monte carlo localization for mobile robots // *Proceedings 1999 IEEE international conference on robotics and automation (Cat. No. 99CH36288C)*. – IEEE, 1999. – Т. 2. – С. 1322-1328.
20. Chui C. K. et al. Kalman filtering. – Berlin, Germany : Springer International Publishing, 2017. – С. 19-26.
21. Tao Z. et al. Lane marking aided vehicle localization // *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*. – IEEE, 2013. – С. 1509-1515.
22. Chen T. et al. Likelihood-field-model-based dynamic vehicle detection and tracking for self-driving // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. – 2016. – Т. 17. – №. 11. – С. 3142-3158.
23. Абрамов М. П. и др. Поиск точки схода для динамической калибровки внешних параметров монокулярной камеры при условии прямолинейного движения // *Сенсорные системы*. – 2020. – Т. 34. – №. 1. – С. 32-43.
24. Jiang R. et al. Low-level image processing for lane detection and tracking // *International Conference on Arts and Technology*. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2009. – С. 190-197.
25. Karpenko S. M., Ershov E. I. Analysis of properties of dyadic patterns for the fast Hough transform // *Problems of Information Transmission*. – 2021. – Т. 57. – №. 3. – С. 292-300.
26. Panfilova E., Shipitko O. S., Kunina I. Fast Hough transform-based road markings detection for autonomous vehicle // *Thirteenth International Conference on Machine Vision*. – SPIE, 2021. – Т. 11605. – С. 671-680.
27. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – Litres, 2022.
28. Konovalenko I. A., Shemiakina J. A. Error values analysis for inaccurate projective transformation of a quadrangle // *Journal of Physics: Conference Series*. – IOP Publishing, 2018. – Т. 1096. – №. 1. – С. 012038.

Classification of errors in visual liner features based localization of wheeled robots

Shipitko O. S.

Abstract—The paper considers the problem of visual localization of a wheeled robot. Among the features detected in the image to estimate the position of the robot, global and local ones are distinguished. Local features, in turn, are divided into point and linear features. While point features and their application in the localization problem have been widely studied, no classification of errors sources that affect the accuracy of robot localization when using linear features has been carried out. The paper analyzes both internal and external factors and proposes a classification of sources of localization errors.

KEYWORDS: linear features, wheeled robot, visual localization, localization errors.