

doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-4-771-779

УДК 004.932.2

Оценка точности позиционирования трамвая в кривых на основе данных карты и сегментированных изображений

Бушра Али¹✉, Ринат Наилевич Садеков²

^{1,2} Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС», Москва, 119049, Российская Федерация

² АО «Когнитив», Москва, 634063, Российская Федерация

¹ bushrayehyaali@gmail.com✉, <https://orcid.org/0000-0001-6895-1505>

² r.sadekov@misis.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6286-358X>

Аннотация

Введение. Предложен подход к оценке точности навигационных систем по информации датчиков технического зрения и данных цифровой карты. Цифровая карта задается в виде арочно-линейных сплайнов, аппроксимирующих осевую линию рельсового пути. Такой подход не требует использования навигационных спутниковых данных и актуален в задачах оценки качества навигационных решений для подвижных транспортных средств, эксплуатирующимися в городской среде. **Метод.** Предложенное решение основывается на идее сопоставления сегментированных изображений, содержащих рельсовый путь, с данными цифровой карты. В работе рассмотрены два способа сопоставления. Первый способ основан на сравнении областей с использованием метрики IoU, второй — на сравнении линий и расчета невязки между ними. В первом способе арочно-линейный сплайн маршрута проецируется в кадр изображения, выделяя область дороги по показаниям навигационной системы и цифровой карты. Во втором способе из области рельсового полотна на сегментированном изображении извлекается осевая линия, которая сравнивается со сплайном маршрута. Поскольку формируемые невязки в обоих случаях являются нелинейными, оценка ошибок навигационной системы осуществляется на основе фильтра частиц, где каждая частица определяет координаты и ориентацию «вероятного» местоположение трамвая. Оценка местоположения и ориентации трамвая осуществляется на основе взвешенного суммирования частиц: чем лучше согласуются данные измерений и синтезированных областей/линий, тем выше «вес» частицы. **Основные результаты.** Предложенная методика апробирована на модельных и реальных данных, собранных на трамвайных маршрутах в Санкт-Петербурге. Эксперименты показали, что первый способ обеспечивает более высокую точность. Это объясняется необходимостью постпроцессинга данных сегментированного изображения для выделения осевой линии рельсового пути и, как следствие, уменьшением полезной информации. Полученная зависимость точности определения навигационных параметров от радиуса кривизны дороги продемонстрировала снижение точности на кривых большего радиуса. **Обсуждение.** Экспериментально подтверждена применимость предложенного подхода для оценки навигационных ошибок, его устойчивость к изменению погодных условий и качеству дорожного покрытия. Предложенный в работе подход выгодно отличается простотой и доступностью данных. По сравнению с методами, основанными на лазерных данных, предложенный подход не требует наличия дорогих датчиков и трудоемкого процесса сопоставления лидарного облака с высокоточной картой. В отличие от методов, использующих техническое зрение, не требуется составления карты ориентиров, разработки сложной процедуры их идентификации и сопоставления.

Ключевые слова

оценка точности навигации, нейронная сеть, городская среда, средняя квадратическая погрешность, беспилотный транспорт

Ссылка для цитирования: Али Б., Садеков Р.Н. Оценка точности позиционирования трамвая в кривых на основе данных карты и сегментированных изображений // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2025. Т. 25, № 4. С. 771–779. doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-4-771-779

Evaluating tram positioning accuracy on curves based on map data and segmented images

Bushra Ali¹✉, Rinat N. Sadekov²

^{1,2} University of Science and Technology MISIS, Moscow, 119049, Russian Federation

² Cognitive JSC, Moscow, 634063, Russian Federation

¹ bushrayehyaali@gmail.com✉, <https://orcid.org/0000-0001-6895-1505>

² r.sadekov@misis.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6286-358X>

Abstract

An approach is proposed for evaluating the accuracy of navigation systems using data from technical vision sensors and a digital map. The digital map is defined as arch-linear splines approximating the centerline of the railway track. This approach does not rely on satellite navigation data and is relevant for assessing the quality of navigation solutions for mobile transport vehicles operating in urban environments. The proposed approach is based on comparing segmented images containing railway tracks with digital map data. The study examines two comparison methods: the first based on comparing areas using the IoU metric, and the second based on comparing lines and calculating residuals between them. In the first method, the arch-linear spline of the route is projected onto the image frame, creating a road area based on navigation system readings and digital map data. In the second method, the centerline is extracted from the railway track area in the segmented image and compared with the route spline. Since the residuals generated in both cases are nonlinear, the evaluation of navigation system errors is performed using a particle filter, where each particle defines the coordinates and orientation of the “probable” location of the tram. The tram location and orientation are estimated based on the weighted summation of particles, with higher weights assigned to particles that better align measured data with synthesized areas or lines. The proposed methodology was tested on simulated and real data collected from tram routes in Saint Petersburg. Experiments demonstrated that the first method provides higher accuracy compared to the second, attributable to the need for post-processing segmented image data to extract the railway track centerline, which results in a loss of useful information. The study established a relationship between the accuracy of navigation parameter determination and the road curvature radius, showing a decrease in accuracy on curves with larger radii. The approach applicability for assessing navigation errors and its robustness to varying weather conditions and road surface quality were experimentally confirmed. The proposed approach stands out from known methods due to its simplicity and data accessibility. Compared to methods based on lidar data, it does not require expensive sensors or the labor-intensive process of aligning lidar point clouds with high-precision maps. Unlike methods using technical vision, it eliminates the need for creating landmark maps, developing complex identification procedures or matching processes.

Keywords

evaluating navigation accuracy, neural network, urban environment, root mean square error, autonomous transport

For citation: Ali B., Sadekov R.N. Evaluating tram positioning accuracy on curves based on map data and segmented images. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2025, vol. 25, no. 4, pp. 771–779 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2025-25-4-771-779

Введение

В последние годы системы помощи водителю [1, 2] и беспилотные автомобили [3] стали активно развиваться и внедряться в повседневную жизнь. По сравнению с полностью автономными системами, системы помощи водителю используют меньше датчиков, поскольку их задача — частичная автоматизация управления транспортным средством и предупреждение водителя об «опасных» ситуациях. Так, в настоящее время современные трамваи оснащаются системой помощи водителю [2]. Данные системы решают такие задачи как предупреждение аварийных ситуаций наезда на пешеходов или автомобили, распознавание сигналов светофора и запрет проезда перекрестка на «красный» сигнал светофора, соблюдение требуемой скорости движения на маршруте движения. Для решения перечисленных задач необходимо обеспечивать высокую точность позиционирования. Как правило, эти системы полагаются на навигационные спутниковые данные, системы технического зрения, инерциальные модули и одометрические датчики [4]. Показания спутниковой навигационной системы играют важную роль в определении местоположения транспортного средства [5], однако спутниковый сигнал часто оказывается ненадежным в городских условиях по причинам недоступности

сигнала в туннелях и узких улицах, использования средств подавления сигнала, а также проблемах много-лучевости [6], когда спутниковый сигнал отражается от поверхностей зданий и других объектов, что приводит к возникновению ложных сигналов и значительному снижению точности позиционирования.

При эксплуатации систем помощи водителю важно быстро и оперативно диагностировать аппаратные и программные проблемы, новые дорожные и эксплуатационные ситуации. Для их решения необходим широкий набор алгоритмов, способных использовать различные комбинации данных для оценки качества работы любой подсистемы, включая и навигационную. С этих позиций разработка подходов, обеспечивающих оценку точности навигационной системы на основе альтернативных от навигационных спутниковых данных, является актуальной.

Обзор существующих подходов

В силу глобальности навигационных систем одним из простейших способов оценки точности их функционирования являются методы на основе навигационных спутниковых сигналов. Однако, как было сказано в разделе «Введение», использование спутниковых сигналов в городских условиях сильно затруднено, поэтому для

оценки точности навигационной системы (на уровне 1 м) могут подходить только определенные городские локации.

Еще более простым подходом к оценке точности является метод использования контрольных точек. Суть метода заключается в оценке точности системы на остановках, координаты которых заранее известны [7]. Например, на штатных остановках трамвая. Плюсы такого подхода — простота и надежность. Основными недостатками является необходимость проведения геодезических работ, временные затраты, необходимость остановки объекта именно в заданной точке (для обеспечения высокой точности определения координат), что не всегда возможно.

Для рельсового транспорта принципиально возможным является и другой метод, основанный на использовании цифровых дорожных карт. Этот подход предполагает сравнение координат навигационной системы с координатами дороги, смоделированными сплайном маршрута [8, 9]. Из плюсов можно отметить простоту, надежность и высокую степень охвата. Однако данный метод не позволяет оценить продольную составляющую ошибки, которая, к сожалению, накапливается при длительном движении трамвая по протяженным прямым участкам маршрута.

Другой вариант — использование карты высокой точности и лидарного датчика. Убедиться в высокой точности и эффективности этого метода в различных условиях можно по работам [10–12]. Однако он не лишен недостатков: высокая стоимость, подверженность неблагоприятным погодным условиям (сильный дождь или туман), а также сложность создания карт в реальном времени в быстро меняющихся городских условиях.

Другими возможными методами являются подходы, основанные на распознавании объектов на основе технического зрения. При этом координаты навигационной системы и пеленги внешних объектов по измерениям с камеры могут сравниваться с координатами обнаруженного объекта на карте [13–15]. Недостатки подхода связаны с частым заслонением ориентиров в городской сцене, сложностью распознавания некоторых типов объектов, отсутствием ориентиров в некоторых локациях, долгим циклом обучения нейронных сетей для решения задачи распознавания.

Альтернативным подходом к оценке точности может служить метод, использующий информацию цифровой карты дорог и сегментацию рельсового пути. При этом идея подхода заключается в оценке точности навигационного решения посредством сравнения проекции пути в кадре и распознанной нейронной сетью области дороги. На криволинейных участках, а также на участках стрелочных переводов данная информация позволяет оценить погрешность навигационной системы. В случае если пересечение области дороги и проекции цифровой карты в кадр максимальны, ошибка навигационной системы — минимальна. На прямых участках оценить точность навигационной системы не представляется возможным в силу не наблюдаемости продольной ошибки.

В представленной работе проводится анализ подхода к оценке точности навигационной системы по

результатам сегментации рельсовых путей только на криволинейных участках. Особое внимание уделяется возможным способам сопоставления информации, а также анализу потенциальной точности предложенного подхода для кривых различного радиуса.

Постановка задачи

Трамвай многократно перемещается по рельсовому пути, представленному сплайном в линейно-дуговой форме. В каждый момент времени местоположение трамвая определяется вектором $\mathbf{x}_i = [x_i, y_i, \alpha_i]$, где x_i и y_i — координаты первой тележки трамвая в глобальной системе координат; α_i — угол ориентации первой секции (рис. 1) в месте установки тележки.

Навигационная система (GPS-датчик и IMU-сенсор) также установлены на первой секции и на рис. 1 не обозначена. Вектор \mathbf{x}_i определяется системой навигации трамвая, на основе известных параметров ее расположения относительно первой тележки. Использование двумерной системы координат на практике является достаточным, в силу плавности изменения высотного профиля рельсового пути. В связи с этим вертикальная компонента z в глобальной системе координат принимается равным нулю ($z = 0$). Также задана функция рельсового пути (сплайн маршрута) $h(x_i, y_i)$, которая позволяет вычислить расстояние s_i от начала пути, через пару координат

$$h(x_i, y_i) = s_i. \quad (1)$$

Обратная функция $h^{-1}(s_i)$ определяет координаты для заданного расстояния s_i

$$h^{-1}(s_i) = (x_i, y_i).$$

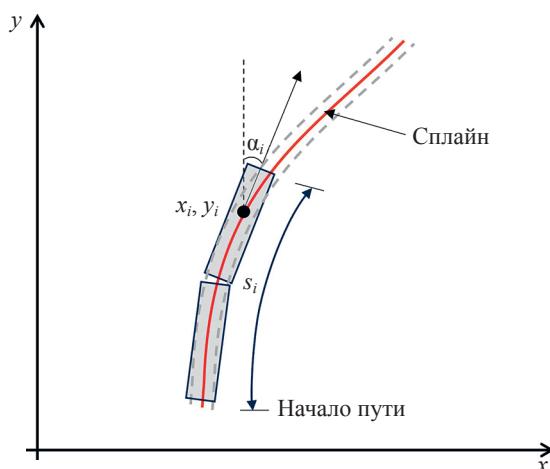


Рис. 1. Глобальная система координат и точка положения первой тележки трамвая.

Рельсовый путь (пунктирная линия); осевая линия пути — сплайн (жирная линия)

Fig. 1. Global coordinate system and the position of the tram first bogie.

Rail track (dashed line); centerline of the track as a spline (bold line)

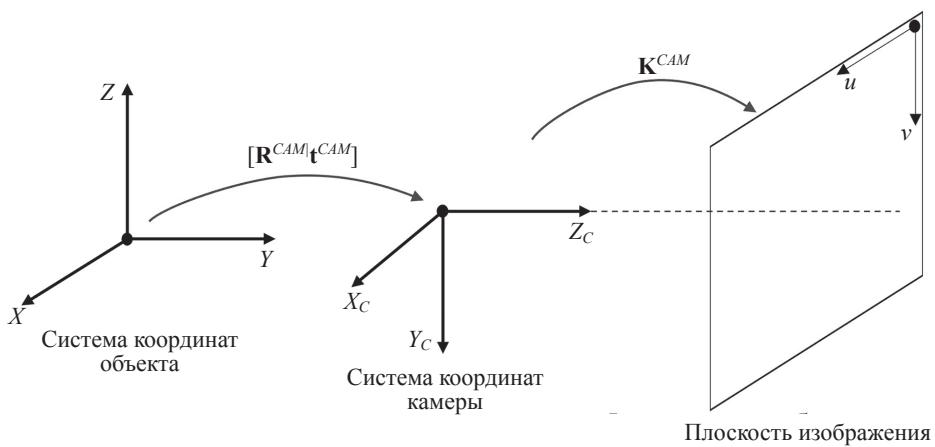


Рис. 2. Системы координат объекта и камеры, плоскость изображения и матрицы камеры
Fig. 2. Object and camera coordinate systems, image plane, and camera matrices

Камера, установленная на трамвае, в каждый момент времени i формирует изображение I_i . Внутренние параметры камеры задаются матрицей \mathbf{K}^{CAM} (где CAM — Camera). Положение камеры в системе координат объекта устанавливается вектором смещения \mathbf{t}^{CAM} и матрицей направляющих косинусов \mathbf{R}^{CAM} . Рис. 2 иллюстрирует системы координат объекта и камеры.

Ошибка положения трамвая в точке i задается вектором $\Delta \mathbf{x}_i = [\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta a_i]$. Истинные значения $\tilde{\mathbf{x}}_i$ определяются уравнением

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i.$$

Для уменьшения числа исследуемых параметров удобно использовать параметр s_i (1). Этот параметр позволяет снизить размерность задачи, тогда вектор состояния трансформируется в

$$\mathbf{x}_i = [s_i, \alpha_i],$$

а вектор ошибок $\Delta \mathbf{x}_i$ в

$$\Delta \mathbf{x}_i = [\Delta s_i, \Delta \alpha_i].$$

Для оценки вектора ошибок $\Delta \mathbf{x}_i$ используется информация сегментированного изображения рельсового пути (рис. 3) и сплайна маршрута.



Рис. 3. Сегментационное изображение I_i
Fig. 3. Segmented image I_i

При этом возможны два подхода к оценке невязки выхода сегментационной сети и проекции сплайна на основе текущего положения трамвая \mathbf{x}_i . Первый предполагает решение задачи определения невязки в системе координат изображения (проекция сплайна в кадр), второй — в глобальной системе координат (проекция сегментации в систему координат объекта).

1. Нахождение соответствия между спроектированным рельсом по известной функции сплайна и его сегментации, изображенным на I_i с использованием метрики Intersection over Union (IoU или коэффициент пересечения фигур — индекс Жаккара) (рис. 4, a).
2. Нахождение невязки между сплайном и средней линией (скелетом), полученной на основе сегментационного изображения (рис. 4, b).

Уравнение наблюдения представим в виде:

$$y_i = H^{1,2}(\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i) + \omega_i,$$

где $H^{1,2}(\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i)$ — функция связи вектора \mathbf{x}_i с измерениями; ω_i — шум наблюдения, имеет нормальное распределение с нулевым средним и заданной дисперсией $N(0, \sigma_\omega^2)$, N — нормальное распределение.

Будем также считать, что изменение погрешностей навигационной системы в течении процедуры оценки точности описывается следующим уравнением

$$\Delta \mathbf{x}_{i+1} = \Delta \mathbf{x}_i + \mathbf{v}_i,$$

где \mathbf{v}_i — шум модели состояния, имеющий нормальное распределение с нулевым средним и заданной дисперсией $N(0, \sigma_v^2)$.

Требуется найти оценку вектора $\Delta \mathbf{x}_i$ и его ковариационную матрицу.

Описание алгоритма

Для перехода от координат точек первой тележки трамвая в систему координат камеры и обратно необходимо использовать следующие формулы. По координатам тележки вычисляется положение VR точки (передняя точка трамвая на середине бампера, где VR (Vehicle Related) — система координат, связанная с объектом (рис. 5, a)) в глобальной системе координат

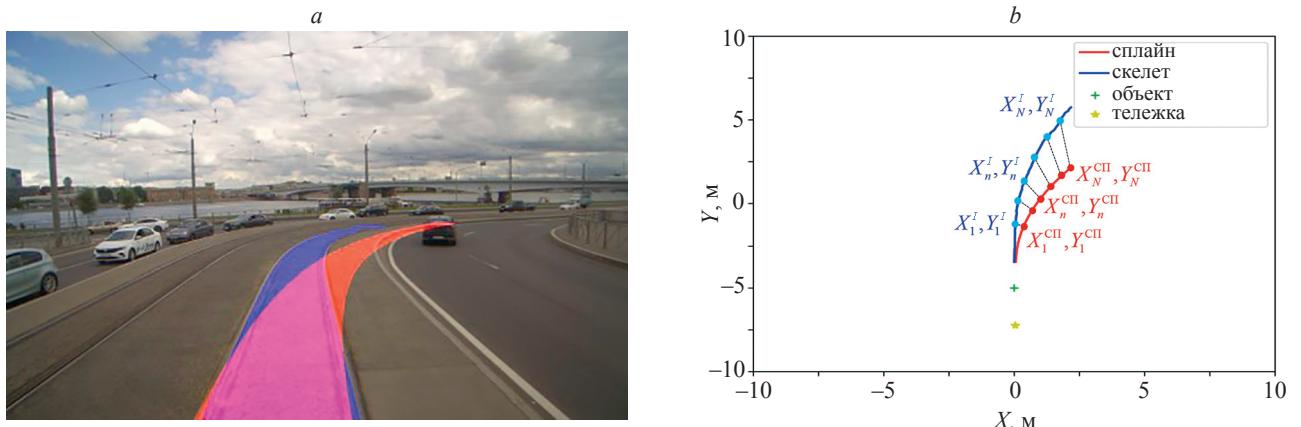


Рис. 4. Два подхода к оценке невязки: визуализация невязки по первой (IoU) (а) и второй (б) методикам.

n — номер формируемой невязки, $n = 1, \dots, N$; СП — сплайн; $(X_n^{\text{СП}}, Y_n^{\text{СП}})$ — координаты точки сплайна n в системе координат объекта; I — Image; (X_n^I, Y_n^I) — координаты точки скелета n в системе координат объекта

Fig. 4. Two approaches to residual evaluation: visualization of residuals using the first (IoU) (a) and the second (b) methods. n — the index of the calculated residual, $n = 1, \dots, N$; СП — spline; $(X_n^{\text{СП}}, Y_n^{\text{СП}})$ — the coordinates of the n -th spline point in the object coordinate system; I — Image; (X_n^I, Y_n^I) — the coordinates of the n -th skeleton point in the object coordinate system

$$x_i^{\text{VR}} = x_i + A \cdot \sin(\alpha_i), \quad (2)$$

$$y_i^{\text{VR}} = y_i + A \cdot \cos(\alpha_i), \quad (3)$$

где A — известное расстояние от первой тележки до середины переднего бампера.

Для преобразования координат из глобальной системы координат в систему координат объекта, где $Z = 0$ (при этом Z обозначает вертикальную компоненту в системе координат объекта, принимаемую равной нулю из-за плавности изменения высотного профиля рельсового пути, рис. 5, б) применим следующую формулу для произвольной точки сплайна n с координатами $\mathbf{t}_n^{\text{СП}} = [x_n^{\text{СП}}, y_n^{\text{СП}}, 0]^T$:

$$\mathbf{T} = \mathbf{R}(\alpha_i)[\mathbf{t}_n^{\text{СП}} - \mathbf{t}_i^{\text{VR}}], \quad (4)$$

где $\mathbf{t}_i^{\text{VR}} = [x_i^{\text{VR}}, y_i^{\text{VR}}, 0]^T$ — положение VR центра в глобальной системе координат в момент времени i ;

$\mathbf{T} = [X_n^{\text{СП}}, Y_n^{\text{СП}}, 0]^T$ — вектор координат точки сплайна в системе координат объекта; $\mathbf{R}(\alpha_i)$ — матрица поворота на основе текущего угла ориентации трамвая α_i , используемая для преобразования координат сплайна из глобальной системы координат в систему координат трамвая.

Положение сплайна в плоскости изображения определяется по формуле

$$\begin{bmatrix} u_n \\ v_n \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K}^{\text{CAM}}[\mathbf{R}^{\text{CAM}}|\mathbf{t}^{\text{CAM}}] \begin{bmatrix} X_n^{\text{СП}} \\ Y_n^{\text{СП}} \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где $[u_n, v_n]$ — координаты точки сплайна в плоскости изображения; $[X_n^{\text{СП}}, Y_n^{\text{СП}}, 0]$ — в системе координат объекта.

Формулы (2)–(5) характеризуют функцию $H^{1,2}(\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i)$ как существенно нелинейную, поэтому для ре-

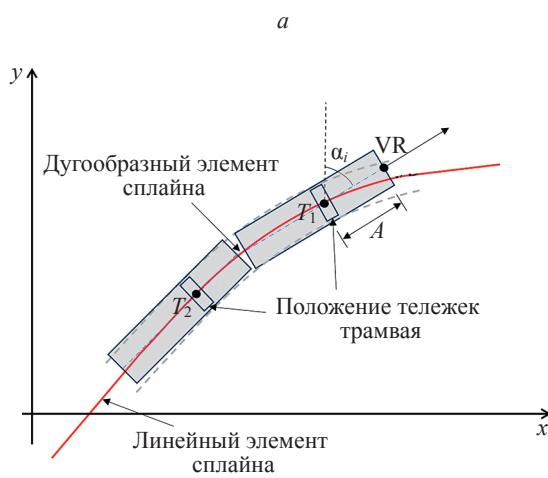


Рис. 5. Схематическое изображение и системы координат двухсекционного трамвая: упрощенная схема двухсекционного трамвая для реализации кинематической модели (а); система координат объекта и система координат камеры (б)

Fig. 5. Schematic illustration and coordinate systems of a two-section tram: Simplified diagram of a two-section tram for implementing a kinematic model (a); Object coordinate system and camera coordinate system (b)

шения задачи оценивания необходимо воспользоваться аппаратом нелинейной фильтрации на основе фильтра частиц. Включение в состав $\Delta \mathbf{x}_i$ параметра пути s_i , позволяет удобно генерировать возможные местоположения трамвая на путях. Вводя некоторый случайный параметр сдвига d (вперед или назад от текущего положения первой тележки), можно сформировать множество возможных координат местоположения трамвая.

Для оценки точности позиционирования трамвая в каждый момент времени i генерируется K случайных гипотез «частиц», определяющих возможное местоположение трамвая. Для каждой гипотезы $j \in 1, \dots, K$ выполняется проекция координат сплайна в кадр изображения (первый подход) и в систему координат объекта (второй подход). Для расчета весов частиц $\tilde{\mu}_{ij}$ используется следующая формула

$$\tilde{\mu}_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2} z_{ij}^T R^{-1} z_{ij}\right),$$

где R — среднее квадратическое отклонение, характеризующее точность измерений; z_{ij} — невязка между измеренными координатами и координатами j -й частицы в момент времени i .

Для первого подхода

$$z_{ij} = 1 - \text{IoU}(I_i, I(s_i + d_j)),$$

где $I(s_i + d_j)$ — синтезированное изображение с проекцией сплайна пути для j -й частицы с учетом перемещения первой тележки на d_j (рис. 6, a).

Для второго подхода

$$\begin{aligned} z_{ij} &= f(S(I_i), h^{-1}(s_i + d_j)) = \sum_{n=1}^N r_n^2 = \\ &= \sum_{n=1}^N (X_n^{\text{СП}} - X_n^I)^2 + (Y_n^{\text{СП}} - Y_n^I)^2, \end{aligned}$$

где функция f вычисляет евклидово расстояние между точками на центральной линии, полученной из скелети

зации сегментированного изображения рельсов, и точками сплайна маршрута, зависящими от текущего положения трамвая; $S(I_i)$ — функция формирования осевой линии дороги по сегментации, основанная на скелетизации (скелет на рис. 4, b); n — номер формируемой невязки, $n = 1, \dots, N$ (пунктирные линии на рис. 4, b); r_n — расстояние между n -й точкой первой линии (скелета) и n -й точкой второй линии (сплайна).

Нормализованные веса μ_{ij} получаются с помощью уравнения

$$\mu_{ij} = \frac{\tilde{\mu}_{ij}}{\sum_{j=1}^K \tilde{\mu}_{ij}}.$$

Истинное положение $\tilde{\mathbf{x}}_i$ определяется уравнением

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \sum_{j=1}^K (\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}_i^j) \mu_{ij}.$$

Для оценки точности определения ошибок Δs и $\Delta \alpha$ используется среднеквадратическое отклонение (СКО) (σ_s и σ_α) для N изображений (моментов времени), в которых проводилась оценка точности на каждом повороте.

$$\sigma_s = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\Delta s_i - \bar{\Delta s})^2}, \quad (6)$$

$$\sigma_\alpha = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\Delta \alpha_i - \bar{\Delta \alpha})^2}. \quad (7)$$

Оценка точности на основе статистических испытаний

Моделирование и параметры испытаний. Для проведения моделирования были выбраны несколько характерных криволинейных участков маршрута трамвая, отличающихся радиусами кривизны. Для каждого

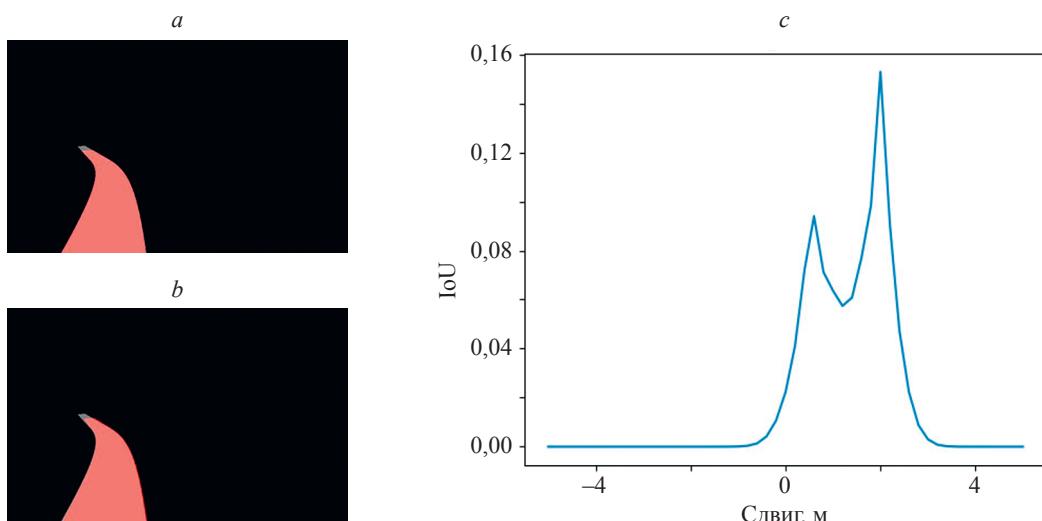


Рис. 6. Сравнение сегментации (красный цвет) и проекции (серый цвет) сплайна в начале поворота при сдвигах сплайна на 2 м (a) и на 0,4 м (b) вперед; соответствующие веса сдвигов (c)

Fig. 6. Comparison of segmentation (red) and spline projection (gray) at the start of a turn with spline shifts of 2 m (a) and 0.4 m (b) forward; Corresponding shift weights (c)

из этих участков выполнены многократные виртуальные проезды трамвая с моделированием различных значений навигационных погрешностей. Это позволило протестировать предложенный метод в условиях, приближенных к реальным, с учетом типичных ошибок позиционирования, которые могут возникнуть в городской среде. На каждом из участков были созданы искусственные сдвиги положения трамвая на основе заранее заданных значений погрешностей, таких как смещения вперед и назад на несколько метров от исходного положения. Таким образом, можно было оценить, насколько метод стабилен и точен при различных ошибках позиционирования, и визуализировать его работу в различных условиях.

Для проведения эксперимента были выбраны изображения, сделанные на выходе из поворота. Это решение связано с тем, что в начале поворота почти одинаковая геометрия сплайна может появляться дважды на разных этапах движения трамвая. Иначе говоря, в начале поворота, на небольших интервалах, сплайн принимает схожие формы, что затрудняет точную идентификацию ошибок. Пример этого можно увидеть на рис. 6, где наблюдаются два пика, указывающие на возможные совпадения. В центральной части поворота изменения в изображении минимальны, что снижает эффективность анализа. По этой причине, использование изображений на выходе из поворота дает более надежные результаты, обеспечивая высокую точность при оценке ошибок.

В эксперименте использованы навигационные сдвиги первой тележки, которые смоделированы случайным образом из нормального распределения с математическим ожиданием 0 и стандартным отклонением 5 м. Для каждого радиуса кривой и величины введенной ошибки был рассчитан показатель СКО (σ_s). На рис. 7 представлены результаты для методов IoU и невязок, демонстрирующие их средние значения СКО для различных радиусов. На рисунке видно, что СКО увеличивается с ростом радиуса кривизны для обоих методов, что указывает на сложность точного позиционирования на более пологих поворотах. Это объясняется тем, что при увеличении радиуса повороты становятся более похожими на прямые участки, что снижает различимость ключевых признаков, используемых для вычислений СКО. Метод IoU демонстрирует значительно меньшие значения СКО по сравнению с методом невязок на всем диапазоне радиусов, что свидетельствует о его большей точности и устойчивости. Особенно заметно преимущество IoU на малых радиусах (до 300 м), где его СКО остается ниже 0,05 м, в то время как для метода невязок наблюдаются резкие колебания и пики до 0,1 м и выше, что объясняется ошибками метода скелетонизации, используемом для определения средней линии области дороги. Кроме того, при радиусах менее 600 м оба метода обеспечивают точность менее 1 м, что является важным показателем для практического применения. Однако метод IoU остается более стабильным даже при увеличении радиуса, в то время как метод невязок демонстрирует значительные отклонения, особенно на радиусах выше 400 м.

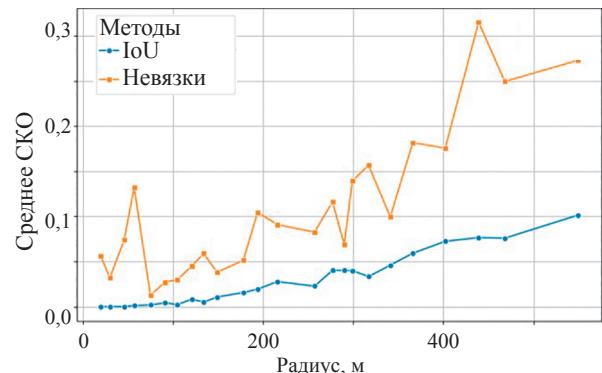


Рис. 7. Среднее среднеквадратическое отклонение методов IoU и невязок для разных значений радиусов

Fig. 7. Mean standard deviation of IoU and the residual methods for different radius values

Ввиду явного преимущества метода IoU в точности и стабильности, данный метод был выбран для использования в реальных экспериментах.

Практическое применение и реальные испытания. Для подтверждения результатов моделирования были использованы реальные данные, собранные на трамвайных маршрутах в городской среде (маршрут № 24 в городе Санкт-Петербурге) (рис. 8, a). Во время этих испытаний проводилась сегментация рельсов в реальных условиях, и на основе полученных данных оценивались ошибки навигационной системы (рис. 8, b, c).

В таблице представлены результаты анализа, основанные на реальных данных, полученных во время испытаний навигационной системы на трамвайном маршруте. Для каждого радиуса кривизны были рассчитаны значения σ_s и σ_a по формулам (6) и (7).

Анализ ошибок на поворотах играет ключевую роль в понимании того, насколько точно навигационная система определяет свое местоположение. На таких участках часто возникают расхождения между фактическим положением трамвая и его расчетным местоположением. Результаты оценки точности показали, что оценка ошибок на криволинейных участках помогает выявить недостатки в работе навигационной системы и предоставляет ценные данные для анализа ее точности.

Таблица. Результаты оценки точности навигационной системы трамвая на поворотах с различными радиусами маршрута

Table. Results of evaluating the navigation system accuracy of the tram on turns with various radii

Радиус, м	σ_s , м	σ_a
19,4	0,284	8°46'37"
31,3	0,431	0°43'19"
53,8	0,201	0°11'46"
60,6	0,390	0°11'49"
114,8	0,461	0°5'17"
150,0	0,691	0°2'49"
200,0	0,856	0°1'52"

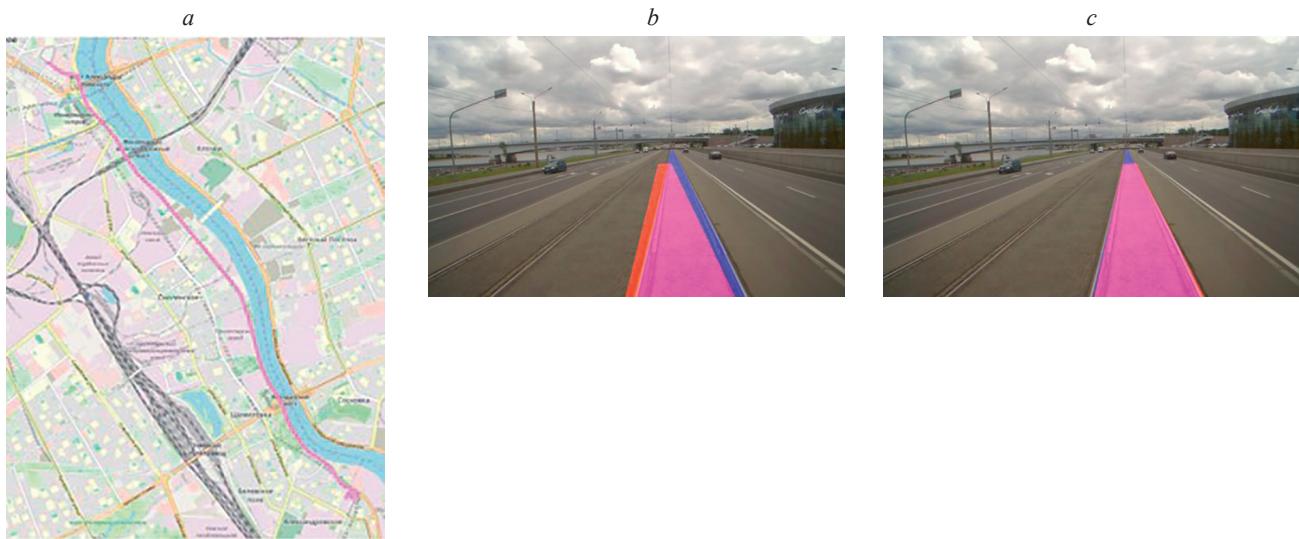


Рис. 8. Реальные испытания: маршрут трамвая на карте (розовый цвет) (a); проекция сплайна (красный цвет) на основе полученных данных, синий цвет — сегментация (b); проекция сплайна после оценки ошибки навигационной системы (c)
Fig. 8. Real-world tests: Tram route on the map (pink) (a); Spline projection (red) based on collected data, blue — segmentation (b); Spline projection after evaluating navigation system error (c)

Качество работы нейронной сети и предложенного подхода в целом зависит от качества входных данных, которое может варьироваться в реальных условиях эксплуатации. Это делает актуальным оценку метода при изменении погодных условий или качества дорожного покрытия. Группа ошибок, связанных с погодными условиями, проявляется прежде всего в виде появления объектов — типа «дворники» в кадре и общем размытии изображения в силу многочисленных капель на стекле. Ее решение прежде всего основывается на использовании последовательности кадров, позволяющих нивелировать отдельные «плохие» изображения. Реализация алгоритмов накапливания сегментации на последовательности кадров может решаться как с использованием более продвинутых — архитектур типа «трансформер» или инженерными методами, например, на основе вероятностных карт и метода Байеса. Вторая группа ошибок, связанная с «новым» типом дорожного покрытия, решается за счет дообучения нейронной сети.

Используемая в работе сегментационная нейронная сеть показала высокую устойчивость в различных сценариях: в дневное и ночное время, заснеженные дороги и слякоть. При использовании стендов, содержащих существенно плохие погодные условия, используется метод построения вероятностных карт.

Очевидно, что эффективность данного подхода оценки точности зависит от геометрии пути, на прямых

участках его эффективность равна нулю. Развитием данного подхода может являться использование на пути следования стрелочных переводов, которые аналогично кривым сравниваются с картой путей и позволяют оценить продольную составляющую ошибки в окрестности их расположения.

Заключение

В работе представлен подход к оценке точности навигационных систем на основе информации систем технического зрения и данных цифровой карты в виде сплайна. Предложенные методы, основанные на сравнении сегментированных изображений и проекций пути, позволяют эффективно оценивать точность позиционирования трамваев на криволинейных участках маршрута. Проведенные эксперименты показали, что использование метода (Intersection over Union) на основе сегментации, значительно улучшает оценку точности навигационной системы, особенно на участках с малым радиусом кривизны. Результаты экспериментов подтверждают, что предложенный подход может служить не только эффективным средством оценки точности навигационных систем, не прибегая к какой-либо внешней информации, например, GPS, но и обеспечивать коррекцию показаний навигационной системы в условиях ее подавления, что способствует счислению координат в условиях спутникового сигнала.

Литература

1. Lobanov M.G., Sholomov D.L. Application of shared backbone DNNs in ADAS perception systems // Proceedings of SPIE. 2021. V. 11605. P. 1160525. <https://doi.org/10.1117/12.2586932>
2. Guzhva N.S., Prun V.E., Postnikov V.V., Lobanov M.G., Sadekov R.N., Sholomov D.L. Using 3D object detection DNN in an autonomous tram to predict the behaviour of vehicles in the road scene // Proc. of the 29th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation

References

1. Lobanov M.G., Sholomov D.L. Application of shared backbone DNNs in ADAS perception systems. *Proceedings of SPIE*, 2021, vol. 11605, pp. 1160525. <https://doi.org/10.1117/12.2586932>
2. Guzhva N.S., Prun V.E., Postnikov V.V., Lobanov M.G., Sadekov R.N., Sholomov D.L. Using 3D object detection DNN in an autonomous tram to predict the behaviour of vehicles in the road scene. *Proc. of the 29th Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation*

- Systems (ICINS). 2022. P. 1–6. <https://doi.org/10.23919/ICINS51784.2022.9815388>
3. Dikeman M., Burns C. Trust in autonomous vehicles: The case of Tesla Autopilot and Summon // IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC). 2017. P. 1093–1098. <https://doi.org/10.1109/smc.2017.8122757>
4. Kukkala V.K., Tunnell J., Pasricha S., Bradley T. Advanced Driver-Assistance Systems: a path toward autonomous vehicles // IEEE Consumer Electronics Magazine. 2018. V. 7. N 5. P. 18–25. <https://doi.org/10.1109/mce.2018.2828440>
5. Song J.H., Jee G.I. Performance enhancement of land vehicle positioning using multiple GPS receivers in an urban area // Sensors. 2016. V. 16. N 10. P. 1688. <https://doi.org/10.3390/s16101688>
6. Jimenez F., Monzon S., Naranjo J.E. Definition of an enhanced map-matching algorithm for urban environments with poor GNSS signal quality // Sensors. 2016. V. 16. N 2. P. 193. <https://doi.org/10.3390/s16020193>
7. Шолохов А.В., Беркович С.Б., Котов Н.И., Садеков Р.Н. Формирование траектории корреляционно-экстремальной навигационной системы по критерию минимума погрешностей координат // Юбилейная XXV Санкт-Петербургская Международная конференция по интегрированным навигационным системам: Сборник материалов. СПб.: «Концерн “Центральный научно-исследовательский институт “Электроприбор”, 2018. С. 175–177.
8. Salleh D.N.S.D.A., Seignez E. Longitudinal error improvement by visual odometry trajectory trail and road segment matching // IET Intelligent Transport Systems. 2019. V. 13. N 2. P. 313–322. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2018.5272>
9. Alonso I.P., Llorca D.F., Gavilan M., Pardo S.A., García-Garrido M.A., Vlacic L., Sotelo M.A. Accurate global localization using visual odometry and digital maps on urban environments // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. 2012. V. 13. N 4. P. 1535–1545. <https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2193569>
10. Schaefer A., Büscher D., Vertens J., Luft L., Burgard W. Long-term urban vehicle localization using pole landmarks extracted from 3-D lidar scans // Proc. of the European Conference on Mobile Robots (ECMR). 2019. P. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ecmr.2019.8870928>
11. Бикмаев Р.Р., Полукаров А.А., Садеков Р.Н. Определение местоположения наземного транспортного средства с использованием монокамеры и дорожных знаков с геодезической привязкой // XXVII Санкт-Петербургская международная конференция по интегрированным навигационным системам: Сборник материалов. СПб.: «Концерн «Центральный научно-исследовательский институт «Электроприбор», 2020. С. 341–345.
12. Wang L., Zhang Y., Wang J. Map-based localization method for autonomous vehicles using 3D-LIDAR // IFAC-PapersOnline. 2017. V. 50. N 1. P. 276–281. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.046>
13. Wang C., Huang H., Ji Y., Wang B., Yang M. Vehicle localization at an Intersection using a traffic light map // IEEE Transactions on intelligent transportation systems. 2019. V. 20. N 4. P. 1432–1441. <https://doi.org/10.1109/TITS.2018.2851788>
14. Murali V., Chiu H.P., Samarasekera S., Kumar R.T. Utilizing semantic visual landmarks for precise vehicle navigation // Proc. of the IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). 2017. P. 1–8. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2017.8317859>
15. Qu X., Soheilian B., Paparoditis N. Landmark based localization in urban environment // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2018. V. 140. P. 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.09.010>
- Systems (ICINS), 2022, pp. 1–6. <https://doi.org/10.23919/ICINS51784.2022.9815388>
3. Dikeman M., Burns C. Trust in autonomous vehicles: The case of Tesla Autopilot and Summon. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2017, pp. 1093–1098. <https://doi.org/10.1109/smc.2017.8122757>
4. Kukkala V.K., Tunnell J., Pasricha S., Bradley T. Advanced Driver-Assistance Systems: a path toward autonomous vehicles. *IEEE Consumer Electronics Magazine*, 2018, vol. 7, no. 5, pp. 18–25. <https://doi.org/10.1109/mce.2018.2828440>
5. Song J.H., Jee G.I. Performance enhancement of land vehicle positioning using multiple GPS receivers in an urban area. *Sensors*, 2016, vol. 16, no. 10, pp. 1688. <https://doi.org/10.3390/s16101688>
6. Jimenez F., Monzon S., Naranjo J.E. Definition of an enhanced map-matching algorithm for urban environments with poor GNSS signal quality. *Sensors*, 2016, vol. 16, no. 2, pp. 193. <https://doi.org/10.3390/s16020193>
7. Sholokhov A.V., Berkovich S.B., Kотов N.I., Sadekov R.N. Formation of the trajectory of the correlation-extreme navigation system according to the criterion of minimum coordinate errors. *Proc. of the 25th St. Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems*, 2018, pp. 175–177. (in Russian)
8. Salleh D.N.S.D.A., Seignez E. Longitudinal error improvement by visual odometry trajectory trail and road segment matching. *IET Intelligent Transport Systems*, 2019, vol. 13, no. 2, pp. 313–322. <https://doi.org/10.1049/iet-its.2018.5272>
9. Alonso I.P., Llorca D.F., Gavilan M., Pardo S.A., García-Garrido M.A., Vlacic L., Sotelo M.A. Accurate global localization using visual odometry and digital maps on urban environments. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, vol. 13, no. 4, pp. 1535–1545. <https://doi.org/10.1109/TITS.2012.2193569>
10. Schaefer A., Büscher D., Vertens J., Luft L., Burgard W. Long-term urban vehicle localization using pole landmarks extracted from 3-D lidar scans. *Proc. of the European Conference on Mobile Robots (ECMR)*. 2019, pp. 1–7. <https://doi.org/10.1109/ecmr.2019.8870928>
11. Bikmaev R.R., Polukarov A.A., Sadekov R.N. Position location of a land vehicle using a single-camera and road signs with geodetic coupling. *Proc. of the 27th St. Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems*, 2020, pp. 341–345. (in Russian)
12. Wang L., Zhang Y., Wang J. Map-based localization method for autonomous vehicles using 3D-LIDAR. *IFAC-PapersOnline*, 2017, vol. 50, no. 1, pp. 276–281. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.046>
13. Wang C., Huang H., Ji Y., Wang B., Yang M. Vehicle localization at an Intersection using a traffic light map. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 2019, vol. 20, no. 4, pp. 1432–1441. <https://doi.org/10.1109/TITS.2018.2851788>
14. Murali V., Chiu H.P., Samarasekera S., Kumar R.T. Utilizing semantic visual landmarks for precise vehicle navigation. *Proc. of the IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2017, pp. 1–8. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2017.8317859>
15. Qu X., Soheilian B., Paparoditis N. Landmark based localization in urban environment. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, vol. 140, pp. 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.09.010>

Авторы

Али Бушра — аспирант, Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС», Москва, 119049, Российская Федерация, [sc 58221235200](https://orcid.org/0000-0001-6895-1505), [bushrayehyaali@gmail.com](https://orcid.org/0000-0001-6895-1505)

Садеков Ринат Наильевич — доктор технических наук, доцент, главный инженер-разработчик, АО «Когнитив», Москва, 634063, Российская Федерация; профессор, Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС», Москва, 119049, Российская Федерация, [sc 56040068200](https://orcid.org/0000-0001-6286-358X), [r.sadekov@misis.ru](https://orcid.org/0000-0001-6286-358X)

Authors

Bushra Ali — PhD Student, University of Science and Technology MISIS, Moscow, 119049, Russian Federation, [sc 58221235200](https://orcid.org/0000-0001-6895-1505), [bushrayehyaali@gmail.com](https://orcid.org/0000-0001-6895-1505)

Rinat N. Sadekov — D.Sc., Associate Professor, Chief Engineer-Developer, Cognitive JSC, Moscow, 634063, Russian Federation; Professor, University of Science and Technology MISIS, Moscow, 119049, Russian Federation, [sc 56040068200](https://orcid.org/0000-0001-6286-358X), [r.sadekov@misis.ru](https://orcid.org/0000-0001-6286-358X)