

АЛГОРИТМ ИНТЕГРАЦИИ СЕНСОРНЫХ ДАННЫХ ДЛЯ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ АВТОНОМНЫХ РОБОТОВ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ТРАНСПОРТНОЙ СРЕДЕ¹

Трефилов П. М.²

(ФГБУН Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

Предложен алгоритм интеграции сенсорных данных для оценки состояния автономных объектов в интеллектуальной транспортной среде (ИТС). Основное внимание уделяется обеспечению точности навигации в сложных и динамически изменяющихся условиях городской среды, где традиционные методы навигации, такие как GPS, могут быть недостаточно эффективными. Предложенный алгоритм объединяет данные от различных сенсоров (LIDAR, камеры, инерциальные сенсоры, GPS) и элементов ИТС, обеспечивая точную оценку положения и траектории движения автономных систем. Экспериментальные результаты, полученные в условиях имитационного моделирования и натурных испытаний, подтвердили повышение точности, что делает его перспективным для применения в автономных транспортных средствах. В работе также обсуждаются возможности дальнейшего развития алгоритмов машинного обучения и методов защиты данных для улучшения эффективности и безопасности навигационных систем в ИТС.

Ключевые слова: интеграция сенсорных данных, интеллектуальные транспортные системы, автономные объекты, алгоритмы навигации, безопасность.

1. Введение

Разработка навигационных систем для робототехнических платформ в интеллектуальной транспортной среде (ИТС) – это активная область исследований, направленная на создание методов точного и надежного перемещения роботов в динамических условиях. Вектор состояния навигационной системы, включающий такие параметры, как положение, ориентация, скорость

¹ Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда №23-19-00338, <https://rscf.ru/project/23-19-00338/>.

² Петр Михайлович Трефилов, н.с. (petertrfi@ipu.ru).

и траектория движения динамических объектов, требует постоянной оценки в реальном времени для обеспечения безопасного и эффективного функционирования автономных систем.

Особое внимание уделяется не только разработке методов точного позиционирования и навигации, но и обеспечению эффективного взаимодействия роботов с элементами интеллектуальной транспортной инфраструктуры, такими как адаптивные светофоры, интеллектуальные дорожные знаки и автоматизированные системы управления движением. Интеграция информации от различных источников является ключевым фактором для повышения надежности и устойчивости навигационных решений.

Одной из основных проблем является обеспечение высокой точности и надежности навигации в сложных условиях эксплуатации: при ограниченной видимости, неблагоприятных погодных условиях, в плотной городской застройке, где сигналы глобальных навигационных спутниковых систем (GNSS) могут быть искажены или недоступны. В таких ситуациях необходимо разрабатывать алгоритмы, способные эффективно использовать данные от бортовых сенсоров (лидаров, радаров, камер, инерциальных навигационных систем) и внешних источников, интегрированных в ИТС, для обеспечения точного определения положения и ориентации робота.

Кроме того, системы должны быть достаточно гибкими, чтобы адаптироваться к изменениям в транспортной среде, таким как временные перекрытия дорог, изменения в разметке или появление новых дорожных знаков. Это требует использования алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта, которые способны быстро обучаться и адаптироваться к новым условиям, а также анализировать большие объемы данных для принятия оптимальных решений.

Развитие навигационных систем для робототехнических платформ в ИТС направлено на создание полностью автономных транспортных средств, способных безопасно и эффективно перемещаться в сложных и динамически изменяющихся условиях городской среды. В будущем ожидается дальнейшее совершенствование сенсорных технологий, методов обработки данных и алго-

ритмов искусственного интеллекта, что позволит повысить точность и надежность навигационных систем. С развитием технологий Интернета вещей (IoT) и увеличением количества подключенных устройств ИТС будут становиться все более комплексными, интегрируя в себя не только транспортные средства и дорожную инфраструктуру, но и различные устройства, которые могут предоставить дополнительную информацию для улучшения навигации и управления движением.

Таким образом, успешное развитие и внедрение навигационных систем для роботов в ИТС требует комплексного подхода, объединяющего достижения в области сенсорных технологий, машинного обучения, коммуникаций и кибербезопасности. Такие системы могут сыграть ключевую роль в создании умных городов будущего, где транспорт будет безопасным, эффективным [2].

2. Основные подходы к локализации объектов в ИТС

Одним из ключевых направлений в этой области является одновременная локализация и построения карты Simultaneous Localization and Mapping (SLAM). Этот метод позволяет робототехническим платформам одновременно создавать карту окружающей среды и определять свое собственное местоположение. Ведущие ученые в этой области, такие как Хью Дуррант-Уайт и Джон Леонард, заложили фундамент современных подходов к локализации и картографии в своих работах, включая статью [5]. Их исследования существенно повысили точность оценки вектора состояния, особенно в условиях неизвестной и динамически изменяющейся среды.

Современные усовершенствования метода SLAM, как показано в [4], позволяют интегрировать дополнительные сенсорные данные для повышения точности. Преимуществом этих методов является возможность одновременного построения карты окружающей среды и определения собственного местоположения без предварительно известной карты или зависимости от GPS-сигнала. Метод адаптируется к различным типам сенсоров, включая лидары, камеры и ультразвуковые датчики. Однако процесс

одновременной локализации и построения карты требует значительных вычислительных ресурсов, что может ограничивать его применение в реальном времени на платформах с ограниченными вычислительными возможностями. Кроме того, ошибки в данных сенсоров могут привести к накоплению погрешностей в построении карты и ухудшению общей локализации системы.

Еще одним важным направлением является применение методов машинного обучения и искусственного интеллекта для улучшения навигационных систем. Себастьян Трун, один из ведущих ученых в этой области, предложил использование байесовских сетей и других методов машинного обучения для повышения точности и надежности автономных систем [13]. Его подходы позволяют роботам адаптироваться к изменяющимся условиям и улучшать свои способности к самообучению. Современные модели глубокого обучения, такие как глубокие сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Networks, CNN), позволяют роботам совершенствовать навыки навигации и взаимодействия с окружающей средой [8]. Преимущество применения методов машинного обучения заключается в способности роботов обучаться на основе накопленного опыта и улучшать модели поведения и локализации со временем. Эти методы эффективно анализируют большие объемы данных от множества сенсоров, учитывая сложные нелинейные зависимости. В отличие от численных методов, машинное обучение позволяет создавать предсказательные модели, которые учитывают поведение других динамических объектов и прогнозируют изменения в дорожной обстановке. Однако методы машинного обучения требуют значительных объемов данных для обучения моделей, что может быть затруднительно в условиях быстро меняющейся среды. Кроме того, результаты, полученные с помощью искусственного интеллекта, иногда трудно интерпретировать, что осложняет диагностику ошибок и их устранение.

Алгоритмы фильтрации и оптимизации также играют ключевую роль в оценке состояния динамических систем. Фильтр Калмана, предложенный Рудольфом Калманом [7], остается фундаментальным инструментом для оценки вектора состояния в реальном времени. Этот метод используется для сглаживания и предсказания параметров, что особенно важно в условиях шума

и неопределенности. Расширенный фильтр Калмана (ЕКФ) и другие современные методы продолжают быть эффективными для работы в реальном времени и широко используются для предсказания состояния систем [15]. Основным достоинством стоит выделить простоту реализации и высокую вычислительно эффективность (работа в режиме реального времени на многих платформах с относительно небольшими вычислительными способностями). ФК используется в широком диапазоне приложений: от локализации роботов до контроля движения транспортных средств, способен эффективно уменьшать влияние шума и неточностей в данных, предоставляемых сенсорами. Однако ФК имеет ряд ограничений на применение нелинейных моделей, что ограничивает его применимость в условиях, где присутствуют нелинейные зависимости. Ошибки в модели системы или неверные предположения о распределении ошибок могут привести к значительным отклонениям в оценке состояния.

Интеграция данных от различных сенсоров для повышения точности и надежности является еще одним важным аспектом разработки навигационных систем. Так, в статье [3] предложены методы объединения данных от лидаров, камер и инерциальных сенсоров, что позволяет повысить устойчивость систем к различным внешним воздействиям. Современные методы объединения данных от нескольких сенсоров, такие как алгоритмы на основе байесовских сетей, позволяют компенсировать недостатки одного сенсора за счет преимуществ другого, повышая общую точность системы [9]. В случае отказа одного сенсора система может продолжать функционировать, используя данные от других сенсоров. Система может адаптироваться к различным условиям, например, использовать оптические сенсоры при хорошей видимости и инерциальные данные при плохой видимости. Однако в случае значительной информационной избыточности фильтрация погрешностей, основанных на различных физических принципах, не предоставляется возможным.

В контексте интеллектуальных транспортных систем интеграция роботов в ИТС требует учета взаимодействия с инфраструктурой. В статье [12] описаны подходы к интеграции автономных транспортных средств в городскую среду, подчеркивая

важность взаимодействия с интеллектуальной транспортной инфраструктурой для обеспечения безопасности и эффективности движения. Использование данных от ИТС (например, о пробках и дорожных условиях) позволяет роботам оптимизировать свои маршруты и снижать время в пути. Современные алгоритмы взаимодействия позволяют автономным транспортным средствам эффективно координировать свои действия с элементами ИТС и другими участниками движения, что улучшает общую эффективность транспортной средств [16]. Взаимодействие с ИТС позволяет автономным транспортным средствам заранее получать предупреждения о потенциальных опасностях, таких как аварии или закрытые дороги. Однако эффективность таких систем сильно зависит от уровня развития и распространенности ИТС, что ограничивает их применение в менее развитых регионах. Передача данных между автономными транспортными средствами и ИТС может создавать риски утечки информации и кибератак, что требует дополнительных мер безопасности.

Развитие ИТС требует создания надежных и эффективных механизмов защиты данных, передаваемых между автономными транспортными средствами и элементами инфраструктуры. Для минимизации рисков, связанных с кибератаками и утечкой данных, разрабатываются современные криптографические методы и протоколы безопасной передачи данных. Важную роль в этом играют технологии распределенных реестров, которые позволяют обеспечить прозрачность и защиту передаваемой информации, а также улучшить доверие между участниками транспортной системы [1, 10].

Тем не менее внедрение этих технологий требует решения ряда технических и организационных проблем. Во-первых, необходимо обеспечить совместимость и стандартизацию протоколов передачи данных между различными элементами ИТС и автономными транспортными средствами. Это включает в себя разработку единых стандартов для связи и взаимодействия, а также создание централизованных и децентрализованных систем управления доступом к данным.

Во-вторых, интеграция криптографических методов защиты данных может привести к увеличению вычислительных затрат

и задержек в передаче информации. В условиях реального времени это может негативно сказаться на безопасности и эффективности работы ИТС. Для решения этой проблемы разрабатываются алгоритмы оптимизации вычислительных процессов, такие как методы параллельных вычислений и распределенной обработки данных, которые позволяют снизить нагрузку на системы и улучшить их производительность [14].

Кроме того, важно учитывать аспекты этики и конфиденциальности при разработке и внедрении ИТС. Сбор и обработка больших объемов данных о перемещении транспортных средств и их взаимодействии с инфраструктурой поднимают вопросы о защите персональных данных и соблюдении прав пользователей. В этой связи особое внимание уделяется разработке методов анонимизации и минимизации данных, которые позволяют сохранять приватность пользователей, не снижая при этом точности и эффективности работы систем [6].

Интеллектуальные транспортные системы (ИТС) играют важную роль в развитии и улучшении функциональности беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). Внедрение ИТС позволяет значительно повысить точность навигации, безопасность полетов и эффективность выполнения задач в условиях сложной и динамически изменяющейся среды. ИТС обеспечивает беспилотные летательные аппараты критически важной информацией в реальном времени, что позволяет им корректировать маршрут, избегать столкновений, эффективно координировать действия с другими участниками воздушного движения и выполнять задачи даже в условиях ограниченной видимости или отсутствия GPS-сигнала. Так, в работе [11] используется метод оппортунистического слияния данных с различных сенсоров с применением байесовского фильтра Монте-Карло для повышения точности навигации. Особенностью подхода является возможность динамической интеграции наблюдений от внешних дружественных сенсорных устройств, что повышает устойчивость системы и делает ее пригодной для работы как в помещениях, так и на открытом воздухе. Управление процессом сбора информации осуществляется с помощью многоагентного слоя, что обеспечивает прозрачность для основного фильтрующего решения. В качестве

доказательства концепции представлены предварительные результаты, полученные на реальной платформе, специализирующейся на навигации на открытом воздухе.

Таким образом, разработка навигационных систем для робототехнических платформ в интеллектуальной транспортной среде является многогранной задачей, требующей комплексного междисциплинарного подхода. Это включает в себя не только совершенствование методов локализации, картографии и машинного обучения, но и интеграцию современных технологий безопасности и защиты данных. Решение этих задач позволит создать более эффективные, надежные и безопасные интеллектуальные транспортные системы, способные удовлетворить растущие потребности современного общества.

3. Алгоритм интеграции сенсорных данных для оценки состояния автономных объектов в ИТС

Для обеспечения безопасного и точного перемещения беспилотного летательного аппарата (БПЛА) в ИТС необходимо разработать алгоритм интеграции сенсорных данных. В ИТС используются многочисленные источники информации, включая данные от других транспортных средств, элементов дорожной инфраструктуры и различных сенсоров. Традиционные методы объединения данных могут сталкиваться с проблемой информационной избыточности, когда избыточные данные не уменьшают, а наоборот увеличивают погрешность, что снижает общую точность системы. Поэтому требуется особый подход, который учитывает и минимизирует такие риски, обеспечивая при этом высокую точность оценки состояния аппарата.

Таким образом алгоритм должен:

1. Собирать данные с различных сенсоров (LIDAR, камеры, IMU, GPS, и др.), а также агрегировать информацию, поступающую от элементов ИТС.
2. Оценивать качество получаемых данных для выявления возможных ошибок или недостатков.
3. Выбирать наиболее релевантные данные, исключая те, которые могут ухудшить общую оценку состояния.

4. Адаптивно объединять выбранные данные, используя взвешенные методы, чтобы минимизировать погрешность.

5. Предсказывать состояние БЛА на основе модели движения и предыдущих данных.

6. Корректировать предсказанное состояние с учетом собранной информации.

7. Проверять условия завершения миссии и повторять процесс, пока цель не будет достигнута.

Для математической формализации алгоритма примем начальное состояние вектора состояния x_0 и ковариационную матрицу ошибки P_0 , равную начальным значениям, в которой $x(t)$ включает параметры положения, ориентации, скорости и другие динамические параметры БПЛА.

В каждый момент времени t БПЛА получает данные с различных сенсоров: $z_{CAM}(t)$, $z_{IMU}(t)$, $z_{GPS}(t)$, $I_{ITS}(t)$, где: $z_{CAM}(t)$ – измерение с камеры; $z_{IMU}(t)$ – измерения от инерциальной навигационной системы; $z_{GPS}(t)$ – измерения спутниковой навигационной системы; $I_{ITS}(t)$ – измерения о местоположении и скорости объекта с использованием ИТС.

Ковариационная матрица измерений примет вид

$$(1) R_i(t) = Cov(z_i(t)).$$

Стандартные отклонения и уровни неопределенности для каждого сенсор имеют вид

$$(2) \sigma_i(t) = \sqrt{diag R_i(t)}.$$

Для выбора релевантных данных необходимо произвести оценку. На основе анализа качества данных выбираются наиболее информативные сенсоры. Пороговое значение (*threshold*) математически определяется в зависимости от задачи и используемого метода анализа данных. В контексте интеграции сенсорных данных *threshold* используется для отбора релевантных данных, минимизации погрешности и устранения ненадежных данных. Допустим, выбранные сенсоры обозначаются индексами j .

Выбираются сенсоры, удовлетворяющие условию

$$(3) Z(t) = \{z_j(t) : \sigma_j(t) < threshold\}.$$

Проверка на корреляцию между данными сенсоров будет выглядеть как:

$$(4) \quad p_{ij}(t) = \frac{\text{Cov}(z_i(t), z_j(t))}{\sigma_{z_i}(t)\sigma_{z_j}(t)},$$

где $\text{Cov}(z_i(t), z_j(t))$ – ковариация между измерениями $z_i(t)$ и $z_j(t)$; $\sigma_{z_i}(t)$ и $\sigma_{z_j}(t)$ – стандартные отклонения измерений $z_i(t)$ и $z_j(t)$ соответственно.

Если $|p_{ij}(t)| > \text{corr_threshold}$, то данные $z_j(t)$ исключаются, чтобы избежать разнородной ошибки, возникшей из-за разных физических принципов. corr_threshold используется для контроля качества и релевантности данных, участвующих в оценке состояния объекта, исключая те данные, которые могут привести к ухудшению точности оценки из-за их высокой взаимозависимости. Этот порог задается в зависимости от конкретной задачи и методов анализа данных

Для каждого оставшегося сенсора рассчитывается объединенное значение измерений $z^{comb}(t)$ полученных с различных сенсоров, которые прошли фильтрацию и были отобраны как релевантные:

$$(5) \quad z^{comb}(t) = \sum_j \omega_j(t) z_j(t),$$

где веса $\omega_j(t)$ определяются как

$$(6) \quad \omega_j(t) = \frac{1/\sigma_j^2(t)}{\sum_k 1/\sigma_k^2(t)}.$$

Таким образом, $z^{comb}(t)$ представляет собой среднее взвешенное значение измерений, учитывающее точность каждого сенсора, что позволяет минимизировать погрешность в оценке состояния системы. То есть сенсоры с меньшей неопределенностью имеют больший вес.

В случае отсутствия сигналов от сенсоров необходимо проведение экстраполяции измерений. Используя модель движения БЛА, предсказание состояния производится следующим образом:

$$\hat{x}(t|t-1) = f(\hat{x}(t-1), u(t-1)).$$

Обновление ковариационной матрицы:

$$(7) \quad P(t|t-1) = F(t-1)P(t-1)F^T(t-1) + Q(t-1),$$

где $F(t-1)$ – матрица частных производных функции перехода, а $Q(t-1)$ – ковариационная матрица процессного шума.

Для реализации коррекции вектора состояния с помощью обратной связи на основе объединения измерительной информации с различных сенсоров используется фильтр Калмана:

$$(8) \hat{x}(t) = \hat{x}(t | t - 1) + K(t)(z^{comb}(t) - h(\hat{x}(t | t - 1)))$$

где матрица Калмана $K(t)$:

$$K(t) = P(t | t - 1)H^T(t) (H(t)P(t | t - 1)H^T(t) + R_{comb}(t))^{-1},$$

где $H(t)$ – матрица частных производных функции наблюдения, $R_{comb}(t)$ – объединенная ковариационная матрица ошибок наблюдений.

Обновление ковариационной матрицы состояния происходит следующим образом:

$$(9) P(t) = (I - K(t)H(t))P(t | t - 1)$$

где I — единичная матрица, $H(t)$ — матрица частных производных функции наблюдения, которая связывает измерения с состоянием.

4. Проведение эксперимента

Для оценки эффективности предложенного алгоритма интеграции сенсорных данных были проведены две серии экспериментов: имитационное моделирование и натурные испытания.

Целью эксперимента является оценка эффективности предложенного алгоритма интеграции сенсорных данных для автономного объекта (БПЛА) в условиях имитационной и реальной среды.

Имитационная модель представляет собой виртуальную среду, где автономный объект оснащен несколькими сенсорами (камера, IMU, GPS), генерирующими данные о состоянии объекта (положение, ориентация, скорость и т.д.). В модели учитываются различные факторы, такие как шумы и погрешности в измерениях, задержки в передаче данных и внешние воздействия на сенсоры.

Для оценки эффективности предложенного алгоритма интеграции сенсорных данных, включая обработку данных, фильтрацию, коррекцию состояния с использованием фильтра Калмана и управление на основе объединенной информации, задаются

начальные параметры для симуляции, включая значения `corr_threshold`.

Для сравнения использовались траектории, полученные следующим образом:

1) БПЛА полагается только на собственные сенсоры (ИНС, камеры, GPS) и предварительно загруженные карты для обхода запрещенной зоны;

2) БПЛА получает поддержку от ИТС, включая обновления данных о статических и динамических препятствиях (например, других летательных аппаратах, строительных кранах), а также рекомендации по оптимальному маршруту через городской район.

Эксперимент проводился с использованием пяти различных сценариев:

1) БПЛА пролетает через имитацию застройки, избегая препятствий, таких как башни и другие высокие объекты.

2) БПЛА выполняет миссию и сталкивается с нештатной ситуацией, требующей экстренной посадки (например, потеря связи или отказ оборудования). Оценивается способность системы безопасно приземлить БПЛА с использованием информации от ИТС.

3) БПЛА должен выполнить задание в условиях ограниченной видимости, таких как туман, дождь или ночь. В качестве эксперимента камера была отключена и информации от нее не поступало.

4) БПЛА должен доставить груз в указанную точку назначения, при этом условия на маршруте могут динамически изменяться (например, изменение конечной точки доставки).

5) БПЛА должен выполнить задание вблизи зоны, в которой запрещены полеты. Необходимо безопасно обойти запрещенную зону, не нарушая ее границы (запретная зона сформирована искусственно).

В качестве платформы использовался БПЛА, собранный из общедоступных комплектующих и изображенный на рис. 1.

Во время полета местоположение БПЛА постоянно изменялось и сравнивалось с запланированным маршрутом. Запись данных осуществлялась с частотой 100 Гц для ИНС и 10 Гц для СНС и камеры. Отклонение от маршрута определялось как расстояние

между фактическим положением БПЛА и ближайшей точкой на запланированном маршруте. Процент точности удержания маршрута рассчитывался как отношение времени, когда БПЛА находился в пределах допустимого отклонения, к общему времени полета по маршруту.



Рис. 1. Модель используемого БПЛА

По результатам эксперимента рассчитывался процент точности удержания маршрута. Он рассчитывался, как отношение количества времени, когда БПЛА находился в пределах допустимого отклонения, к общему времени полета по маршруту.

По результатам серии экспериментов получены значения, изображенные на рис. 2.

Результаты продемонстрировали, что при слабой корреляции данных от сенсоров предложенный алгоритм интеграции сенсорных данных способен обеспечивать высокую точность и стабильность в оценке состояния автономных объектов. Это свидетельствует о том, что алгоритм может эффективно минимизировать погрешности, вызванные несовпадением данных от различных сенсоров, и способен работать в условиях информационной избыточности, сохраняя при этом более высокую точность.

Сравнение точности удержания маршрута БПЛА с различными конфигурациями сенсоров показало, что использование предложенного подхода позволило улучшить контроль за траекторией движения объекта, особенно в условиях, где сигналы GPS

нестабильны или отсутствуют. Таким образом, алгоритм доказал свою эффективность в условиях реальной эксплуатации, где интеграция данных от множества источников играет ключевую роль в обеспечении безопасности и точности навигации.

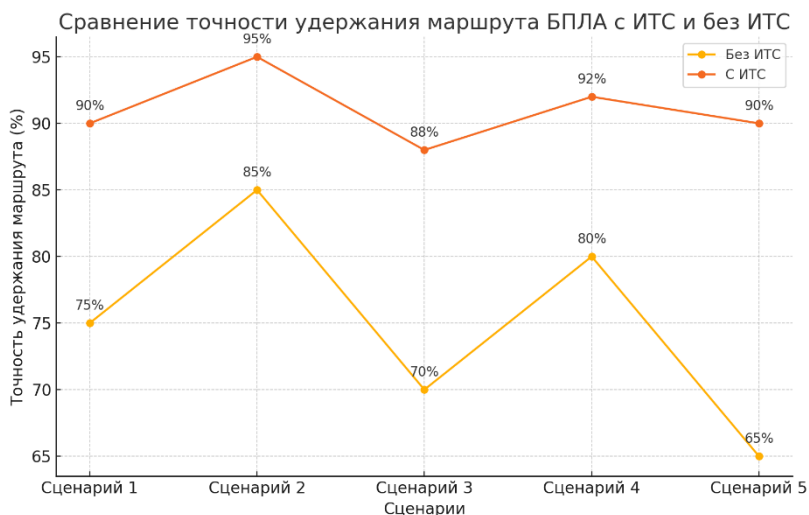


Рис. 2. Сравнение точности удержания маршрута БПЛА

5. Заключение

В данной работе предложен и экспериментально проверен алгоритм интеграции сенсорных данных для оценки состояния автономных объектов в интеллектуальных транспортных системах. Результаты проведенных экспериментов показали, что предложенный подход обеспечивает более высокую точность оценки состояния по сравнению с традиционными методами.

Перспективы дальнейших исследований включают совершенствование алгоритмов обработки и интеграции данных, что позволит повысить устойчивость и адаптивность систем автономного управления. В частности, планируется улучшение методов машинного обучения и фильтрации данных для уменьшения вычислительных затрат и повышения эффективности работы в реальном времени. Также в ближайших планах расширение

возможностей алгоритма для работы в условиях ограниченной видимости и сложных погодных условий, а также интеграция с новыми типами сенсоров и элементами ИТС.

С учетом быстрого развития технологий такие системы могут стать основой для создания более безопасных и эффективных умных городов будущего. Автономные транспортные средства смогут взаимодействовать с элементами инфраструктуры и друг с другом на высоком уровне, обеспечивая безопасное и эффективное управление транспортными потоками.

Литература

1. ЖАРКО Е.Ф., ПРОМЫСЛОВ В.Г., ИСХАКОВ А.Ю. и др. *Кибербезопасность беспилотных транспортных средств. Архитектура. Методы проектирования.* – М.: Радиотехника, 2021. – 160 с.
2. ROMANOVA M.A., GALIN R.R., TREFILOV P.M. *Application of IoT technologies for automation of management in agriculture* // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – Krasnoyarsk: IOP Publishing Ltd, 2019. – Vol. 315. – DOI: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/315/3/032032/pdf>.
3. ABDI B., AL HAGE J., EL BADAoui EL NAJJAR M. et al. *Multi-Robot Autonomous Navigation System Using Informational Fault Tolerant Multi-Sensor Fusion with Robust Closed Loop Sliding Mode Control* // 21st International Conference on Information Fusion (FUSION) – 2018. – P. 2258–2265 – DOI: 10.23919/ICIF.2018.8455787.
4. BASHAR Md. S., ASHIKUZZAMAN A.K.M., RAFID M. et al. *Recent Advancements in Visual-Inertial Simultaneous Localization and Mapping (VIO-SLAM) for Autonomous Vehicles: A Review* // Int. Journal of Engineering Research & Technology (IJERT). – May, 2023. – Vol. 12, Iss. 05. – P. 280–284.
5. DURRANT-WHYTE H., BAILEY T. *Simultaneous Localization and Mapping: Part I* // IEEE Robotics & Automation Magazine. – 2006. – Vol. 13, No. 2. – P. 99–110. – DOI: 10.1109/MRA.2006.1638022.

6. GOSMAN C., DOBRE C., POP F. *Privacy-Preserving Data Aggregation in Intelligent Transportation Systems* // IFIP/IEEE Symposium on Integrated Network and Service Management (IM-2017), Lisbon, Portugal, 2017. – P. 1059–1064. – DOI: 10.23919/INM.2017.7987438.
7. KALMAN R. *A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems* // Journal of Basic Engineering. – 1960. – P. 35–45.
8. KENDALL A., GRIMES M. *End-to-End Learning of Geometry and Context for Deep Stereo Regression* // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2017. – P. 678–692.
9. LABBE M., MICHAUD F. *RTAB-Map as an Open-Source Lidar and Visual SLAM Library for Large-Scale and Long-Term Online Operation* // Journal of Field Robotics. – 2021. – Vol. 36, No. 3. – P. 545–564.
10. MADAAN G., KUMAR A., BHUSHAN B. *Blockchain Assisted Secure Data Sharing in Intelligent Transportation Systems* // Smart and Sustainable Approaches for Optimizing Performance of Wireless Networks – 2022. – P. 1834–1843.
11. MARTI E., GARCIA J., MOLINA J. *Opportunistic Multi-Sensor Fusion for Robust Navigation in Smart Environments* // User-Centric Technologies and Applications – 2011. – Vol. 94. – P. 1–10.
12. SHLADOVER S., RIZZETTO C. *Automated Vehicles and the Smart Transportation System* // IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems. – 2013. – P. 23–33.
13. THRUN S. *Probabilistic Robotics*. – MIT Press, 2005. – P. 45–78.
14. XIAO J., LIU Y., ZOU Y. et al. *An Efficient Elliptic Curve Cryptography-Based Secure Communication with Privacy Preserving for Autonomous Vehicle* // Journal of Advanced Transportation. – 2024. – Vol. 2024, No. 5808088. – P. 1–10. – DOI: 10.1155/2024/5808088.
15. XU M., CHEN S., HUANG S. et al. *Invariant EKF Based 3D Active SLAM with Exploration Task*. // Springer Nature – 2022. – P. 1–14.
16. BITHAS P. *Special Issue "Challenges in V2X Communications for Cooperative Autonomous Driving."* // Signal Processing – 2019. – P. 1–5.

SENSOR DATA INTEGRATION ALGORITHM FOR STATE ESTIMATION OF AUTONOMOUS ROBOTS IN AN INTELLIGENT TRANSPORT SYSTEM

Peter Trefilov, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, (petertrfi@ipu.ru).

Abstract: This paper deals with the development and experimental testing of a sensor data integration algorithm for estimating the state of autonomous objects in intelligent transport systems (ITS). The main attention is paid to ensuring accuracy and reliability of navigation in complex and dynamically changing conditions of urban environment, where traditional navigation methods, such as GPS, may be insufficiently effective. The proposed algorithm combines data from different sensors (LiDAR, cameras, inertial sensors, GPS) and ITS elements to provide accurate position and trajectory estimation of autonomous systems. Experimental results obtained in simulation and field tests confirmed high accuracy and adaptability of the algorithm, which makes it promising for application in autonomous vehicles. The paper also discusses the possibilities of further development of machine learning algorithms and data protection methods to improve the efficiency and safety of navigation systems in ITS.

Keywords: sensor data integration, intelligent transport systems, autonomous objects, navigation algorithms, safety.

УДК 004.3+004.6
ББК 16.2

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии Н.А. Коргиным.*

*Поступила в редакцию 20.09.2024.
Опубликована 30.11.2024.*