

# МОМА: одометрия с визуальным мобильным маркером

Рауль Акуна<sup>1</sup>, Цзайцзюань Ли<sup>1</sup> Фолькер Виллерт<sup>1</sup>

*Абстрактный*— В этой статье мы представляем схему кооперативной одометрии, основанную на обнаружении мобильных маркеров, в соответствии с идеей совместного позиционирования нескольких роботов [1]. С этой целью мы вводим простую схему оптимизации, которая реализует визуальную одометрию с помощью мобильных маркеров посредством точного позиционирования камеры на основе фиксированных маркеров, и анализируем характеристики ошибок, присущих этому методу, по сравнению с классической навигацией на основе фиксированных маркеров и визуальной одометрией. Кроме того, мы предоставляем специальную конфигурацию UAV-UGV, которая позволяет совершать непрерывные движения UAV без остановок и минимального гусеница-подобная конфигурация, которая работает только с одним UGV. Наконец, мы представляем реальную реализацию и оценку предлагаемой конфигурации UAV-UGV.

## ВВЕДЕНИЕ

Визуальная оценка и локализация позы — это проблема, представляющая интерес для многих областей, от робототехники до дополненной реальности и автономных автомобилей. Возможные решения зависят от конфигурации камеры (камер), доступной для задачи (монокулярная, стереоскопическая или многокамерная), а также от объема знаний о структуре и геометрии окружающей среды.

Если доступна мобильная система с несколькими роботами, совместная локализация, впервые представленная Kurazume et al. [1] резко ускорить и повысить точность локализации каждого из роботов [2], [3]. Первоначальная идея состояла в том, чтобы использовать одних роботов в качестве движущихся ориентиров, а других — для их обнаружения. Это позволяет мобильной системе роботов-маркеров локализовать себя в неструктурированной среде, лишенной достаточного количества функций. Куча разных реализаций [4] и расширений для множественных роботов. ХЛО(Полновременная локализация и картирование) были исследованы [5].

Визуальную оценку позы можно разделить на две категории: первая, называемая маркерной (*Массачусетс*), опирается на некоторые обнаруживаемые визуальные ориентиры, такие как реперные маркеры или модели 3D-сцены с известными координатами своих особенностей/ключевых точек [6], [7]. Вторая категория работает без маркеров (*МА/Л*) без каких-либо знаний о 3D-сценах [7], [8].

*Массачусетс*методы оценивают относительное положение маркера с известными абсолютными координатами в сцене. Таким образом, эти методы не требуют дрейфа, нуждаются только в системе монокулярных камер, а точность оценки положения зависит как от точности измерения координат 2D-изображения известных координат 3D-маркеров, так и от того, какой алгоритм используется для реализации пространственных координат. резекция [9], [10].

*МА/Л*методы оценивают относительные позы между кадрами камеры на основе статических характеристик сцены с неизвестным абсолютным

\* Эта работа спонсировалась Немецкой службой академических обменов (DAAD) и докторской стипендией Becas Chile.

<sup>1</sup>Все авторы принадлежат Институту автоматического управления и мехатроники Технического университета Дармштадта, Германия.(ракуна, zaijuan.li, vwillert)rmmr.tu-darmstadt.de

координаты в сцене и применять точный расчет для достижения абсолютного положения в пределах сцены относительно известного исходного положения. Из-за этой инкрементной оценки вводятся и накапливаются ошибки при каждой новой оценке движения от кадра к кадру, что вызывает неизбежный дрейф. Эти методы можно далее разделить на чисто визуальную одометрию (*голос за кадром*) [8] и более сложная визуальная одновременная локализация и отображение (*V-SLAM*) подходов [11], включая новые разработки по полуплотной визуальной одометрии [12]. Базовый *голос за кадром* Подходы оценивают изменения положения камеры от кадра к кадру на основе некоторых координат 2D-объектов, оценок их оптического потока [13] и их 3D-реконструкции с использованием эпиполярной геометрии в сочетании со схемой отклонения выбросов для проверки статических объектов [14]. Даже если какая-то дополнительная временная фильтрация, такая как расширенная фильтрация Калмана (*ЭКФ*) или локальная корректировка пакета (*бакалавр*) дрейф можно уменьшить, но нельзя избежать [8].

*V-SLAM*Подходы [11] не только накапливают позы камеры, но и 3D-реконструкции извлеченных 2D-признаков с обратной проекцией.*голос за кадром*на глобальной 3D-карте. Таким образом, дрейф можно уменьшить, используя дополнительную временную фильтрацию по 3D-координатам объектов на карте или в глобальном масштабе.*бакалавр*изкрытие петли методы перемещения уже видимых объектов с помощью сопоставления карт. Оба подхода могут быть реализованы с помощью монокуляра или системы стереозрения, тогда как стереоподход гораздо менее подвержен дрейфу из-за более высокого разрешения масштабных оценок. В качестве альтернативы можно интегрировать дополнительные датчики, такие как IMU, для решения проблемы масштаба/дрейфа в монокулярных системах и применять объединение датчиков для повышения надежности и уменьшения дрейфа, как в подходах визуальной инерциальной одометрии [15].

Основное преимущество *Массачусетс*против *МА/Л*методов (помимо того, что он не дрейфует) является знание безошибочных 3D-координат легко и однозначно определяемых ориентиров. Таким образом, для *Массачусетс* методов ошибка пространственной обратной засечки сводится к ошибкам в оценке 2D-координат известных 3D-координат, спроецированных на плоскость изображения [10]. В отличие, *МА/Л*методы должны иметь дело с дополнительными ошибками, такими как 1) выбросы (например, нестатические признаки), 2) ошибки соответствия 2D-2D из оценок оптического потока и 3) ошибки 3D-реконструкции, возникающие из-за неточного стереозрения, неправильных расхождений или оценок масштаба [14].].

*МА/Л*методы обычно требуют хорошего освещения (достаточной яркости и контрастности) окружающей среды, сцены с богатой текстурой и определенное количество элементов, перекрывающихся между кадрами.

Подводя итог, каждый метод имеет свои преимущества и проблемы. По точности и вычислительной сложности *Массачусетс*методы явно превосходят *МА/Л*методы.

большое преимущество *МАЛ* заключается в том, что для локализации необходимы только те функции, которые уже присутствуют в среде. Следовательно, не требуется модификации среды искусственными маркерами и/или топологической съемки для определения ориентиров, охватывающих все навигационное пространство датчика.

Основной мотив нашей работы заключается в разработке метода совместной визуальной локализации в реальном времени, который сохраняет точность оценки позы на основе маркеров без необходимости изменения окружающей среды. Для этого мы предлагаем схему совместной визуальной одометрии на основе мобильных визуальных маркеров (*МОМА*).

Наша работа является расширением метода совместной системы позиционирования (CPS), основанного на мобильных ориентирах, разработанного Kurazume et al. [1], но с полной реализацией для случая, когда ориентиры являются визуальными реперными маркерами, которые можно обнаружить с помощью монокулярной камеры, например маркеры Aguco [6]. Это позволяет избежать необходимости использования дорогих лазерных датчиков. Кроме того, было проведено исследование распространения ошибки на основе особенностей обнаружения реперных маркеров монокулярной камерой и ее плюсов и минусов по сравнению с другими популярными функциями, основанными на *голос за кадры V-SLAM* подходит.

Реперные маркеры использовались для оценки относительного положения и отслеживания в робототехническом сообществе в течение достаточно долгого времени, например, в качестве маяков для автономной посадки БПЛА [16] или в качестве ориентиров для оценки относительного положения БПЛА по отношению к группе UGV [4]. Общие координаты для мультироботных систем также представляют интерес. Вильдермут и др. использовали систему камер, установленную сверху робота, для расчета относительного положения каждого окружающего робота и их преобразований в общей системе координат [17]. Совсем недавно Dhiman et al. разработал систему взаимной локализации, которая использует взаимное наблюдение реперных точек для относительной локализации без оценок эго-движения или обоюдно наблюдаемых мировых ориентиров [18]. Насколько нам известно, идея совместной визуальной одометрии на основе мобильных визуальных маркеров не была опубликована.

Статья структурирована следующим образом: В гл. II, мы вводим основной принцип *МОМА* схема одометрии, включающая анализ возможных источников ошибок по сравнению с другими системами оценки позы. В разд. III, мы представляем различные конфигурации систем с несколькими роботами, подходящие для применения *МОМА* одометрия. В разд. IV показан реальный роботизированный эксперимент, а также сравнение с современными методами с последующей оценкой. Мы демонстрируем, что *МОМА* одометрия — это надежный и точный метод оценки позы, особенно когда он применяется в системах с несколькими роботами, и обобщить его плюсы и минусы можно в разд. V.

## II. МОБИЛЕМОДОМЕТРИЯ НА ОСНОВЕ ARKER

Определим понятие мобильного маркера (*МОМА*) как обычный маркер (репетерный или другой тип известного объекта), который в любой момент времени имеет два возможных настраиваемых состояния: Мобильный, если маркер движется или ему разрешено двигаться и Статический в противном случае. *АМОМА* может быть перемещена какой-либо сущностью или сама по себе. Мы определяем *наблюдатель* как объект, который выполняет обнаружение и оценку позы маркера,

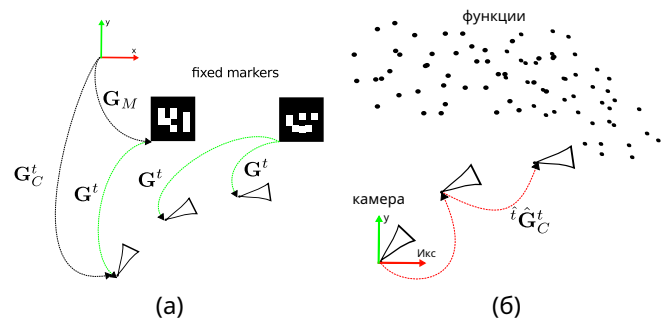


Рис. 1: Методы оценки позы с помощью камеры. на основе маркеров (*Массачусетс*) оценка позы (а) использует известные фиксированные маркеры с позой  $G^t$  получить абсолютную позу камеры  $G^t_C$  св каждый момент времени через оценку  $G^t$  (зеленым цветом). Визуальная одометрия (б) обнаруживает фиксированные объекты вдоль последовательных кадров изображения в безмаркерной среде (*МАЛ-ВО*) для оценки относительных поз ( $t \hat{G}^t_C$ ) (в красном) и выводит абсолютную позу  $t G^t_C$  сконкатенацией.

в нашем случае камера. Чтобы сделать эту оценку позы, камера также должна находиться в одном из этих двух состояний в данный момент времени: Мобильный или Статический а также должен использовать их определенным образом в зависимости от состояния маркера.

поза  $G^t$  в однородном представлении задается трехмерным вектором перевода  $T$  и матрица вращения  $R$   $3 \times 3$ .

### а) Маркерная визуальная локализация (*МОМА*): А

маркер — это не более чем набор известных объектов с известными координатами кадра маркера.  $2 \times 1$  Икс  $M$ . Оценка позы на основе визуальных маркеров использует известные фиксированные маркеры.  $M$  чтобы получить абсолютный

поза  $G^t$  камеры  $G^t_C$  св какой-то момент  $t$  в мировых координатах Икс  $sv$ . Мы предполагаем, что положение фиксированного маркера в мировых координатах  $G^t$  известна, а также структура маркера предопределена и легко обнаруживается. Как только маркер обнаружен, мы можем оценить относительное положение  $G^t$  маркера в кадре камеры и, соответственно, положение камеры

$$G^t_C = G^t G^t_M \quad (1)$$

в мировых координатах методом PnP. Ошибка в глобальной позе камеры  $G^t_C$  будет связан только с относительным оценкой позы между маркером и камерой  $G^t$ . Следовательно, дрейф не будет накапливаться, как при приближении счисления пути.

Причины надежности и точности *Массачусетс*-оценки позы двойная. Во-первых, соответствия 3D-2D  $\{I_{кс} M, I_{кс} t\}$  можно однозначно извлечь, используя знания о конфигурации 3D-точек Икс  $M$  на маркере [6]. Во-вторых, координаты Икс  $M$  сами по себе известны заранее из очень точных измерений и не должны извлекаться в режиме онлайн. Таким образом, единственным источником ошибок является извлечение координат 2D-проекций. Икс  $t$  что зависит от разрешения камеры и выбранного метода получения субпиксельной точности [7]. Отношения для *Массачусетс*-оценки позы на основе представлены на рис. 1а.

$$1 G = \begin{bmatrix} p & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$2$  Все координаты  $X = [X, Y, Z, 1]^T$  считаются однородными координатами, если не указано иное.

**б) Безмаркерная визуальная одометрия (МАЛ-ВО):** Вопреки

Визуальная одометрия для оценки позы на основе маркеров представляет собой метод точного счисления (связанная навигация) с учетом некоторого начального известного положения камеры. Чтобы получить абсолютное положение камеры, относительная рамка представляет между временем  $t = t - 1$  и  $t$ , обозначенный  $\pi_t, C$ , должны быть оценены, чтобы получить абсолютную позицию через рекурсивное накопление:

$$\Gamma_t C = \pi_t \tilde{C} \Gamma_{t-1} C.$$

Относительная поза также может быть извлечена из следующего соответствия 3D-3D.

$$I_{\text{кск}} C = \pi_t \Gamma_t \text{ДИКС} \tilde{C}. \quad (3)$$

Снова включая уравнение коллинеарности, теперь воспроизведение ошибка проецирования между спроецированными 3D-координатами Икс и 2D координаты Икс можно сформулировать следующим образом:

$$E = \| I_{\text{кск}} \tilde{C} - \pi_t (\pi_t \text{ДИКС} \tilde{C}) \|^2.$$

Решение оптимизации методом наименьших квадратов

$$\pi_t C = \arg \min_{\pi_t, C} \sum_{I_{\text{кск}} \tilde{C}} E^2, \quad (5)$$

приводит к относительным оценкам позы  $\pi_t, C$  (см. также рис. 16). Трехмерные координаты Икс-сособенности неизвестны и их оценка меняется со временем. Таким образом, они должны быть реконструированы как Икс-с, например, используя стереовидение система, извлекающая глубину каждой 2D-координаты Икс. Также правильный поиск соответствий для получения 2D-2D-соответствий {Икс<sub>t</sub>, Икс<sub>t</sub>} пары координат необходимы для правильной реконструкции и хорошего результата оптимизации из (5). К сожалению, поиск корреспонденции в МАЛ-среда неоднозначна и подвержена ошибкам, потому что она основана на некотором алгоритме оптического потока [13]. Поскольку эта реконструкция не безошибочна и накапливается по кадрам, МАЛ-ВО оценка позы хуже, чем Массачусетс представляют собой оценку и склонны к дрейфу из-за уравнения (2).

в) Мобильная маркерная одометрия (МОМА): Для того, чтобы поддерживать точность оценки положения реперного маркера относительно камеры, используя только один маркер, чтобы покрыть всю среду, маркер должен двигаться. Это означает, что положение маркера  $\Gamma_t$  может измениться при заданном экземпляры времени  $t = t$  и положение камеры в мире координаты  $\Gamma_t$  связано с позой маркера через  $\Gamma_t$  как следует

$$\Gamma_t C = \Gamma_t \pi_t \tilde{C}. \quad (6)$$

Чтобы получить  $\Gamma_t = M$  в определенные моменты времени  $t$ , поза изменять  $\Gamma_t$  маркера между двумя конкретными последовательными экземпляры времени  $t_1, t_2 > t_1$  приходится оценивать.

Как только это изменение позы становится известным, текущая поза маркера  $\Gamma_t$  может быть рекурсивно рассчитан от последнего маркера позируют в  $t_1$ , который читает

$$\Gamma_t M = \Gamma_{t_1} M \Gamma_{t_1}^{-1}. \quad (7)$$

Теперь нам нужно получить эту относительную позу  $\Gamma_t$  М по камере измерения. Начнем с фиксации камеры в статичном состоянии со следующей позы:

$$\Gamma_t C = \Gamma_t \pi_t \tilde{C} M_1. \quad (8)$$

Для временного интервала  $t_1 < t < t_2$  маркер находится в подвижном состоянии и переходит в новое фиксированное положение в  $t_2$  в поле (2) поля зрения (FOV) камеры. Поскольку камера статична, поза

$$\Gamma_t C = \Gamma_t \pi_t \tilde{C} M_2 \quad (9)$$

равно  $\Gamma_t$ . Следовательно, мы можем подставить (8) в (9) и решить для относительной позы маркера

$$\Gamma_t \pi_t M = \Gamma_t \pi_t \tilde{C} M_2 \Gamma_t^{-1} \pi_t^{-1}. \quad (10)$$

Относительные позы камеры-маркера  $\Gamma_t \pi_t$  возможно (4) по оценкам и до тех пор, пока маркер статичен с течением времени  $t_2$  вкл., камера может принять позу как в фиксированном корпусе маркера на все времена  $t > t_2$ .

Хотя существует дрейф за счет накопления относительных положений маркера согласно (7), в принципе накопленная ошибка в (7) для одометрии с мобильным маркером намного меньше, чем в (2) для визуальной одометрии, потому что нет обратной проекции на основе подверженных ошибкам 3D-реконструкций Икс-с приходится применять. Вместо этого только безошибочные координаты маркера Икс-м очень точные соответствия 3D-2D {Икс-м, Икс-т} от известного реперного маркера, который может быть обнаружен очень надежно. Кроме того, накопление ошибок для МОМА одометрия согласно (7) происходит только в дискретные моменты времени  $t = t_1$  которые происходят на гораздо более низкой частоте в определенных путевых точках, а не на частоте кадров камеры, как в МАЛ-ВО.

Как итог, весь МОМА одометрия основана только на применении оптимизации методом наименьших квадратов вдоль определенного гусеница подобная (см. также раздел III) модель движения маркерной камеры. Минимальный паттерн движения и одновременная оптимизация резюмируются в простом ванильном псевдокоде 1 для визуальных эффектов. МОМА одометрия.

#### Псевдокод 1 Основной алгоритм визуального МОМА одометрия

```

Инициализировать  $\Gamma_t M$ 
пока: циклы локализации маркера
    сделать
        если  $t = t_1$  затем
            маркер и статическая камера: Обнаружьте маркер, чтобы получить  $\Gamma_{t_1}$ 
        иначе, если  $t_1 < t < t_2$  затем
            мобильный маркер и статическая камера: постоянно обнаруживайте
            маркер, чтобы получить  $\Gamma_t$  (10), (7) чтобы получить  $\Gamma_t M$ 
        иначе, если  $t = t_2$  затем
            маркер и статическая камера: Обнаружьте маркер, чтобы получить  $\Gamma_{t_2}$ 
            и (10), (7) чтобы получить  $\Gamma_{t_2} M$ 
        иначе, если  $t > t_2$  затем
            Статический маркер и мобильная камера: Обнаружьте маркер, чтобы
            получить  $\Gamma_t$  (6) чтобы получить  $\Gamma_t C$ 
    конец, если
конец, пока

```

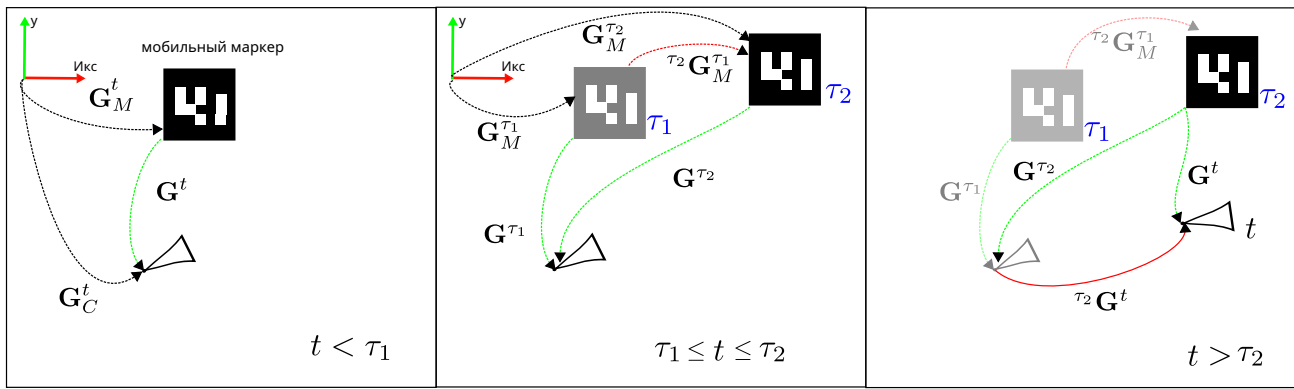


Рис. 2: Основные MOMA цикл одометрии. В  $t=0$  маркер статичен и камера может принять исходное положение, зная начальную позу маркера  $G_M^t$ . В тактах  $0 \leq t < \tau_1$  камера движется относительно статического маркера и оценивает его положение  $G_M^t$  путем оценки относительной позы  $G^t$  маркеру. Во время  $\tau_1 \leq t \leq \tau_2$  камера статична, и маркер начинает перемещаться в какое-то новое место в кадре FOV камеры. Достижение времени  $t = \tau_2$  маркер перестает двигаться и положение маркера меняется на  $G_M^{\tau_2}$ . Можно оценить через  $G^{\tau_2}$ . Наконец, начиная с  $t > \tau_2$  маркер снова статичен, и камера движется, используя позу маркера  $G_M^{\tau_2}$  в качестве новой ссылки на оценку его позы  $G^t$ , замыкая цикл.

The преимущества визуального MOMA одометрия: улучшенная точность по отношению к другим относительным подходам, таким как классический МАЛ-ВО. Меньшее время вычислений, потому что обнаружение и оценка положения, например, реперных маркеров Agiso занимает около 10 мс [6] на обычном 1-ядерном ПК по сравнению с реальным временем. *голос за кадром* для обычных одноподобных ПК, например, 30-60 мс [19]. В базовой комплектации только монокулярная камера необходима. Важным преимуществом является то, что он не требует функций в среде и не требует вмешательства среды для настройки маркеров. Наконец, этот метод обеспечивает одновременную локализацию камеры и маркера даже во время движения. *недостатки* являются повышенной сложностью управления и навигации, а также необходимость связи или координации между маркером и камерой, поскольку маркер теперь имеет ассоциированное состояние.

Модели движения для MOMA одометрии имеют следующие ограничения движения:

- 1) Маркер должен быть статичен, если камера движется, и камера должна быть статичной, пока движется маркер. Если используется более одного маркера и один из маркеров статичен, то камера может двигаться все время (что невозможно для СПЦ[1]).
- 2) Маркер и камера двигаются по очереди.
- 3) При переходах из статики в подвижность или наоборот должен быть промежуток времени  $\Delta t$  где по крайней мере два устройства являются статическими (например, и камера, и маркер в конфигурации камера-маркер или два маркера в конфигурации камера-многомаркер).

АМОА подразумевает новые соображения в классическом цикле восприятия-действия робототехники. Цикл «действие-восприятие» основан на предпосылке «действуй, затем воспринимай» или «воспринимай, а затем действуй». Теперь, в МОА системы у нас есть то, что мы называем восприятием-взаимодействием цикл, так как действие маркера влияет на восприятие наблюдателя и, в свою очередь, на его действие. Маркер больше не может рассматриваться как пассивный объект, не влияющий на наблюдателя. МОА может предоставить информацию о состоянии своей аренды.

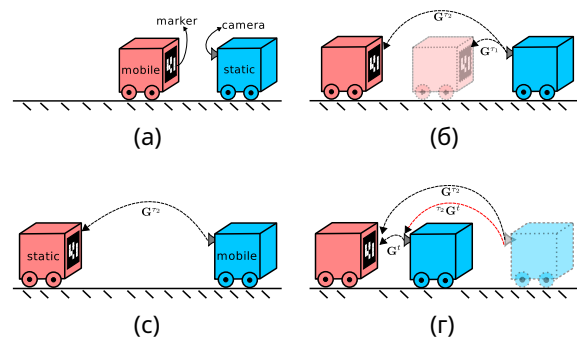


Рис. 3: Caterpillar с двумя роботами.

наблюдатель, а наблюдатель также может информировать МОА какое состояние необходимо для общего поведения системы в данной ситуации.

### III. Возможно MOMA роботика архитектуры

В этом разделе мы опишем возможные конфигурации роботов, которые мы рассмотрели на основе монокулярных камер и реперных маркеров. В экспериментальной части будет показана разработка и тестирование мультироботной системы с одной из этих архитектур.

#### А. Гусеничные конфигурации

Это самая базовая конфигурация с несколькими роботами для МОА одометрия. Это соответствует структуре, которую мы использовали в разделе II для математических расчетов.

1) *Двухроботная гусеница*: В этой конфигурации один робот является МОА (тот с маркером) и другой наблюдатель (тот, что с камерой), см. рис. 3. наблюдатель следует за движением МОА непрерывно благодаря монокулярной камере. Мы назвали этот вид движения гусеничным, поскольку каждый робот ведет себя как сегмент тела гусеницы.

The МОА и наблюдатель двигаются по очереди, следуя правилам, описанным в гл. II. В начале наблюдатель статично

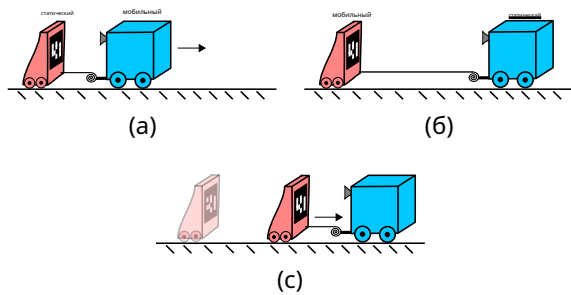


Рис. 4: Одиночный робот Caterpillar.

Мома подвижна и может двигаться вперед, рис. 3б. Далее (рис. 3в) происходит переключение, теперь *МОМА* является статическим и *наблюдатель* является мобильным. Наконец, *наблюдатель* движется, как на рис. 3д, и положение *наблюдатель* получается из обнаружения маркера, закрывающего цикл.

Ошибка будет накапливаться только во время переключения эталона и зависит только от точности обнаружения реперной метки, которая при использовании хорошей камеры и правильной калибровке может находиться в диапазоне миллиметров [20]. Эта система также способна отслеживать позу роботов во время движения, а не только в переходах.

2) *Однороботная гусеница*: В этой минимальной конфигурации только один робот будет тянуть салазки с помощью простого шкивного механизма, см. рис. 4. Робот может либо привести в действие сани, чтобы подтянуть салазки к себе, либо позволить им тащиться за собой. Монокулярная камера обнаруживает реперный маркер в передней части салазок. Робот выполняет движение, подобное гусенице, оставляя сани позади в качестве статического эталона, когда он должен двигаться, затем останавливается и тянет сани, выполняя движение. *МОМА* одометрия в процессе.

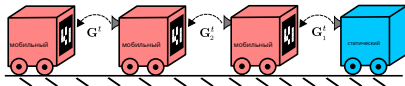


Рис. 5: Мультиробот Caterpillar.

3) *Мультиробот Caterpillar*: Это расширение базового корпуса гусеницы для  $N$  роботов, см. рис. 5. Каждый робот следует за предшествующим. В этой конфигурации  $N-1$  роботы с камерами нужны для относительных трансформаций. Если хотя бы один член группы статичен, остальные могут двигаться.

В. Лучший мобильный наблюдатель

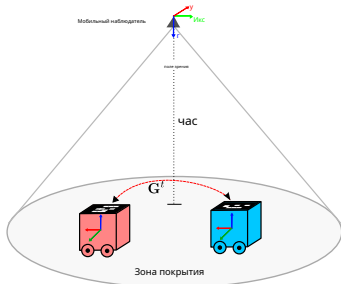


Рис. 6: Top Mobile Observer.

Эта конфигурация основана на двух или более UGV с реперными маркерами сверху и внешним мобильным устройством. *наблюдатель*

(БПЛА), который одновременно смотрит на всех роботов с помощью монокулярной камеры, см. рис. 6. Движение БПЛА по очереди, как в *МОМА* одометрии, но *наблюдатель* полностью мобилен.

Разрешенное пространство для действий на земле  $S = \phi(\text{поле зрения}, \text{ч})$  (зона охвата) для движения каждого робота будет обратная проекция поля зрения *поле зрения* камеры на плоскости земли в зависимости от высоты от камеры до земли *час*. В идеале, эта зона покрытия должна быть сосредоточена в середине формации UGV и *наблюдатель* должен настроить свою позу, чтобы покрыть большую часть изображения всеми маркерами. Если роботы находятся близко друг к другу, *час* принадлежащий *наблюдатель* должны уменьшаться, чтобы улучшить обнаружение маркера, и если они отдаляются друг от друга, *наблюдатель* должен двигаться вверх, чтобы держать маркеры внутри *поле зрения*.

The *наблюдатель* — очень общая концепция в этой конфигурации, один из логичных вариантов — квадрокоптер или любой другой тип БПЛА с нижней камерой. Однако в наших тестах мы также использовали беспроводную камеру в руке человека, следующего за роботами по лаборатории. Преимущество этой конфигурации в том, что *МОМА* Система одометрии также полностью определит местонахождение *наблюдатель* *наблюдатель* всегда разрешено находиться в непрерывном движении. Еще одно преимущество измерения относительного положения между маркерами от верхнего наблюдателя заключается в том, что разрешение камеры используется одинаково для каждой из оценок положения маркера-камеры из-за одинакового расстояния от камеры до маркеров. Это способствует более точным оценкам по сравнению с ситуацией, когда позы маркера и камеры находятся на разных расстояниях, а разрешение камеры не может быть оптимально использовано.

#### IV. ЭКСПЕРИМЕНТЫ НА МУЛЬТИ-СИСТЕМА РОБОТОВ

Конфигурация Top Mobile Observer (рис. 6) более интересна, поскольку область охвата может использоваться как локальное навигационное пространство с меньшими ограничениями движения робота, чем в случае с Caterpillar. Следовательно, он был выбран для проверки точности концепции одометрии Мома. Это также актуально для нашей группы из-за прошлых исследований в области отслеживания и охвата с использованием БПЛА и UGV [21].

##### А. Конфигурация оборудования

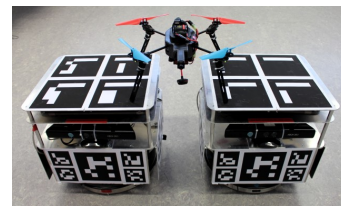


Рис. 7: Роботы, использованные в наших экспериментах.

Наша экспериментальная установка состоит из двух всенаправленных роботов (Robotino от Festo Didactic Inc.). Каждый Robotino имеет маркерную доску Aruco сверху, см. рис. 7. Система беспроводной камеры использовалась для обнаружения маркера с использованием обычной конфигурации, используемой в гоночных дронах с видом от первого лица. Видео с камеры передается на наземную станцию, оцифровывается и обрабатывается ПК (формат PAL на



25.ж пс). БПЛА представляет собой квадрокоптер Ar.Drone 2.0 с прикрепленной к днищу беспроводной камерой и специальными посадочными опорами.

Б. Архитектура программного обеспечения

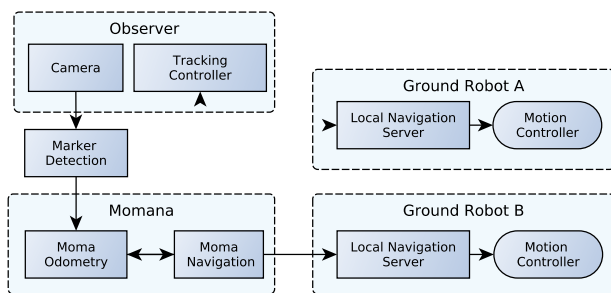


Рис. 8: Одометрия Момы и навигационная система с несколькими роботами.

Модули, входящие в состав нашей системы, показаны на рис. 8. Они включают в себя задачи обнаружения маркеров, МОМА оценка одометрии, глобальный навигационный планировщик (МОМА навигация), планировщик локальной навигации и управление движением наземных роботов и квадрокоптера. Код был реализован в среде Robot Operating System (ROS) и находится в открытом доступе в учетной записи нашей исследовательской группы на github.3.

1) Модуль обнаружения маркеров: Поток обработки в системе начинается с наблюдателя. Уровень, на котором изображения с камеры захватываются и отправляются на ПК для обнаружения маркеров. Мы используем пакет ROS арсис, которая представляет собой оболочку библиотеки обнаружения Aruco с функциональностью ROS для обнаружения. Кроме того, мы написали пакет предварительной обработки ROS (туда подготовка изображения) отвечает за деинтерлейсинг и настройку входного изображения для оптимального обнаружения маркеров. Конечными результатами являются положения всех маркеров, обнаруженных на изображении в системе координат камеры.

2) Контроллер слежения: В этом модуле реализовано управление квадрокоптером для правильного отслеживания наземных роботов с использованием обнаруженных позиций маркеров. Обратите внимание, что для отслеживания необходимы только относительные позы, хотя МОМА Система одометрии способна это обеспечить. Контроль отслеживания автоматически регулирует высоту, ориентацию и положение квадрокоптера для оптимального размещения камеры и обнаружения маркеров.

3) Одометрия Момы: Здесь алгоритмическая часть МОМА Одометрия Я дополнено, как объяснено в разделе II. Этот модуль использует Я обнаружены маркеры в t Кадр камеры рассчитать реодние позы робота, это также отслеживает текущий состояние каждого МОМА (мобильный или статический) и вычисляет положение всех роботов в системе, включая об сервер в одоме попробуйте координатную рамку.

Там должно быть время фрейма где оба робота участвуют в надо быть статичным во время переключения. Поскольку наблюдатель мобильный, относительные измерения преобразования будут немного отличаться в зависимости от другой наблюдатель позиции (из-за ошибок калибровки камеры

и шум изображения), поэтому в любое время наблюдатель сохраняет историю всех предыдущих оценок положения, которые затем используются, когда оба робота статичны, для расчета лучшего преобразования во время переключения, что служит хорошей и простой стратегией для минимизации накопления ошибок.

4) Момы Навигация: Навигационный стек ROS используется для расчета навигационного пути от текущей позы UGV до следующей цели из ряда predetermined маршрутных точек. Затем рассчитанные пути отправляются на локальные серверы перемещения ROS, работающие на ноутбуках каждого Robotino, которые отвечают за отслеживание пути. Навигационный стек ROS в настоящее время не адаптирован должным образом к конфигурациям с несколькими роботами, это означает, что цели для роботов должны быть настроены пользователем вручную с учетом ограничения движения робота. МОМА Схема одометрии.

### С. Эксперименты и обсуждение

1) Навигация по путевым точкам: Простая навигационная задача была определена для нашей роботизированной системы как набор целей, образующих квадратную форму (сторона = 1 м). Каждая цель — это позиция и ориентация в системе координат карты. цель = "x, y, θ". Навигация между целями выполнялась с использованием Момы Odometry и Moma Navigation.

В этом эксперименте мы хотели сравнить поведение нашей системы с подходом ВО в среде, которая не предоставляет достаточно возможностей для ВО. Навигация квадратной формы была выполнена в нашей лаборатории с белыми стенами, радиатором с повторяющимся узором и полом без текстуры. Это отсутствие функций обычно является проблемой для систем ВО. Мы добавили богатые текстурой узоры для первой половины траектории в поле зрения камеры, а вторую половину оставили без модификации. В качестве основы мы использовали фиксированные потолочные HD-камеры (Massachusetts) и мы выбрали Viso2 [22] в качестве системы ВО. Итоговая метрика сравнения определялась как конечная поза основного робота после выполнения цикла, измеренного потолочными камерами. Мы откалибровали верхнюю маркерсистема координат и камера робота в автономном режиме с помощью нашего калибровочного пакета ROS для камеры-маркера и мы откалибровали внутренние параметры камер, используя стандартный пакет калибровки ROS.

На рис. 9 показан результат одного из экспериментов. Для ясности отображается только информация об одометрии, относящаяся к основному UGV. Синяя сплошная линия показывает оценку одометрии с использованием предложенной нами системы (МОМА), черный пунктир — истина (Massachusetts), а красная сплошная линия — это оценка одометрии с помощью визуальной одометрии. Путевые точки основного робота представлены желтыми треугольниками.

Наша система одометрии следует траектории, измеряемой земная тропа h с большой точностью и может легко отслеживать траекторию анализировать роботов в любое время, даже переходы. между одометрическими оценками ВО. пока в среде достаточно функций (сначала половина траектории) и движение не включает в себя чистые вращения. Когда основной робот выполняет чистые вращения в координатах путевой точки (0,1), (1,1) и (1,0), ошибка в

3 [http://github.com/tud-rmr/tud\\_momana](http://github.com/tud-rmr/tud_momana)

4 [http://github.com/tud-rmr/tud\\_img\\_prep](http://github.com/tud-rmr/tud_img_prep)

5 [http://github.com/tud-rmr/tud\\_калибровка](http://github.com/tud-rmr/tud_калибровка)

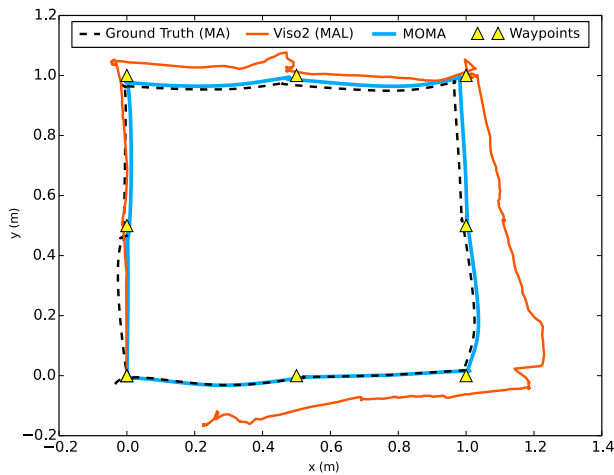


Рис. 9: Результаты одометрии основного робота после навигации по путевым точкам. Красным показано поведение Viso2, в котором ошибки увеличиваются во время вращения и из-за отсутствия хороших функций в помещении и в помещении. Одометрия на основе Мома (синий) следует за путевыми точками с низкой ошибкой.

оценка позы для случая VO резко возрастает. Это ожидаемое поведение для МА/на основе методов и подтверждает преимущества, показанные в разделе II MOMA система одометрии. В наших тестах мы обнаружили дополнительную серьезную проблему, связанную с ВО в кооперативных роботизированных системах. Движение других роботов мешает измерениям, например, если робот движется слишком близко к камере, он может перекрывать хорошие статистические характеристики.

Задача навигации по путевым точкам была выполнена 10 раз в нашей роботизированной системе с различными конфигурациями, используя БПЛА в качестве наблюдателя и человека с ручной камерой в качестве наблюдателя. Погрешность оценки определяется как евклидово расстояние между положением, полученным данным методом, и положением, полученным на основе истинности ( $E$ ), затем мы вычислили среднюю ошибку для траектории МНЕ. Нашей основной метрикой сравнения была ошибка конечного положения ( $E_f$ ) после выполнения навигационной задачи и среднего  $E_f$  для всех тестов было МНЕ $\phi$ .

Предлагаемый нами метод (MOMA) средняя ошибка на конечной позиции была МНЕ $\phi$ ="0.97 см (станд."="1.51) что в процентах от общей траектории (400 см) равно 0.2425%, с МНЕ $\phi$ ="1.97 см (станд."="0.69). Для Висо2 (МАЛ) мы получили МНЕ $\phi$ ="33.08 см (станд."="16.42), что в процентах от общей траектории (400 см) составляет 8.27%, с МНЕ $\phi$ ="16.29 см (станд."="6.98), сюда входят только случаи, когда Viso2 не сбивался, что происходило почти в 40% наших тестов. В лучшем случае нашей системы 0.12% погрешности на общую дистанцию навигационной задачи (400 см), в то время как лучший случай Viso2 был 1.32%.

На рис. 10 выполнено сравнение поведения ошибки при выполнении навигационной задачи для двух разных случаев: наблюдатель это БПЛА и когда это портативная камера. Ошибка при использовании ручной камеры была менее неустойчивой, чем при использовании квадрокоптера. Погрешность в обоих случаях в начале была близка к нулю, а в конце навигации меньше 0,01 м, т.к.

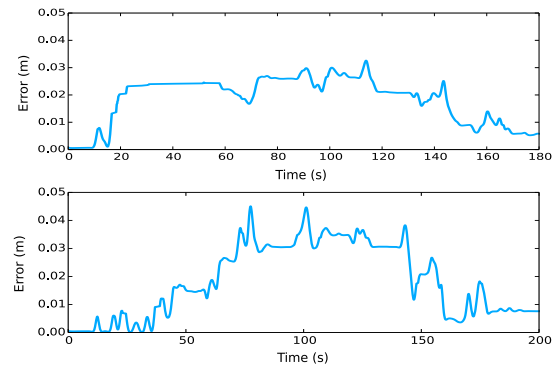


Рис. 10: Сравнение MOMA производительность одометрии при использовании ручной камеры и квадрокоптера.

откалиброван на исходное положение и средняя часть траектории находится в границе потолочной камеры поле зрения.

2) Следование за строкой. Этот эксперимент был разработан, чтобы показать поведение ошибки в одометрии Мома. Основной робот в конфигурации Top Observer прошел по прямой линии длиной примерно 4,6 метра три раза подряд (вперед, назад и снова вперед) на приблизительное общее расстояние 13,785 м. В моменты переключения референсов (навигационных точек) мы измеряли лазером точное положение робота по оси X. Мы использовали это как базовую истину для сравнения с оценкой Мома. В ходе навигации по линейному сегменту потребовалось 6 точек переключения (ключевых точек), всего 18 на всю траекторию. Результаты оценки Мома для одного из сегментов линии и соответствующих ему ключевых точек показаны на рис. 11. Ошибка положения по оси X в каждой ключевой точке для всей траектории показана на рис. 12. Мы также показываем абсолютное значение относительной ошибки позы на рис. 13, то есть ошибки в оценке расстояния между ключевыми точками. Окончательная ошибка после 13,785 м составила 0,078 м, что соответствует 0,56% от общего пути. Можно заметить, что даже несмотря на то, что некоторые из ошибок высоки (10 см), они компенсируются между собой, что дает окончательную производительность.

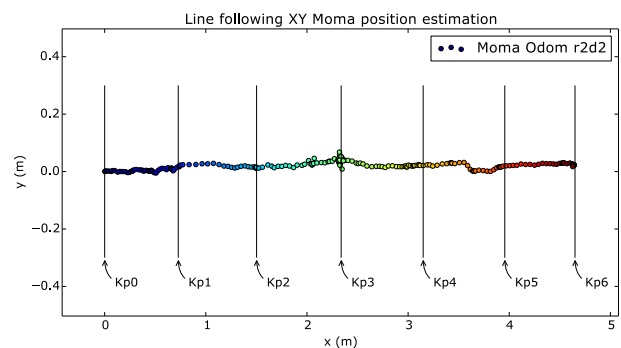


Рис. 11: Результаты одометрии основного робота после прохождения одной трети линии после навигации. Первые шесть ключевых точек (моменты переключения) представлены вертикальными линиями.

В качестве окончательной оценки MOMA мы считаем, что предложенный метод может быть интересным инструментом для существующих систем с несколькими роботами, поскольку он обеспечивает удобное решение для совместной робототехники в нехарактерных средах. Как-

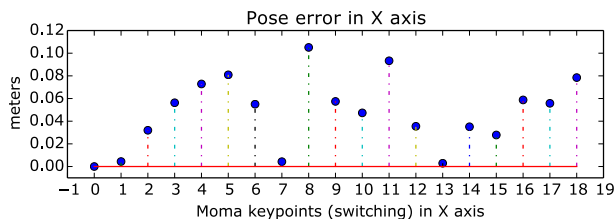


Рис. 12: Ошибка оценки позы для строки, следующей за тестом, ошибка ограничена и не превышает 0,1 метра. Это абсолютные значения, на практике некоторые ошибки компенсируют друг друга.

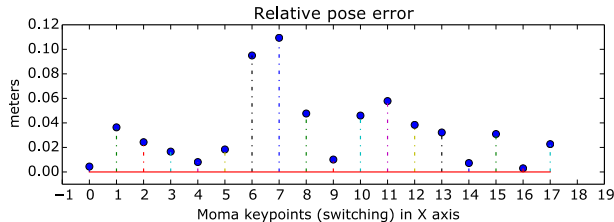


Рис. 13: Абсолютное значение ошибки в относительных измерениях для теста следования по линии.

когда-либо, есть еще большие возможности для улучшения. Согласно нашему моделированию, трудно получить хорошие относительные измерения при гусеничном движении (два UGV), так как обнаружение маркеров Aruco не дает хороших оценок глубины (ось Z камеры). Эту проблему можно решить, выбрав другие структуры реперных маркеров. Конфигурация «Верхний наблюдатель» является более точной, так как основана на измерениях в плоскости XY камеры, тем не менее, чтобы дать больше свободы движения для БЛА, БЛА должен лететь выше (снижение точности обнаружения маркера) или переключение должно происходить, когда роботы находятся на границе изображения (склонны к ошибкам искажения). Поскольку переключение является наиболее критической частью метода (когда ошибка накапливается),

## В. С. ВЫВОДЫ И БУДУЩАЯ РАБОТА

Мы продемонстрировали МОМА Система одометрии с большей точностью, чем современные методы на основе MAL, такие как VO в безликой среде. Предлагаемый нами метод намного проще интегрировать в существующие платформы, поскольку для него требуется только дешевая монокулярная камера и дешевые реперные маркеры, в отличие от других методов. С нашим методом больше не требуется глобальная система позиционирования, такая как VICON, для выполнения задач навигации и управления несколькими роботами. В будущей работе мы хотели бы повысить точность измерений при переходах, например, путем объединения информации от нескольких роботов, наблюдающих друг за другом, и включения инерциальных датчиков роботов. Также есть необходимость реализовать новый слой (МОМА Навигация) поверх стека навигации ROS, где пользователь может определить цель для системы или для любого отдельного робота и МОМА Навигация автоматически рассчитает набор промежуточных позиций для каждого робота

и выполнить планирование пути и следование по пути с помощью МОМА ограничение.

## ССЫЛКИ

- [1] Р. Курадзуме, С. Нагата и С. Хиросе, «Совместное позиционирование с несколькими роботами», в *IEEE, международный конф. по робототехнике и автоматизации*, 1994, стр. 1250–1257.
- [2] Д. Фокс, В. Бургард, Х. Круппа и С. Трун, «Вероятностный подход к совместной локализации нескольких роботов», *Автономные роботы*, том. 8, нет. 3, стр. 325–344, 2000.
- [3] А. И. Мурикус и С. И. Румелиотис, «Анализ производительности мультироботной совместной локализации», *IEEE транс. по робототехнике*, том. 22, нет. 4, стр. 666–681, 2006.
- [4] Л.Г. Клифт и А.Ф. Кларк, «Определение положений и расстояний с помощью коллаборативных роботов», в *вычисл. науч. Электрон. англ. конф.*, 2015. С. 189–194.
- [5] С. Саиди, М. Трентини, М. Сето и Х. Ли, «Одновременная локализация и картирование нескольких роботов: обзор», *Журнал полевой робототехники*, том. 33, нет. 1, стр. 3–46, 2016.
- [6] С. Гарридо-Хурадо, «Автоматическая генерация и обнаружение высоконадежных реперных маркеров при окклюзии», *Распознавание образов*, том. 4, нет. 6, стр. 2280–2298, 2014.
- [7] Э. Маршан, Х. Утияма, Ф. Спиндлер, Э. Маршан, Х. Утияма и Ф. Спиндлер, «Оценка позы для дополненной реальности: практический опрос», *IEEE Trans по визуализации и компьютерной графике*, том. 1, нет. 1, 2016.
- [8] «Визуальная одометрия: часть II: сопоставление, надежность, оптимизация и приложения», *IEEE-робот. автомат. Маг.*, том. 19, нет. 2, стр. 78–90, 2012.
- [9] В. Виллерт, «Оптическое позиционирование в помещении с помощью телефона с камерой», в *Междунар. конф. по внутреннему позиционированию и внутренней навигации*, 2010.
- [10] В. Хендлер и В. Виллерт, «Оценка точности автоматического оптического позиционирования в помещении с использованием телефона с камерой», том. 137, нет. 2, стр. 114–122, 2012.
- [11] Т. Лемер, К. Бергер, И.-К. Юнг и С. Лакруа, «Слэм на основе видения: стерео и монокулярные подходы», *Международный журнал компьютерного зрения*, том. 74, нет. 3, стр. 343–364, 2007.
- [12] Дж. Энгель, Дж. Штурм и Д. Кремерс, «Полуплотная визуальная одометрия для монокулярной камеры», *проц. IEEE, международный конф. вычисл. Вис.*, стр. 1449–1456, 2013.
- [13] В. Виллерт и Дж. Эггерт, «Стохастическая динамическая система для оценки оптического потока», в *IEEE, международный конф. по компьютерному зрению (семинары ICCV)*, 2009, стр. 711–718.
- [14] М. Бушко и В. Виллерт, «Как отличить выбросы от выбросов в визуальной одометрии для высокоскоростных автомобильных приложений», в *Симпозиум IEEE по интеллектуальным транспортным средствам*, 2016. С. 478–483.
- [15] С. Лойтенеггер, С. Линен, М. Боссе, Р. Зигварт и П. Фургал, «Визуальная инерциальная одометрия на основе ключевых кадров с использованием нелинейной оптимизации», *Международный журнал исследований робототехники*, том. 34, нет. 3, стр. 314–334, 2015.
- [16] В. Ли, Т. Чжан и К. Кюнленц, «Автономный квадрокоптер с визуальным управлением в системе с несколькими роботами «воздух-земля», в *IEEE, международный конф. Робот. автомат.*, Шанхай, стр. 2980–2985.
- [17] Д. Вильдермут и Ф. Е. Шнайдер, «Поддержание общей системы координат для группы роботов на основе зрения», *Робототехника и автономные системы*, том. 44, нет. 3–4, стр. 209–217, 2003 г.
- [18] В. Дхиман, Дж. Райд и Дж. Дж. Корсо, «Взаимная локализация: оценка позы с двумя относительными камерами 6-DOF на основе взаимного реперного наблюдения», *IEEE, международный конф. по интеллектуальным роботам и системам*, стр. 1347–1354, 2013.
- [19] А. Гейгер, П. Ленц и Р. Уртасун, «Готовы ли мы к автономному вождению? тестовый набор kitti vision», в *Конференция по компьютерному зрению и распознаванию образов (CVPR)*, 2012.
- [20] «Pi-Tag: быстрый дизайн маркера пространства изображения на основе проективных инвариантов», *Мах. Вис. заявл.*, том. 24, нет. 6, стр. 1295–1310, 2013.
- [21] Л. Клодт, С. Ходавердян и В. Виллерт, «Управление движением для взаимодействия БПЛА-БПА с ограничением видимости», в *Конф. IEEE. по приложениям управления*, стр. 1379–1385.
- [22] А. Гейгер, Дж. Зиглер и К. Стиллер, «Стереоскан: плотная трехмерная реконструкция в реальном времени», в *Симпозиум интеллектуальных транспортных средств (IV)*, 2011.