

МОДЕЛЬ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ДИСТАНЦИИ ДО ОБЪЕКТА В КВАЗИСТАЦИОНАРНОЙ МНОГОРОБОТНОЙ СИСТЕМЕ БЕЗ ОДОМЕТРИИ НА ОСНОВЕ СОГЛАСОВАННОЙ ТРИАНГУЛЯЦИИ

Ц. ГО¹, М.И. ЗОРЬКО¹, С.В. ЛИТВИНОВ², В.Ю. ЦВЕТКОВ¹

1 – Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Республика Беларусь

2 – Холдинг «АБВ», Российская Федерация

Поступила в редакцию 12 апреля 2026

Аннотация. Рассматриваются модели определения дистанции до объекта окружения одним роботом и в децентрализованной самоорганизующейся видео-центрической многороботной системе многороботной системе без одометрии (POM-MRS), функционирующей в квазистационарном режиме. Для повышения точности определения дистанции до объекта окружения в POM-MRS разработана модель на основе локальной согласованной триангуляции с аналитической оценкой ошибок измерений и протольно-геометрической верификацией гипотез о детектировании агентов, описывающая базовые функции, позволяющие построить общий алгоритм определения дистанции: определение распределенного стереобазиса; вычисление дистанции до объекта окружения; локальная согласованная триангуляция, включающая выбор опорного агента (статическая оптимизация локального распределенного стереобазиса) и управляемое перемещение опорного агента (динамическая оптимизация распределенного стереобазиса); локальная визуально-протокольная идентификация агентов на основе протольно-геометрической верификации гипотез об их детектировании. Показано, что предложенная модель, позволяет уменьшить ошибки определения дистанции до объекта окружения по сравнению с однороботными моделями на основе одометрии различного вида и известными моделями POM-MRS с комплексным нейросетевым детектированием агентов.

Ключевые слова: определение дистанции до объекта, видео-центрическая самоорганизующаяся многороботная система без одометрии.

Введение

Повышение точности определения дистанции до объекта имеет критически важное значения для построения эффективных систем локализации и картирования SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) [1–4]. Преобразуя сигналы сенсоров в понимание окружающего пространства технология SLAM позволяет мобильному роботу ориентироваться в пространстве. Самоорганизующаяся многороботная система (SMRS – Self-Organizing Multi-Robot System) опирается на технологию MA-SLAM (Multi-Agent SLAM), позволяющую агентам совместно оценивать и синхронизировать понимание окружения [4–7]. Дистанция до объектов окружения используется для: вычисления координат и регистрации на распределенной карте объекта с использованием известных координат и ориентаций агентов или измеренного с помощью одометрии перемещения одиночного робота (задача картирования); вычисления координат и ориентации агента или одиночного робота с использованием координат наблюдаемого объекта, взятых из распределенной карты после его идентификации с объектом карты (задача локализации).

SMRS на основе малоразмерных агентов имеют ограниченные возможности применения габаритных высокоточных комбинированных сенсоров: высокоточные лидары и промышленные стереокамеры имеют значительный вес и объем (маленький агент не обладает достаточной грузоподъемностью и полезной площадью для их размещения); «умные» сенсоры с активным

излучением и встроенными вычислителями для обработки изображений потребляют много энергии (для малоразмерного агента с небольшой аккумуляторной батареей это критично снижает время автономной работы). В [7–11] описаны варианты видео-центрических SMRS (V-SMRS), в которых агенты оснащаются одной монокулярной камерой. В V-SMRS у агента отсутствует прямая информация о глубине окружения (расстояниях до объектов) – проблема монокулярного SLAM и визуальной одометрии. Однако, технология MA-SLAM позволяет не только компенсировать недостатки монокулярной камеры, но и получить ряд преимуществ, связанных с динамическим распределенным стереобазисом (регулирование стереобазиса между агентами для повышения точности триангуляции); устранением неопределенности масштаба (стереобазис между агентами может быть определен с помощью монокулярной видеокamеры по известному размеру объекта); согласованной триангуляцией (наблюдение объекта под разными углами множеством агентов позволяет уменьшить ошибку определения дистанции до объекта за счет статистической обработки с использованием фильтра Калмана). Основной проблемой V-SMRS является синхронизация распределенных измерений.

Ранние методы организации V-SMRS использовали, как правило, централизованную модель локализации агентов и формирования карты. Например, предложенный в [6] метод использует объекты окружения БЛА в качестве ориентиров, решая проблему масштаба и перехода к метрическим размерам с помощью барометрического высотомера и инерциальной системы, а проблему определения взаимного положения агентов – с помощью сервера на основе сопоставления общих 3D-точек окружения.

В отдельный класс выделяются V-SMRS без одометрии – POM-MRS (Pure Optical Monocular Multi-Robot System), агенты которых оснащены только монокулярными камерами и, поэтому, могут иметь компактное исполнение. В современных концепциях POM-MRS преобладают децентрализованная модель и комплексное нейросетевое детектирование агентов (включает обнаружение, трекинг, сетевую идентификацию, распознавание относительной ориентации) при определении распределенного стереобазиса с помощью метода обратной проекции (монокулярной дальнометрии) по их известным линейным размерам или известным размерам маркеров на корпусах агентов [12]. Для идентификации агентов в таких системах (установления соответствия между изображениями агентов и их сетевыми адресами) используются маркеры и индикаторы на корпусах агентов, а также совместно наблюдаемые объекты окружения (через функции MA-SLAM) [4]. Комплексное нейросетевое детектирование агентов позволяет существенно повысить точность определения стереобазиса, но на малых дистанциях (до 7 м при использовании широкоугольной оптики), что не всегда согласуется с дистанциями до объектов окружения и может приводить к большим ошибкам их измерения. Использование для идентификации маркеров и объектов окружения также ограничивает расстояние между агентами. Индикаторы демаскируют агентов и не могут использоваться в некоторых приложениях.

Целью работы является определение ограничений использования моделей определения дистанции до объекта окружения в однороботных и многороботных системах.

Модели определения дистанции до объекта окружения в однороботных системах

Для определения дистанции до неподвижных объектов окружения в однороботных системах (SRS – Single Robot System) достаточно эффективна триангуляция. В SRS дистанция $D_O(t_1)$ от робота до объекта определяется (оценка $D_O(t_1)$ или $D_O(t_2)$) с ошибкой $E_D(t_1) = |D_O(t_1) - D_O(t_1)|$ с помощью триангуляции и сопоставления двух перекрывающихся изображений – стереопаре $\{I_O(t_1), I_O(t_2)\}$ (рис. 1), полученных в результате перемещения $B(t_1, t_2) = |\overline{C_{ZYX}}(t_1) - \overline{C_{ZYX}}(t_2)|$ робота между пространственными координатами $\overline{C_{ZYX}}(t_1)$ и $\overline{C_{ZYX}}(t_2)$ в моменты времени t_1 и t_2 , измеряемого (оценка $B(t_1, t_2)$ стереобазиса) с помощью механической, инерциальной, визуальной и других видов одометрии с ошибкой $E_B(t_1, t_2) = |B(t_1, t_2) - B(t_1, t_2)|$, зависящей от качества измерительной системы и сложности условий измерения [13]

$$D_O(t_1) = B(t_1, t_2) \frac{\sin(\alpha_O(t_2))}{\sin(\alpha_O(t_1) + \alpha_O(t_2))}, \quad (1)$$

где $\alpha_O(t_1)$, $\alpha_O(t_2)$ – оценки углов на объект для положений робота в моменты времени t_1 и t_2 , определяемые по изображениям $\{I_O(t_1), I_O(t_2)\}$ с ошибками $E_a(t) = |\alpha_O(t) - \alpha_O(t)|$ относительно истинных значений углов на объект $\alpha_O(t_1)$, $\alpha_O(t_2)$, которые зависят от $B(t_1, t_2)$: $\alpha_O(t_1) = f(B(t_1, t_2))$, $\alpha_O(t_2) = f(B(t_1, t_2))$.

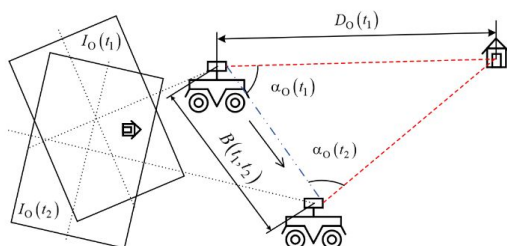


Рис. 1. Схема определения дистанции до объекта в SRS на основе триангуляции

Из выражения (1) следует, что $E_D(t_1) = f(E_B(t_1, t_2), E_a(t_1), E_a(t_2))$. Ошибки $E_B(t_1, t_2)$ определения стереобазиса в однороботных системах растут линейно с увеличением длины $L_S(t_1, t_2)$ пути робота за интервал времени между моментами t_1 и t_2 , т.е. $E_B(t_1, t_2) = f(L_S(t_1, t_2))$. Значения δ относительных погрешностей измерения перемещения с помощью одометрии различного типа для некоторых однороботных систем приведены в таблице 1. [14–20].

Табл. 1. Относительные погрешности определения перемещения робота

R	T_R	T_O	T_S	T_C	T_T	T_A	T_U	$\delta, \%$	N
[14]	W	M	P	H	D	m	–	2,0	WM/PHDm0
		V	P	H	D	m	–	1,4	WV/PHDm0
[15]	W	V	O	H	D	w	–	5,2	WV/OHDw0
					L	w	–	3,0	WV/OHLw0
[6, 17]	W	M	P	H	D	w	–	7,0	WM/PHDw0
					D	s	–	0,4	WM/PHDs0
[18]	W	Im / Ime	O	M	D	w	10	8,7 / 1,8	WIm/OMDw10 / WIme/OMDw10
					D	w	15	8,4 / 1,2	WIm/OMDw15 / WIme/OMDw15
					D	w	20	15,8 / 1,2	WIm/OMDw20 / WIme/OMDw20
					D	w	30	31,4 / 0,5	WIm/OMDw30 / WIme/OMDw30
				S	D	w	10	2,9 / 1,2	WIm/OSDw10 / WIme/OSDw10
					D	w	15	11,1 / 1,8	WIm/OSDw15 / WIme/OSDw15
					D	w	20	20,1 / 1,6	WIm/OSDw20 / WIme/OSDw20
					D	w	30	14,0 / 2,7	WIm/OSDw30 / WIme/OSDw30
[19]	Q	V	O	T	D	–	3	1,6	QV/OTD-3
					D	–	5	1,7	QV/OTD-5
[20]	W	V	P	F	D	w	–	53,1	WV/PFDw0
		M	P	F	D	w	–	900	WM/PFDw0
		V	O	M	D	w	–	14,8	WV/OMDw0
		M	O	M	D	w	–	18,5	WM/OMDw0

В табл. использованы следующие обозначения: R – ссылка на источник; T_R – тип робота, $T_R = \{W, Q\}$ (W – колесный робот, Q – квадрокоптер); T_O – тип одометрии, $T_O = \{M, V, Im, Ime\}$ (M – механическая, V – визуальная, Im – комбинированная инерциально-механическая, Ime –

комбинированная электронная инерциально-механическая); T_S – тип окружающего пространства, $T_S = \{P, O\}$ (P – помещение, O – открытое пространство); T_C – качество покрытия (среды) для перемещения робота, $T_C = \{H, M, S, F, T\}$ (H – жесткая, M – средний песок, S – камень и песок, F – мелкий песок, T – турбулентность (для $T_R = Q$)); T_T – тип траектории, $T_T = \{D, L\}$ (D – прямая, L – циклическая); T_A – качество сцепления колес, $T_A = \{w, m, s\}$ (w – слабое, m – среднее, s – сильное); δ – относительная погрешность определения расстояния; N – обозначение варианта комбинации однороботной системы с одометрией определенного типа (параметры $T_R | T_O$) и условий измерения стереобазы (перемещения робота) (параметры $T_S | T_C | T_T | T_A$); T_U – неровности поверхности (см) или высота полета (м) для $T_R = Q$. Системы [14, 15] используют известные расстояния от камеры до поверхности, визуальная одометрия в системе [20] основана на анализе изображения поверхности.

Из табл. следует, что наибольшую точность измерения перемещения обеспечивает механическая одометрия колесных роботов ($\delta \approx 0,4\%$ для $N = WM/PHDs0$). Однако, она очень чувствительна к условиям измерений, особенно к качеству поверхности. При слабом сцеплении колес с поверхностью ошибки механической одометрии резко возрастают ($\delta \approx 18,1..900\%$ для $N = \{WM/OMDw0, WM/PFDw0\}$). Уменьшить погрешности измерений перемещений робота позволяет комбинирование механической и других видов одометрии: инерциально-механическая одометрия ($\delta \approx 2,9..31,4\%$ для $N = \{WIm/OSDw10, WIm/OMDw30\}$) позволяет уменьшить относительную погрешность измерения перемещения колесного робота на песчаном грунте до 310 раз по сравнению с механической одометрией ($\delta \approx 18,1..900\%$ для $N = \{WM/OMDw0, WM/PFDw0\}$); контроль тока потребления двигателя в системе электронной инерциально-механической одометрии ($\delta \approx 0,5..2,7\%$ для $N = \{WIme/OMDw30, WIme/OSDw30\}$) позволяет уменьшить относительную погрешность измерения перемещения колесного робота до 62,8 раза по сравнению с инерциально-механической одометрией ($\delta \approx 2,9..31,4\%$ для $N = \{WIm/OSDw10, WIm/OMDw30\}$). Ошибки визуальной одометрии зависят от условий регистрации изображений и их соответствия условиям калибровки камеры. При хорошей освещенности и высокой точности калибровки камеры визуальная одометрия ($\delta \approx 1,4\%$ для $N = WV/PHDm0$, и $\delta \approx 1,6..1,7\%$ для $N = \{QV/OTD-3, QV/OTD-5\}$) обеспечивает относительные погрешности измерений перемещений робота, соизмеримые с механической ($\delta \approx 2,0\%$ для $N = WM/PHDm0$) и комбинированными видами ($\delta \approx 0,5..31,4\%$ для $N = \{WIme/OMDw30, WIm/OMDw30\}$) одометрии. В открытом пространстве значения относительной погрешности измерения перемещения робота лежат в диапазонах: $\delta \approx 18,1..900\%$ для механической одометрии ($N = \{WM/OMDw0, WM/PFDw0\}$); $\delta \approx 2,9..31,4\%$ для инерциально-механической одометрии ($N = \{WIm/OSDw10, WIm/OMDw30\}$); $\delta \approx 0,5..2,7\%$ для электронной инерциально-механической одометрии ($N = \{WIme/OMDw30, WIme/OSDw30\}$); $\delta \approx 1,6..53,1\%$ для визуальной одометрии ($N = \{QV/OTD-3, WV/PFDw0\}$).

Ошибки $E_a(t)$ зависят не от длины $L_S(t_1, t_2)$ пути робота, а от стереобазиса $B(t_1, t_2)$, т.е. $(E_a(t_1) = f(B(t_1, t_2)), E_a(t_2) = f(B(t_1, t_2)))$ и растут при уменьшении стереобазы из-за приближения углов $\alpha_O(t_1), \alpha_O(t_2)$ к $\pi/2$. Поэтому для минимизации ошибки $E_D(t_1)$ необходимо согласовать $B(t_1, t_2)$ с $D_O(t_1)$ за счет перемещения робота таким образом, чтобы значения углов $\alpha_O(t_1), \alpha_O(t_2)$ попадали на близкие к линейным участки функций $\sin(\alpha_O(t_1))$ и $\sin(\pi - (\sin(\alpha_O(t_1)) + \alpha_O(t_2)))$. Однако данная возможность повышения точности определения расстояния до объекта имеет ограничение, связанное с быстрым ростом ошибок определения значений углов $\alpha_O(t_1), \alpha_O(t_2)$ при одновременном перемещении робота и объекта.

Преодолеть данное ограничение позволяет метод обратной проекции (монокулярной дальнометрии), согласно которому дистанция $D_O(t)$ до объекта известного размера $S_O(A_C)$ вдоль оси A_C определяется по размеру его проекции [12] (рис. 2). В таком случае в любой момент времени t оценка $D_O(t)$ дистанции до объекта вычисляется по оценке $\alpha_O(A_C)$ углового размера $\alpha_O(A_C)$ объекта вдоль предполагаемого положения A_C (определяется по изображению объекта) оси A_C на основе известного углового разрешения $R_M(A_C)$ пикселя фотоприемной матрицы вдоль предполагаемого положения A_C оси A_C с помощью выражения

$$D_O(t) = S_O(A_C) / \tan(\alpha_O(A_C)), \quad (2)$$

где $\alpha_O(A_C) = P_O(A_C) R_M(A_C)$; $R_M(A_C) = \alpha_M(A_C) / P_M(A_C)$; $P_O(A_C)$ – оценка пиксельного размера объекта вдоль предполагаемого положения A_C оси A_C на сформированном фотоприемной матрицей изображении; $\alpha_M(A_C)$, $P_M(A_C)$ – угловой и пиксельный размеры фотоприемной матрицы вдоль предполагаемого положения A_C оси A_C .

Недостатком данного метода определения дистанции является ограниченный набор классов объектов с априорно известными размерами. Однако в POM-MRS размеры агентов известны.

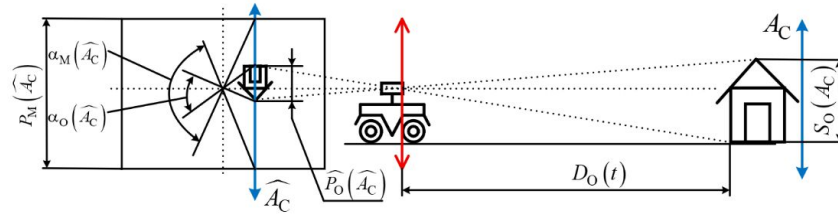


Рис. 2. Схема определения дистанции до объекта в SRS на основе метода обратной проекции

Недостатком данного метода является ограниченный набор классов объектов с априорно известными размерами. Однако в POM-MRS размеры агентов известны.

Модели определения дистанции до объекта окружения в многороботных системах

В случае неподвижных объектов окружения POM-MRS используют модель (2) определения распределенного стереобазиса на основе взаимного наблюдения агентов, а затем модель (1) для определения дистанции до объекта окружения на основе согласованной триангуляции. Для согласованной триангуляции в POM-MRS, как и в SMRS с большим количеством агентов используются алгоритмы консенсуса [21–23], усредняющие результаты измерения дистанции отдельными агентами. Данный подход позволяет достичь высокой точности, но для согласования распределенного стереобазиса с дистанцией до объекта требуется масштабирование пространственной топологии группы агентов или POM-MRS в целом.

Более эффективным подходом с точки зрения экономии ресурсов является локальная согласованная триангуляция на основе двух агентов POM-MRS, временно объединившихся для решения задачи определения дистанции до объекта окружения. В работе [24] обосновывается угол, под которым два агента SMRS должны наблюдать объект, чтобы ошибка определения дистанции была минимальной. Показано, что оптимальным является угол 90 градусов. Развитием данного направления является работа [25], в которой решается задача активного слежения за объектом с динамическим изменением топологии группы разнородных агентов, имеющих различные сенсоры. Агенты вычисляют градиент неопределенности и совершают маневры для оптимизации угла параллакса. Локальная согласованная триангуляция на базе двух агентов может быть получена из общего случая. При статическом состоянии ведущего агента

ведомый опорный агент стремится занять оптимальную точку пространства, обеспечивающую формирование треугольника «агент-объект-агент» с прямым углом в вершине для повышения точности измерения дистанции до объекта. Существенную роль в этих алгоритмах играет колесная одометрия, что ограничивает их использование в POM-MRS. То же касается видеоцентрических SMRS, опирающихся на инерциальную одометрию для повышения точности измерения стереобазиса. Например, в работе [26] для SMRS на базе пары одинаковых агентов (БЛА) предложены алгоритмы управления распределенным стереобазисом и консенсуса, минимизирующие ошибку определения дистанции до объекта окружения.

В современных POM-MRS задачи обнаружения и выбора опорного агента для измерений дистанции до объекта окружения решаются с помощью комплексное нейросетевое детектирование агентов. В работе [5] колесный робот-агент определяет дистанцию до другого робота по визуальным маркерам на его корпусе. Выбор опорного робота для измерения дистанции до объекта окружения происходит с учетом угла и расстояния до другого робота (чем меньше, тем лучше с точки зрения нейросетевой видеоаналитики). Из-за малых размеров маркеров рабочая дистанция между роботами составляет 1 – 5 м для распознавания и 8 – 10 м для обнаружения.

В [9] используется нейросетевое распознавание и предсказание относительного масштаба и ориентации агента-БЛА по ключевым точкам корпуса, после чего дистанция до опорного агента вычисляется по известному размеру топологии этих ключевых точек в соответствующем ракурсе. Распознавание требует высококачественного изображения БЛА и работает только при расстоянии между БЛА до 4 м (при использовании широкоугольного объектива), а при большем удалении дистанция вычисляется без учета ключевых точек по среднему размеру ограничивающей рамки, налагаемой на изображение БЛА нейросетевым детектором. БЛА стремятся поддерживать дистанцию, обеспечивающую минимум риска столкновения при максимуме стереобазиса в ущерб точности определения дистанции до объектов окружения. Для оценки дистанции до объектов окружения используется нейросетевое распознавание объектов и динамическая триангуляция на основе данных инерциальной системы БЛА. При этом реализуется принцип динамического выбора опорного агента с учетом углов и дистанций без непосредственной корректировки местоположения роботов.

Расстояние между колесными роботами на плоскости в [8] вычисляется на основе проективной геометрии по известной ширине робота с геометрической коррекцией ракурса по визуальным маркерам, которые используются также для нейросетевого распознавания робота. При этом накладывается жесткое ограничение на топологию системы – относительное положение роботов должно отвечать равносторонней формации. Дистанция до объекта вычисляется на основе триангуляции, опираясь на концепцию оптимальной стереобазы, для реализации которой роботы поддерживают определенную дистанцию (не более 7 м), гарантирующее надежное нейросетевое распознавание. Данные инерциальной системы робота используются в фильтре Калмана для сглаживания визуальных измерений и предсказания положения робота при пропуске кадров.

Реализация POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов рассматривается также в работе [23], но вместо согласованной триангуляции в ней реализуется непосредственная оценка дистанций нейронной сетью. В POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов вводится жесткое ограничение на максимальный стереобазис, который с учетом угла обзора видеокамеры не превышает 7 м. Агенты стремятся поддерживать такой стереобазис для повышения точности определения дистанции до объекта окружения. Однако, согласно выражению (1) при увеличении дистанции до объекта окружения для повышения точности ее определения стереобазис также необходимо увеличивать. При этом, согласно выражению (2) для повышения точности определения самого стереобазиса его необходимо уменьшать (ошибка определения стереобазиса возрастает квадратично от стереобазиса). Из-за данного противоречия оптимальный стереобазис, обеспечивающий минимум ошибки определения дистанции до объекта окружения, зависит от этой дистанции (рис. 3) и в условиях открытых пространств, когда объекты окружения удалены от POM-MRS на сотни метров, может быть существенно больше 7 м (около 30 м для дистанции 1000 м).

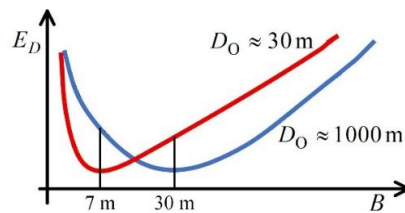


Рис. 3. Зависимость ошибки E_D определения дистанции до объекта окружения от стереобазиса B для двух значений дистанции D_O до объекта окружения

Определение дистанции до объекта окружения в известных концепциях POM-MRS опирается на следующие базовые функции: 1) сетевая идентификация агентов (установление соответствия между изображением агента, его относительными координатами и сетевым адресом); 2) определение распределенного стереобазиса (использование данных об известных размерах агентах для вычисления дистанции до опорного агента); 3) вычисление дистанции до объекта окружения (на основе триангуляции); 4) согласованная триангуляция для уменьшения ошибки определения дальности до объекта окружения (геометрическая оптимизация стереобазиса, реализуемая через выбор опорного агента и масштабирование топологии сети глобально, в группе или локально через и перемещение опорного агента). Все эти функции опираются на базовую функцию передачи визуальных данных (или результатов их обработки, т.е. признакового описания или дескрипторов, или результатов их интеллектуального анализа, т.е. семантического содержания) и метаданных (параметров сетевой синхронизации агентов: пространственной синхронизации, описывающих параметры калибровки и ориентирования камеры; временной синхронизации, т.е. моментов времени формирования визуальных данных; компенсации движения агентов, позволяющих прогнозировать и отслеживать изменение положения и ориентации агентов). На рис. 4 приведены модели определения дистанции до объекта окружения в зависимости от режима работы POM-MRS, опирающиеся на рассмотренные функции.



Рис. 4. Модели определения дистанции до объектов окружения в POM-MRS

Модель определения дистанции до объекта окружения на основе локальной согласованной триангуляции

Рассматривается децентрализованная однородная POM-MRS, состоящая из двух и более агентов, имеющих одинаковую конструкцию и размеры. Предполагается, что функционирование POM-MRS осуществляется в квазистационарном режиме, при котором фазы оптимизации стереобазиса для построения 3D-карты окружения сменяются длительными периодами локальных измерительных операций в фиксированных точках, осуществляемых параллельно с основными функциями, соответствующими целевому назначению POM-MRS (например, зондирование почвы; замеры концентраций газов или радиации; поиск микротрещин в конструкциях; формирование геодезической карты и т.д.).

Разработана модель DeepGV (Distance Error Estimation and Protocol-Geometric Verification) определения дистанции до объекта окружения в однородной децентрализованной POM-MRS на основе локальной согласованной триангуляции с аналитической оценкой ошибок определения дистанции и протоколно-геометрической верификацией гипотез о детектировании агентов. Модель описывает 4 базовые функции, позволяющие построить общий алгоритм определения дистанции: определение распределенного стереобазиса на основе метода обратной проекции; вычисление дистанции до объекта окружения на основе триангуляции; локальная согласованная триангуляция, включающая выбор опорного агента (статическая оптимизация распределенного стереобазиса) и управляемое перемещение опорного агента (динамическая оптимизация распределенного стереобазиса) на основе аналитической оценки ошибок определения дистанции; локальная визуально-протокольная идентификация агентов на основе протоколно-геометрической верификации гипотез о детектировании агентов.

На основе описанных моделью DeepGV базовых функций разработан алгоритм определения дистанции до объекта окружения агентом i (рис. 5). В алгоритме базовые функции дополнены функциями поворота агента i , перемещения агента j , проверки условий прекращения вращения агента i и перемещения агента j .

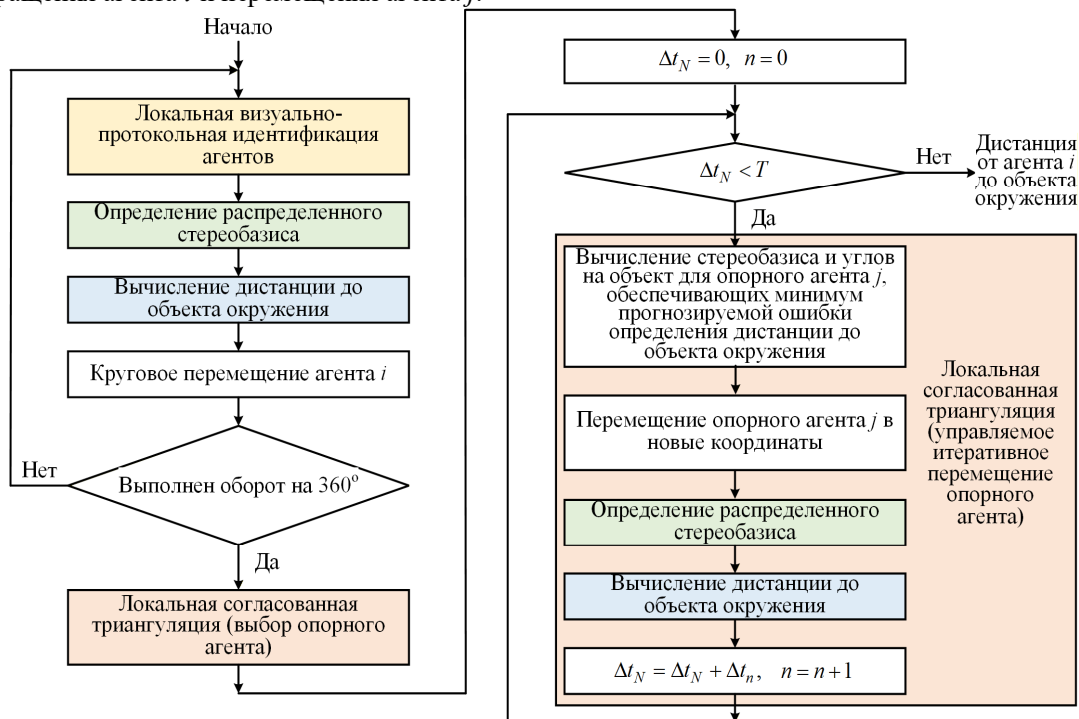


Рис. 5. Модели определения дистанции до объектов окружения в POM-MRS

В момент времени t_0 возникает необходимость установления соответствия между номерами (сетевыми адресами) агентов в окружении агента i с их относительными положениями и ориентациями, регистрируемыми по изображению $I_R(i, j, t_0)$. Для решения данной задачи

предлагается алгоритм PGHV (Protocol-Geometric Hypotheses Verification) локальной визуально-протокольной идентификации агентов, основанный на протоколно-геометрической верификации гипотез о детектировании агентов.

Оценка эффективности моделей определения дистанции до объекта окружения

Для оценки эффективности моделей определения дистанции до объекта окружения разработано программное средство, в котором стереобазис учитывается с ошибкой, зависящей от типа одометрии для SRS (см. табл., параметр T_O) или от дистанции между агентами для POM-MRS. Программное средство позволяет задать (рис. 6): для SRS – дистанцию $D_O(t_1)$ от робота до объекта, угол $\alpha_O(t_1)$ на объект в момент времени t_1 , начальное, конечное значения и шаг изменения стереобазиса $B(t_1, t_2)$ для получения оценки $D_O(t_1)$ дистанции до объекта в момент времени t_2 согласно выражению (1), значение δ относительной погрешности измерения перемещения робота с помощью одометрии различного тип; для POM-MRS – дистанцию $D(i, j, t_0)$ от агента i до объекта, угол $\alpha(i, j, t_0)$ на объект для агента i относительно направления на агент j , начальное, конечное значения и шаг изменения распределенного стереобазиса $B(i, j, t_0)$ между агентами i и j для получения оценки $D(i, j, t_0)$ дистанции до объекта от агента i в момент времени t_0 , априорную информацию о размере $S_R(A_C)$ агента вдоль измерительной оси A_C (условно лежит в горизонтальной плоскости и плоскости, параллельной плоскости фотоприемной матрицы агента i), угловой $\alpha_M(A_O(i, j, t_0))$ и пиксельный $P_M(A_O(i, j, t_0))$ размеры фотоприемной матрицы вдоль A_C .

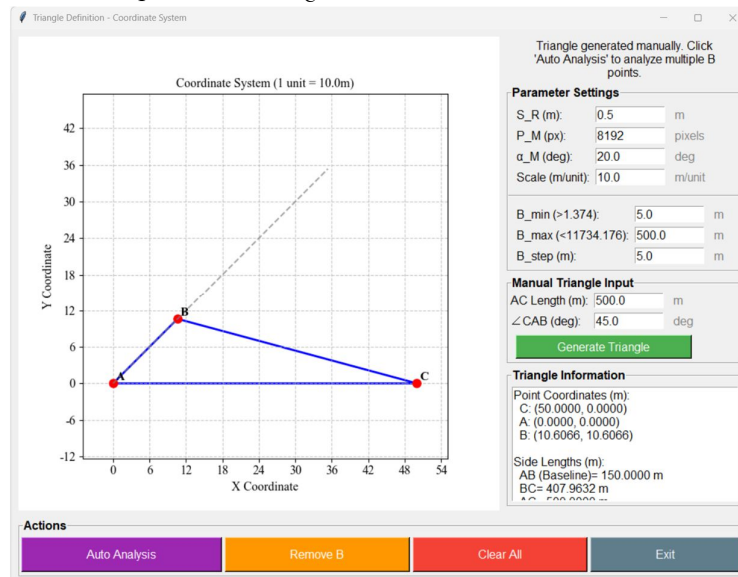


Рис. 6. Графический интерфейс программного средства оценки эффективности моделей определения дистанции до объекта окружения

В случае POM-MRS программное средство работает по следующему алгоритму. Для каждого циклически выбираемого с заданным шагом значения распределенного стереобазиса $B(i, j, t_0)$ на основе заданных значений $S_R(A_C)$, $\alpha_M(A_O(i, j, t_0))$, $P_M(A_O(i, j, t_0))$ вычисляются: с помощью выражения $\beta(i, j, t_0) = \arctan(S_R(A_C)/B(i, j, t_0))$ угловой размер $\beta(i, j, t_0)$; с помощью выражения $P_R(i, j, t_0) = \lceil \beta(i, j, t_0)/R(A_C) \rceil$ оценка $P_R(i, j, t_0)$ пиксельного

размера агента j вдоль оси A_C , где $R(A_C) = \alpha_M(A_C)/P_M(A_C)$; $[]$ – округление до ближайшего целого. Эти значения используются затем для вычисления оценки $B(i, j, t_0)$ распределенного стереобазиса с помощью выражения $B(i, j, t_0) = S_R(A_C)/\tan(\hat{\beta}(i, j, t_0))$ и оценок $B_+(i, j, t_0)$ и $B_-(i, j, t_0)$ отклонений распределенного стереобазиса с помощью выражений $B_+(i, j, t_0) = S_R(A_C)/\tan(\beta_-(i, j, t_0))$ и $B_-(i, j, t_0) = S_R(A_C)/\tan(\beta_+(i, j, t_0))$, где $\hat{\beta}(i, j, t_0) = P_R(i, j, t_0)R(A_C)$; $\beta_+(i, j, t_0) = (P_R(i, j, t_0) + 1)R(A_C)$; $\beta_-(i, j, t_0) = (P_R(i, j, t_0) - 1)R(A_C)$. На основе полученных значений вычисляются оценки номинальной $D(i, j, t_0)$, минимальной $D_-(i, j, t_0)$ и максимальной $D_+(i, j, t_0)$ дистанций от агента i до объекта. Затем вычисляется оценка $E_D(i, j, t_0)$ максимальной ошибки определения дистанции до объекта. Используемые в выражении (6) отклонения $\alpha_+(i, j, t_0)$, $\alpha_-(i, j, t_0)$, $\alpha_+(j, i, t_0)$, $\alpha_-(j, i, t_0)$ от номинальных значений $\alpha(i, j, t_0)$ и $\alpha(j, i, t_0)$ углов на объект вычисляются с помощью выражений $\alpha_+(i, j, t_0) = (P_A(i, j, t_0) + 1)R(A_C)$, $\alpha_-(i, j, t_0) = (P_A(i, j, t_0) - 1)R(A_C)$, $\alpha_+(j, i, t_0) = (P_A(j, i, t_0) + 1)R(A_C)$, $\alpha_-(j, i, t_0) = (P_A(j, i, t_0) - 1)R(A_C)$, где $P_A(i, j, t_0) = [\alpha(i, j, t_0)/R(A_C)]$; $P_A(j, i, t_0) = [\alpha(j, i, t_0)/R(A_C)]$; $\alpha(i, j, t_0)$ – вводится в качестве исходных данных; $\alpha(j, i, t_0) = \arcsin(D(i, j, t_0)\sin(\alpha(i, j, t_0))/D(j, i, t_0))$;

$D(j, i, t_0) = \sqrt{B(i, j, t_0)^2 + D(i, j, t_0)^2 - 2B(i, j, t_0)D(i, j, t_0)\cos(\alpha(i, j, t_0))}$. Затем на основе заданного значения $D(i, j, t_0)$ вычисляется максимальная ошибка $E_D(i, j, t_0)$ определения дистанции от агента i до объекта с помощью выражения $E_D(i, j, t_0) = \max(|D(i, j, t_0) - D_-(i, j, t_0)|, |D_+(i, j, t_0) - D(i, j, t_0)|)$.

В случае SRS программное средство работает по следующему алгоритму. Для каждого циклически выбираемого с заданным шагом значения стереобазиса $B(t_1, t_2)$ на основе значения δ относительной погрешности измерения перемещения робота с помощью одометрии различного типа вычисляются отклонения $B_+(t_1, t_2)$ и $B_-(t_1, t_2)$ стереобазиса с помощью выражений $B_+(t_1, t_2) = (1 + \delta)B(t_1, t_2)$ и $B_-(t_1, t_2) = (1 - \delta)B(t_1, t_2)$. Затем на основе этих значений вычисляются оценки номинальной $D_O(t_1)$, минимальной $D_{O-}(t_1)$ и максимальной $D_{O+}(t_1)$ дистанций от робота до объекта. Затем вычисляется оценка $E_D(t_1)$ максимальной ошибки определения дистанции с помощью выражения $E_D(t_1) = \max(|D_{O+}(t_1) - D_O(t_1)|, |D_O(t_1) - D_{O-}(t_1)|)$. Значения $D_O(t_1)$, $D_{O+}(t_1)$, $D_{O-}(t_1)$ вычисляются аналогично $D(i, j, t_0)$, $D_-(i, j, t_0)$, $D_+(i, j, t_0)$ для соответствующим значениям для POM-MRS. Затем на основе заданного значения $D_O(t_1)$ вычисляется максимальная ошибка $E_D(t_1)$ определения дистанции от робота до объекта с помощью выражения $E_D(t_1) = \max(|D_O(t_1) - D_{O-}(t_1)|, |D_{O+}(t_1) - D_O(t_1)|)$. Для инерциальной и механической

одометрии $E_D(t_1) \approx E_D(t_1)$. В случае колесной одометрии из-за прокручивания колес отклонение $B_-(t_1, t_2)$ не учитывается.

Для POM-MRS, использующей предложенную модель DeepGV определения дистанции до объекта окружения на основе локальной согласованной триангуляции с аналитической оценкой ошибок измерений и протоколно-геометрической верификацией гипотез о детектировании агентов, и однороботных систем WM, WV, WIm, WIme, QV (обозначения сформированы по параметрам $T_R | T_O$, см. табл.), на рис. 7,а приведены зависимости оценок $E_D(i, j, t_0)$, $E_D(t_1)$ ошибок (сплошные линии) и ошибки $E_D(i, j, t_0)$ (синяя пунктирная линия) от стереобазиса при $S_R(A_C) = 0,5\text{ м}$; $\alpha_M(A_C) = \alpha_M(A_C(t_0)) = \alpha_M(A_O(i, j, t_0)) = 20^\circ$; $P_M(A_C) = P_M(A_C(t_0)) = P_M(A_O(i, j, t_0)) = 8192$ пикселей; $D_O(t_1) = D(i, j, t_0) = 500\text{ м}$; $\alpha_O(t_1) = \alpha(i, j, t_0) = 45^\circ$ (разрешение высокое, угол на объект 45° , дистанция 500 м). Из рис. 7,а следует, что для POM-MRS на основе DeepGV существует оптимальный распределенный стереобазис, обеспечивающий минимум оценки $E_D(i, j, t_0)$ ошибки и самой ошибки $E_D(i, j, t_0)$. Для указанных условий минимальная ошибка определения дистанции до объекта обеспечивается при распределенном стереобазисе между агентами $B(i, j, t_0) \approx 25\text{ м}$.

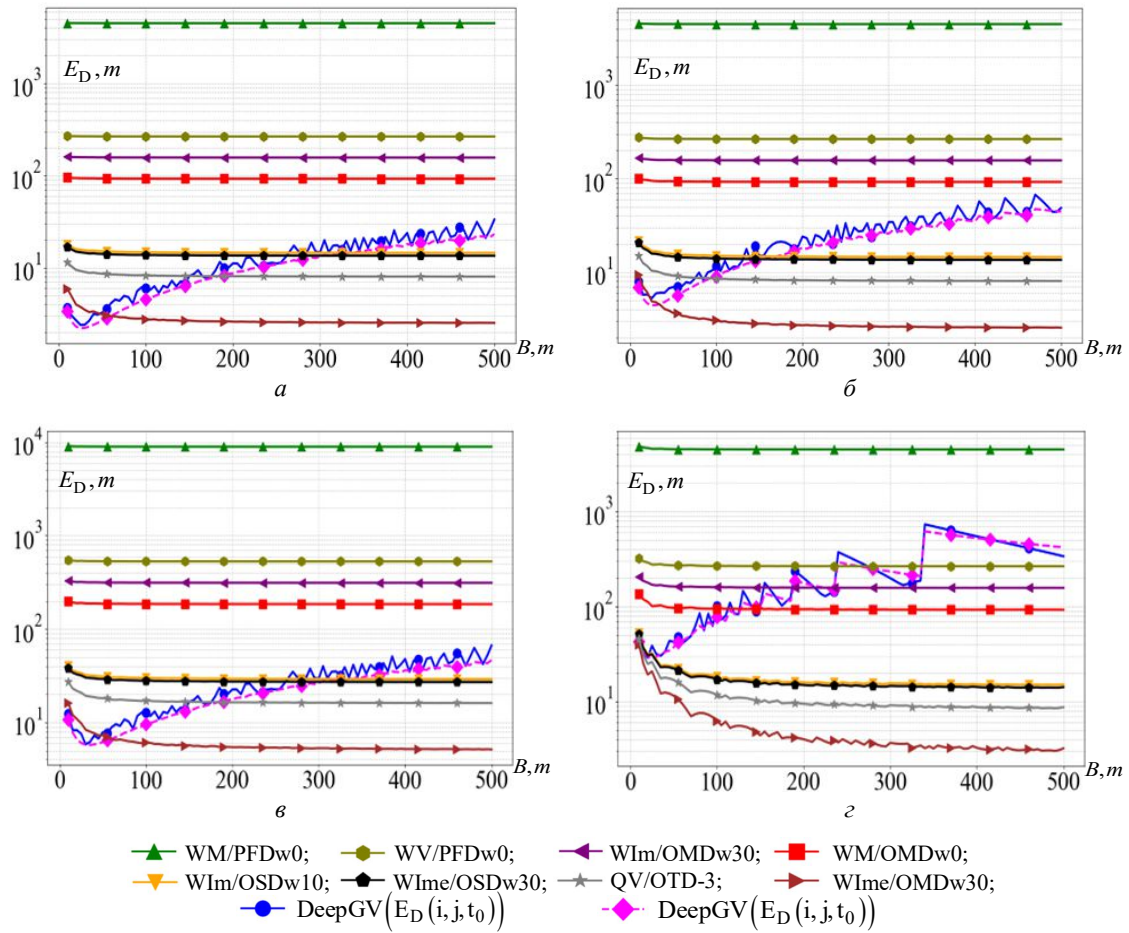


Рис. 7. Зависимости оценки ошибки определения дистанции до объекта окружения от стереобазиса: а – разрешение высокое, угол на объект 45° , дистанция 500 м; б – разрешение низкое, угол на объект 45° , дистанция 500 м; в – разрешение высокое, угол на объект 60° , дистанция 500 м; з – разрешение низкое, угол на объект 60° , дистанция 1000 м

В данной точке POM-MRS обеспечивает наименьшую по сравнению с SRS из табл. оценку ошибки $E_D(i, j, t_0) \approx 2,2 \text{ м}$ ($E_D(i, j, t_0) \approx 2,4 \text{ м}$), которая примерно в 1,7, 4,2, 6,7, 7,1, 41,5, 71,5, 120,6, 2034,4 раз меньше по сравнению с оценками ошибок для систем WIme/OMDw30, QV/OTD-3, WIme/OSDw30, WIm/OSDw10, WM/OMDw0, WIm/OMDw30, WV/PFDw0, WM/PFDw0 (см. табл.). По сравнению с POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов [6, 8–11] при максимальном стереобазисе 7 м ($E_D(i, j, t_0) \approx 4,6 \text{ м}$, $E_D(i, j, t_0) \approx 5,1 \text{ м}$) POM-MRS на основе модели DeepGV позволяет уменьшить оценку $E_D(i, j, t_0)$ ошибки примерно в 2,1 раза.

При уменьшении разрешения видеокамеры в 2 раза (см. рис. 7,б) минимальная оценка ошибки определения дистанции до объекта в POM-MRS на основе DeepGV увеличивается также в 2 раза и становится соизмеримой с оценкой ошибки в системе WIme/OMDw30 (разрешение низкое, угол на объект 45° , дистанция 500 м). По сравнению с POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов [6, 8–11] при максимальном стереобазисе 7 м ($E_D(i, j, t_0) \approx 9,3 \text{ м}$, $E_D(i, j, t_0) \approx 10,5 \text{ м}$) POM-MRS на основе модели DeepGV позволяет уменьшить оценку $E_D(i, j, t_0)$ ошибки примерно в 2,1 раза.

При $S_R(A_C) = 0,5 \text{ м}$; $\alpha_M(A_C) = \alpha_M(A_C(t_0)) = \alpha_M(A_O(i, j, t_0)) = 20^\circ$; $P_M(A_C) = P_M(A_C(t_0)) = P_M(A_O(i, j, t_0)) = 8192$ пикселей; $D_O(t_1) = D(i, j, t_0) = 500 \text{ м}$; $\alpha_O(t_1) = \alpha(i, j, t_0) = 60^\circ$ (разрешение высокое, угол на объект 60° , дистанция 500 м) POM-MRS на основе DeepGV обеспечивает наименьшую по сравнению с системами из табл. оценку ошибки $E_D(i, j, t_0) \approx 2,0 \text{ м}$ ($E_D(i, j, t_0) \approx 2,2 \text{ м}$) при $B(i, j, t_0) \approx 25 \text{ м}$, которая примерно в 1,8, 4,5, 7,2, 7,7, 45,4, 78,3, 132,1, 2230,5 раз меньше по сравнению с оценками ошибок для систем WIme/OMDw30, QV/OTD-3, WIme/OSDw30, WIm/OSDw10, WM/OMDw0, WIm/OMDw30, WV/PFDw0, WM/PFDw0 рассмотренных в табл. 1 (см. рис. 7,с). По сравнению с POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов [6, 8–11] при максимальном стереобазисе 7 м ($E_D(i, j, t_0) \approx 3,8 \text{ м}$, $E_D(i, j, t_0) \approx 4,4 \text{ м}$) POM-MRS на основе DeepGV позволяет уменьшить оценку $E_D(i, j, t_0)$ ошибки примерно в 1,9 раза.

При использовании широкоугольного объектива $\alpha_M(A_C) = \alpha_M(A_C(t_0)) = \alpha_M(A_O(i, j, t_0)) = 70^\circ$ и матрицы с меньшим пиксельным размером $P_M(A_C) = P_M(A_C(t_0)) = P_M(A_O(i, j, t_0)) = 2048$ (т.е. снижение разрешения в 14 раз) для $D_O(t_1) = D(i, j, t_0) = 1000 \text{ м}$ (при увеличении дистанции до объекта в 2 раза); $\alpha_O(t_1) = \alpha(i, j, t_0) = 60^\circ$ (разрешение низкое, угол на объект 60° , дистанция 1000 м) предложенная модель обеспечивает минимальное значение ошибки $E_D(i, j, t_0) \approx 83,5 \text{ м}$ ($E_D(i, j, t_0) \approx 87,5 \text{ м}$) при $B(i, j, t_0) \approx 35 \text{ м}$, что в 1,9, 1,6, 1,3, 1,3 раз хуже по сравнению с оценками ошибок для моделей одометрии из WIme/OMDw30, QV/OTD-3, WIme/OSDw30, WIm/OSDw10, но в 2,7, 4,4, 7,1, 111,3 раз лучше по сравнению с оценками ошибок для моделей одометрии из WM/OMDw0, WIm/OMDw30, WV/PFDw0, WM/PFDw0 (см. рис. 7,д). По сравнению с POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов [6, 8–11] при максимальном стереобазисе 7 м ($E_D(i, j, t_0) \approx 248,3 \text{ м}$, $E_D(i, j, t_0) \approx 235,8 \text{ м}$) POM-MRS на основе DeepGV позволяет уменьшить оценку $E_D(i, j, t_0)$ ошибки примерно в 3,0 раза.

Заключение

Для повышения точности определения дистанции до объекта в POM-MRS, функционирующей в квазистационарном режиме, разработана модель на основе локальной согласованной триангуляции с аналитической оценкой погрешности измерений и протоколно-геометрической верификацией гипотез о детектировании агентов. Модель отличается от моделей SRS на основе инерциальной, механической, визуальной и комбинированной одометрии, а также от известных моделей POM-MRS на основе комплексного нейросетевого детектирования агентов использованием: протоколно-геометрической верификации гипотез о детектировании агентов для их локальной визуально-протокольной идентификации; аналитической оценки ошибок определения дистанции до объекта окружения при выборе опорного агента для статической оптимизации распределенного стереобазиса и при перемещении опорного агента для динамической оптимизации распределенного стереобазиса. На основе предложенной модели разработано программное средство, в котором стереобазис учитывается с ошибкой, зависящей от типа одометрии для SRS или от дистанции между агентами для POM-MRS. Показано, что предложенная модель позволяет уменьшить ошибки определения дистанции до объекта окружения по сравнению с однороботными моделями на основе одометрии различного вида и известными моделями POM-MRS с комплексным нейросетевым детектированием агентов.

Благодарность. Работа выполнена при поддержке Белорусского республиканского фонда фундаментальных исследований (БРФФИ) и Национального фонда естественных наук Китая (НФЕНК) в рамках проекта T25КИ-054 «Технология многокамерной локализации и построения карты открытого пространства».

MODEL FOR DETERMINING THE DISTANCE TO AN OBJECT IN A QUASI-STATIONARY MULTI-ROBOT SYSTEM WITHOUT ODOMETRY BASED ON A CONSISTENT TRIANGULATION

Q. GUO, M. I. ZORKO, S.V. LITVINOV, V.Yu. TSVIATKOU

Abstract. The article considers models for determining the distance to an environmental object by a single robot and in a decentralized self-organizing video-centric multi-robot system without odometry (POM-MRS) – operating in a quasi-stationary mode. To improve the accuracy of determining the distance to an environmental object in POM-MRS, a model has been developed based on local consistent triangulation with an analytical assessment of measurement errors and protocol-geometric verification of hypotheses about agent detection. The model describes the basic functions that make it possible to construct a general algorithm for determining the distance: determination of a distributed stereo basis; calculation of the distance to an environmental object; local consistent triangulation, including the selection of a reference agent (static optimization of the local distributed stereo basis) and controlled movement of the reference agent (dynamic optimization of the distributed stereo basis); local visual-protocol identification of agents based on protocol-geometric verification of hypotheses about their detection. It is shown that the proposed model allows to reduce errors in determining the distance to the surrounding object in comparison with single-robot models based on various types of odometry and well-known POM-MRS models with complex neural network detection of agents.

Keywords: object distance determination, video-centric self-organizing multi-robot system without odometry.

Список литературы

1. Mur-Artal R., Montiel J. M. M., Tardos J. D. (2015) ORB-SLAM: A versatile and accurate monocular SLAM system. *IEEE Transactions on Robotics*. 31(5), 1147–1163.
2. Mur-Artal R., Tardós J. D. (2017) ORB-SLAM2: An open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras. *IEEE Transactions on Robotics*. 33(5), 1255–1262.
3. Rodríguez-Martínez E. A., Flores-Fuentes W., Achakir F., Sergiyenko O., Murrieta-Rico F. N. (2025) Vision-Based Navigation and Perception for Autonomous Robots: Sensors, SLAM, Control Strategies, and Cross-Domain Applications—A Review. *Eng.* 6(7), 153.

4. Chen W., Wang X., Gao S., Shang G., Zhou C., Li Z., Xu C., Hu K. (2023) Overview of Multi-Robot Collaborative SLAM from the Perspective of Data Fusion. *Machines*. 11(6), 653.
5. Jang Y., Oh C., Lee Y., Kim H. J. (2021) Multirobot collaborative monocular SLAM utilizing rendezvous. *IEEE Transactions on Robotics*. 37(5), 1469–1486.
6. Schmuck P., Chli M. (2017) Multi-UAV collaborative monocular SLAM. *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE. 3863–3870.
7. Wang S., Wang Y., Li D., Zhao Q. (2023) Distributed Relative Localization Algorithms for Multi-Robot Networks: A Survey. *Sensors*. 23(5), 2399.
8. Kang T., Kwon J.-W., Bae I., Kim J. H. (2025) Monocular Vision-Based Swarm Robot Localization Using Equilateral Triangular Formations. *Machines*. 13(8), 667.
9. Si X., Xu G., Ke M., Zhang H., Tong K., Qi F. (2023) Relative Localization within a Quadcopter Unmanned Aerial Vehicle Swarm Based on Airborne Monocular Vision. *Drones*. 7(10), 612.
10. Mezey D., Bastien R., Zheng Y., et al. (2025) Purely vision-based collective movement of robots. *npj Robot.* 3(1), 11.
11. Křížek M., Vrba M., Kulaš A. B., Bogdan S., Saska M. (2024) Bio-inspired visual relative localization for large swarms of UAVs. *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Yokohama, Japan, 11825–11831.
12. Chen S., Mei S., Jia G., Li Y., Zhao W. (2021) KFPA monocular ranging algorithm design and application in mobile edge computing. *Journal of Internet Technology*. 22(5), 1131–1142.
13. Alsadik B. (2016) A modified method for image triangulation using inclined angles. *23rd International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences Congress, ISPRS 2016: From human history to the future with spatial information. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*. 453–458.
14. Yu Y., Pradalier C., Zong G. (2011) Appearance-based monocular visual odometry for ground vehicles. *2011 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*. 862–867.
15. Piyathilaka L., Munasinghe R. (2010) An experimental study on using visual odometry for short-run self localization of field robot. *2010 Fifth International Conference on Information and Automation for Sustainability*. IEEE. 150–155.
16. Basiuk V., Maksymova S., Chala O., Miliutina O. (2023) Mobile robot position determining using odometry method. *Multidisciplinary Journal of Science and Technology*. 3(3), 227–234.
17. Paryanto P., Pratama R. R., Saputra R. P. (2023) Wheel odometry-based localization for autonomous wheelchair. *2023 International Conference on Radar, Antenna, Microwave, Electronics, and Telecommunications (ICRAMET)*. IEEE. 357–362.
18. Ojeda L., Cruz D., Reina G., Borenstein J. (2006) Current-based slippage detection and odometry correction for mobile robots and planetary rovers. *IEEE Transactions on Robotics*. 22(2), 366–378.
19. Strydom R., Thurrowgood S., Srinivasan M. V. (2014) Visual odometry: autonomous UAV navigation using optic flow and stereo. *Australasian Conference on Robotics and Automation, ACRA. Australian Robotics and Automation Association*. 2.
20. Reddy B. L. (2019) Evolution & development of visual odometry systems. *Anveshana's International Journal of Research in Engineering and Applied Sciences*. 4(12). 64–76.
21. Shi C. X., Yang G. H. (2023) Secure bearing-based target localization for multi-agent networks against malicious agents. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. 21(4), 5812–5825.
22. Ding Y., Qin X., Cong Y., Wang X. (2026) Set-Membership Estimation Based Distributed Cooperative Localization of Multiple UAVs. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks*. 12, 248–259.
23. Rocchi A., Wang Z., Pan Y.-J. (2023) A Practical Vision-Aided Multi-Robot Autonomous Navigation using Convolutional Neural Network. *2023 IEEE 6th International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS)*. Wuhan, China, 1–6.
24. Bishop A. N., et al. (2010) Optimality Analysis of Sensor-Target Localization Geometries. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 46(2), 779–796.
25. Zhou K. X., Roumeliotis S. I. (2011) Multirobot Active Target Tracking with Combinations of Relative Observations. *IEEE Transactions on Robotics*. 27(4), 678–695.
26. Karrer M., Chli M. (2021) Distributed variable-baseline stereo SLAM from two UAVs. *2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 82–88.