

**Российская ассоциация искусственного интеллекта
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова
Российской академии наук**



**ШЕСТОЙ ВСЕРОССИЙСКИЙ
НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКИЙ СЕМИНАР
«БЕСПИЛОТНЫЕ ТРАНСПОРТНЫЕ
СРЕДСТВА С ЭЛЕМЕНТАМИ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА»
(БТС-ИИ-2021)**

16-19 ноября 2021
Москва, Россия

Труды семинара

УДК 004.8
ББК-32.813
Ш52

Шестрой Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2021): Труды семинара. – Переславль-Залесский: Российская ассоциация искусственного интеллекта, 2022. – 152 с.

ISBN 978-5-6042802-4-9

В сборник включены тексты работ, представленные на шестом Всероссийском научно-практическом семинаре «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2021) 16-19 ноября 2021 года.

Официальный сайт семинара – www.ai-uv.ru

ISBN 978-5-6042802-4-9

© Коллектив авторов, 2022

© Российская ассоциация
искусственного интеллекта, 2022

О семинаре

В настоящее время наблюдается существенное повышение интереса исследователей и разработчиков к созданию беспилотных транспортных средств различного типа и назначения, способных к автономному решению высокоуровневых задач в динамических, непрогнозируемых средах. Создание подобных средств невозможно без интеграции усилий специалистов в различных областях науки: механики, теории управления, теории передачи информации, компьютерной графики, распознавания образов, искусственного интеллекта, когнитивных наук и многих других. Одним из механизмов указанной интеграции является проведение семинара «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ), в ходе которого исследователи различных специализаций имеют возможность обмениваться опытом решения актуальных проблем, связанных с созданием беспилотных транспортных средств нового поколения – таких средств, которые могли бы быть названы интеллектуальными.

Первый семинар БТС-ИИ состоялся в 2014 году в Казани в рамках Четырнадцатой национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2014). Уже со следующего года семинар проводился как самостоятельное мероприятие, а в 2021 году состоялся в шестой раз. В этом году площадкой семинара выступил Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук (ИПУ РАН), известный своими успехами и достижениями в области теории автоматического управления, мобильной робототехники и др. Семинар был проведен в смешанном формате (два дня очных заседаний в ИПУ РАН, а также одна онлайн-секция в отдельный день). На семинаре было представлено 26 докладов, которые были отобраны программным комитетом из 36 поступивших работ.

Программный комитет посвящает этот сборник Владимиру Евгеньевичу Павловскому, доктору физико-математических наук, профессору, ушедшему из жизни 03.06.2020. Владимир Евгеньевич был видным специалистом в области робототехники и всегда принимал активное участие в жизни нашего семинара. Светлая память.



Программный комитет БТС-ИИ-2021

Организатор

Российская ассоциация искусственного интеллекта (www.raai.org)
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук (www.ipu.ru)

Программный комитет

К.С. Яковлев (председатель), кандидат физико-математических наук, ведущий научный сотрудник Федерального исследовательского центра "Информатика и управление" Российской академии наук.

И.М. Афанасьев, кандидат технических наук, руководитель группы интеллектуальных транспортных систем, Исследовательский центр Хуавей (СПб).

Д.А. Добрынин, кандидат технических наук, старший научный сотрудник Федерального исследовательского центра "Информатика и управление" Российской академии наук.

В.Э. Карпов, кандидат технических наук, доцент, начальник лаборатории робототехники Национального исследовательского центра "Курчатовский институт".

Н.В. Ким, кандидат технических наук, профессор, лауреат премии правительства РФ в области образования, профессор кафедры 704 факультета №7 "Робототехнические и интеллектуальные системы" Московского авиационного института.

Е.А. Магид, PhD, профессор, Senior IEEE member, заведующий кафедрой интеллектуальной робототехники, Высшая школа информационных технологий и интеллектуальных систем (ИТИС), Казанский (Приволжский) федеральный университет

Р.В. Мещеряков, доктор технических наук, профессор РАН, главный научный сотрудник Института проблем управления Российской академии наук.

А.Л. Ронжин, доктор технических наук, профессор РАН, директор Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра Российской академии наук.

Организационный комитет

Р.В. Мещеряков (председатель), доктор технических наук, профессор РАН, главный научный сотрудник Института проблем управления Российской академии наук.

Р.Р. Галин, ИПУ РАН.

С.А. Дергачев, МИЭМ ВШЭ.

К.Ф. Муравьев, ФИЦ ИУ РАН.

К.С. Яковлев, ФИЦ ИУ РАН.

Официальный сайт семинара

www.ai-uv.ru

Содержание

Д.И. Поярко, А.Д. Московский

Движение автономного робота вдоль протяжённых визуальных ориентиров с использованием навигационного стека системы ROS9

А.В. Жарикова, Г.А. Прокопович, В.А. Сычёв

Оптимизация параметров мультиагентной системы управления транспортными роботами с использованием имитационного моделирования 19

А.Л. Смолин

Направления интеллектуализации беспилотных авиационных транспортных систем29

А.Е. Городецкий, И.Л. Тарасова, В.Г. Курбанов

Оценка интеллекта группы БТС по результатам тестирования.....37

А.С. Доброквашина, Р.Н. Сафин, Р.О. Лавренов, Я. Бай

Улучшение пользовательского графического интерфейса для управления гусеничным роботом Сервосила Инженер.....47

Е.В. Бова, В.В. Леушина

Об одном подходе к организации человеко-машинного интерфейса, основанного на мультимодальном интерфейсе и виртуальной реальности57

М.И. Мокрова

Разработка критерия эффективности мониторинга пожарной обстановки с использованием БЛА67

Т.Г. Цой, Н.А. Никифоров, О.С. Прокопчук, Р.Н. Сафин, Е.А. Магид, Я. Бай, М.М. Свинин

Пилотные исследования по управлению роботомобилем Avroga Unior с помощью произвольных жестов.....74

В.П. Кутахов, Р.В. Мещеряков

Принципы организации групп БЛА транспортного назначения: направления научных исследований86

Ф.А. Хуссейн, В.Б. Пархоменко, М.Ю. Бутенко, Т.А. Гайда

Система управления робототехническими комплексами на основе обучения с подкреплением.....93

РАСШИРЕННЫЕ ТЕЗИСЫ

З.А. Али

Приоритетный алгоритм SIPP для поиска путей для групп агентов с кинематическими ограничениями103

М.О. Доброхвалов, А.Ю. Филатов

Семантическая сегментация изображений с камер беспилотных автомобилей в реальном времени.....106

Д.А. Добрынин

Моделирование обучаемой системы управления шагающего робота109

К.С. Яковлев, А.А. Андрейчук, Ю.С. Белинская, Д.А. Макаров

Кинодинамическое планирование траектории в среде с движущимися препятствиями: предварительные результаты112

Б. Ангуло

Локальное планирование на основе обучения с подкреплением в среде с динамическими препятствиями: предварительные результаты.....115

Н.В. Ким, Н.Е. Бодунков

Принятие решений о незапланированной посадке БЛА в условиях неопределенности118

Н.Е. Бодунков, В.В. Арефин, С.К. Кобринец

Исследование методов атак на сверточные нейронные сети122

С.А. Дергачев

Метод интеграции централизованного много-агентного планирования и децентрализованного избегания столкновений.....126

М. Жамал, А.И. Панов

Адаптивное планирование манёвров беспилотного автомобиля с использованием поведенческих деревьев на платформе Apollo.....129

В.А. Данилов, С.А.К. Диане

Моделирование адаптивного поведения многозвенных шагающих роботов.....132

Т.З. Муслимов

Применение нечеткого адаптивного управления с эталонной моделью в задачах группового полета БПЛА135

Н.В. Ким, М.В. Походенко

Повышение устойчивости беспилотного летательного аппарата при нестабильных условиях полёта.....138

К.Ф. Муравьев

Улучшение алгоритмов исследования неизвестной местности для автономной навигации с помощью визуального картирования и локализации.....141

В.В. Воробьев, В.В. Карпов, А.С. Наседкин

Элементы контактного поведения в группе подводных роботов ...144

Р.Р. Галин, Г.К. Тевяшов

Планирование оптимальной траектории облета сельскохозяйственного поля группой БПЛА.....147

ДВИЖЕНИЕ АВТОНОМНОГО РОБОТА ВДОЛЬ ПРОТЯЖЁННЫХ ВИЗУАЛЬНЫХ ОРИЕНТИРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НАВИГАЦИОННОГО СТЕКА СИСТЕМЫ ROS

Д. И. Поярков (*dmitriypoyarkov@gmail.com*)

Московский физико-технический университет, Москва
НИЦ «Курчатовский институт», Москва

А. Д. Московский (*moscowskyad@gmail.com*)

НИЦ «Курчатовский институт», Москва

Аннотация. В работе рассматривается важная для мобильной робототехники задача автономной навигации. Описан способ навигации и движения робота по цепочкам визуальных ориентиров (следам, дорожной разметке, тропинкам и т. п.) с препятствиями и развилками. Одной из особенностей предложенного метода является отсутствие определения роботом своего местоположения — это определяет специфику задачи. Разработанная в результате работы программа интегрирована в систему ROS и использует наработки навигационного стека системы для расширения функционала (в т. ч. возможность обхода препятствий), созданный прототип протестирован в симуляционной среде Gazebo.

Ключевые слова: робототехника, навигация, ROS, локализация, распознавание, компьютерное зрение

1. Введение

Большинство подходов к навигации, независимо от конкретной постановки задачи, опирается на локализацию - определение глобального местоположения робота. В лабораторных условиях осуществить локализацию достаточно просто: можно использовать визуальные маркеры, GPS-RTK либо подготовить карту местности заранее. В условиях неисследованной местности также можно произвести локализацию, используя SLAM-методологию [Olvera, Orozco-Rosas, Picos, 2020]. Но в приведённой работе, как и в большинстве подходов к этой задаче, для этого используется предварительное построение карты местности. Этот этап может быть затруднителен либо излишен для многих задач.

Иногда в визуальной навигации применяется альтернативный подход – локализация без построения карты. Данный подход, применённый для движения робота к цели, описан в работах [Guzel, Bicker, 2012; Tsai, Nisar, Hu, 2021]. Существуют также подходы, не использующие локализацию.

Они применены в работах [Ma, Liu, Chen, 2019; Wortsman и др., 2019] для движения к предварительно заданной визуальной цели.

Однако, в ряде задач возникает необходимость двигаться, не имея при этом заранее заданной цели движения. Представляет интерес осуществить навигацию для движения вдоль цепочки последовательных ориентиров, таких как следы, тропинка либо дорожная разметка, используя визуальные данные и не прибегая к построению карты местности и глобальной локализации робота.

Часть этой задачи – движение вдоль сплошной линии – в некотором виде многократно решалась с помощью классических подходов к управлению, например, PID и других регуляторов [Balaji и др., 2015]. В последнее время для того же активно применяются методы с обучением, в т.ч. в беспилотном транспорте [Kendall и др., 2018]. Кроме того, похожая задача - движение вдоль различных визуальных ориентиров с визуальным запоминанием пути – рассмотрена в работе [Карпова И.П., 2021].

В данной работе предлагается применить к задаче движения вдоль цепочки визуальных ориентиров наработки из области навигации с планированием [Marder-Eppstein и др., 2010], а также учесть возможность наличия развилки и препятствий на маршруте.

2. Основная часть

2.1 Постановка задачи

Предлагается выполнить следующую задачу: двигаться вдоль визуальных ориентиров, образующих путь (примеры: тропинка, следы, разметка), в одном направлении, распознавая элементы пути (ориентиры) на изображении с камеры, установленной на роботе. При этом:

- допускается как заданный вручную, так и автоматически определенный системой тип ориентиров для следования. Тип определяется перед началом процесса навигации;
- если на построенном по ориентирам пути имеются заграждающие препятствия, необходимо предпринять попытку объезда;
- если путь содержит развилки, необходимо на каждой выбрать направление и следовать вдоль него. Способ выбора может зависеть от конкретной задачи;
- при отсутствии ориентиров и пути для следования необходимо попытаться обнаружить ориентиры, меняя направление «взгляда» камеры;
- необходимо предотвратить возможность следования по маршруту в обратную сторону;

- необходимо обеспечить работу системы независимо от остальной сенсорики робота и особенностей ходовой части.

2.2. Предлагаемый подход

2.2.1 Предпосылки

Ряд задач требует от робота ориентироваться в различных условиях среды. Специфика предлагаемого подхода базируется в основном на особенностях местности, в которых планируется использование системы. Такая местность обладает следующими характеристиками:

- отсутствие заданной карты местности (неисследованная местность);
- отсутствие ориентиров, для которых известно точное положение на местности (например, специально подготовленных маркеров);
- невозможность предварительного построения карты местности роботом в автоматическом режиме.

В таких условиях затруднительно определить точное местоположение робота на местности, то есть осуществить **глобальную локализацию**. В предлагаемом подходе решено отказаться от глобальной локализации робота.

Также, ввиду принципиальных ограничений подхода, представляется возможным найти решение с использованием небольшого и доступного набора оборудования для робота.

2.2.2 Требования к оборудованию

Набор оборудования, установленный на робота, должен содержать следующие устройства:

- видеокамеру: необходима для получения визуальной информации;
- средство обнаружения препятствий, если требуется их динамический обход (набор лучевых дальномеров, сканирующие дальномеры, стереокамеры и т.п.);
- одомер любого вида (ходовой, инерциальный, визуальный).

2.2.3 Описание подхода

Решение поставленной задачи можно разбить на две основные части:

1. Построение маршрута движения
2. Следование вдоль построенного маршрута

Результатом работы первой части является маршрут – упорядоченная последовательность точек в мировой системе координат, также именуемая **глобальным планом**, строится она **глобальным планировщиком**. Первая точка в последовательности соответствует началу пути, по которому двигается робот, каждая следующая точка — это промежуточный пункт на пути к последней точке – цели.

Для того, чтобы двигаться вдоль глобального плана, необходимо учитывать особенности ходовой части конкретного робота. Глобальный план, построенный для разных роботов, может быть один и тот же, но точный путь, по которому роботы следуют вдоль глобального плана, может отличаться: дифференциальный привод ходовой части может развернуться на месте и этим обеспечить очень точное следование плану, а рулевой привод поворачивает по дуге и вынужден время от времени отклоняться от маршрута.

Таким образом, для каждого типа ходовой части необходим модуль, который будет отвечать за движение робота вдоль глобального плана. Этот модуль именуется **локальным планировщиком** и строит **локальный план**.

Локальный планировщик управляет ходовой частью, скоростью движения и поворотами, а также может отвечать за обход препятствий на пути. Система является модульной: локальный и глобальный планировщики работают параллельно и независимо друг от друга.

Вспомогательным этапом в данном подходе является одометрия – определение перемещения робота по данным, полученным с ходовой части (для колёсного робота: количество вращения колёс, угол их поворота и т. п.). Одометрию легко внедрить в конструкцию ходовой части, однако нельзя полагаться на точность её данных.

Подход предполагает, что процесс построения глобального плана происходит итеративно. На каждой итерации робот:

1. Получает данные об ориентирах, используя камеру.
2. Преобразует полученные данные в участок пути.
3. Сравнивает полученный участок пути с данными в памяти.
4. Обновляет (корректирует/доставляет) глобальный план с учётом новых данных, записывает новые данные в память.

Параллельно с этим (в том числе и между итерациями) робот движется под управлением локального планировщика.

2.2.4 Использование системы ROS

Навигационный стек системы ROS [Marder-Eppstein, 2010] содержит различные средства для осуществления навигации мобильных роботов. Среди прочего, в системе есть эффективные локальные планировщики с функцией обхода препятствий для некоторых типов ходовых приводов (например дифференциального, голономного и рулевого).

По умолчанию локальные планировщики в ROS работают со стандартным глобальным планировщиком. Стандартный глобальный планировщик строит план движения из точки в точку, используя карту местности. Так как локальный планировщик работает независимо от глобального, в качестве последнего можно использовать собственную

разработку, которая будет решать поставленную задачу: следование вдоль визуальных ориентиров.

Таким образом, для решения задачи достаточно разработать глобальный планировщик и встроить его в систему ROS, чтобы иметь возможность использовать уже имеющиеся локальные планировщики. В данной работе реализован этот вариант.

Построение плана происходит перед началом движения по видимым ориентирам, далее план обновляется (дотраивается, корректируется) по новым изображениям с камеры. Обновление плана происходит итеративно с некоторым периодом (порядка десятых долей секунд).

Каждая итерация состоит из трёх независимых этапов (Рис. 1):

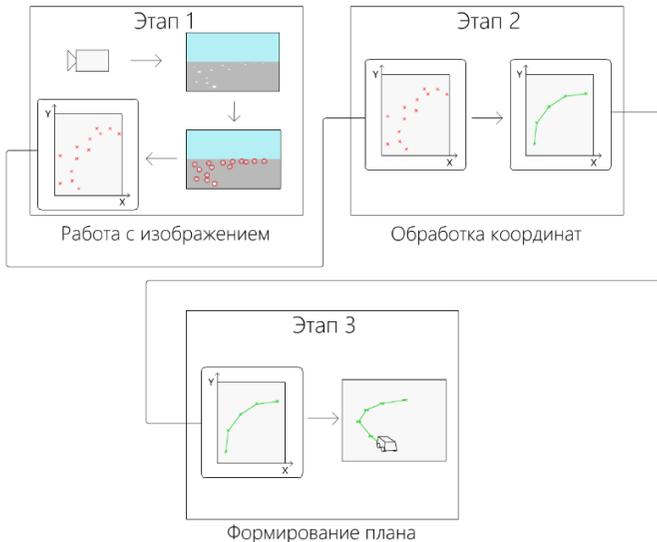


Рис. 1. Этапы реализованного подхода

1. Работа с изображением: результатом этапа являются координаты выявленных ориентиров на изображении с камеры.

2. Работа с координатами: результатом этапа является путь с развилками, представленный в виде графа.

3. Работа с планом: хранение и обновление имеющегося маршрута, выбор развилки, внедрение плана в систему ROS.

2.3. Реализация

2.3.1 Этап 1: Работа с изображением

Входные данные для этапа – изображение с камеры. Концептуально распознавание ориентиров может быть реализовано любыми подходящими средствами (например, SimpleBlobDetector из библиотеки OpenCV: модуль способен распознавать одноцветные пятна различных размеров).

Модуль распознавания получает координаты ориентиров на изображении и преобразует их в глобальные. Предполагается, что:

- робот движется по плоскости (в некоторой своей окрестности);
- ориентиры находятся на плоскости движения робота;
- известно местоположение и ориентация камеры относительно робота;
- известны оптические параметры камеры: фокусное расстояние (f_x, f_y) и координата оптического центра (c_x, c_y) .

На основании этих предположений преобразование точки происходит в три шага:

1. Вычисление вектора v в мировых координатах в направлении объекта по его координате на изображении:

$$v = ((p_x - c_x)/f_x, (p_y - c_y)/f_y, 1),$$

где (p_x, p_y) – координата объекта на изображении в пикселях, (c_x, c_y) – координата оптического центра камеры, (f_x, f_y) – фокусное расстояние камеры (Рис. 2).

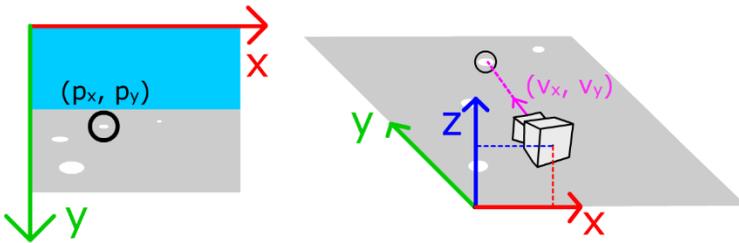


Рис. 2. Проекция ориентиров на плоскость

2. Построение промежуточного вектора w , сонаправленного v и с y -компонентой, равной h , где h – высота камеры над горизонтом:

$$w = h * v / v_y,$$

3. Нахождение точки пересечения q направляющей вектора v (которая совпадает с направляющей вектора w) с горизонтальной плоскостью. Её x - и y -компоненты будут равны соответственно x - и z -компонентам вектора w :

$q = (w_x, w_z)$, где q – искомая точка преобразования. Преобразование происходит для каждой точки, массив точек – выходные данные этапа.

2.3.2 Этап 2: Работа с координатами

Для того, чтобы по полученным координатам сформировать путь, необходимо отфильтровать массив координат и связать точки пути между собой (построить граф).

В алгоритме фильтрации (Рис. 3) на каждой итерации точка усредняется со всеми точками в некотором радиусе; в алгоритме построения графа (Рис. 4) на каждой итерации точка соединяется ребром со всеми точками в некотором радиусе.

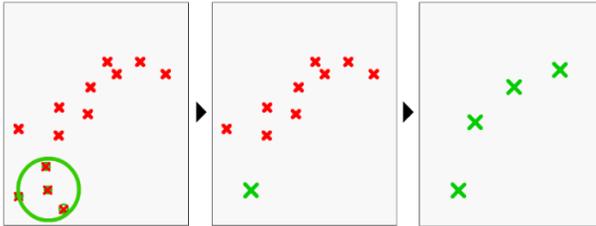


Рис. 3. Фильтрация

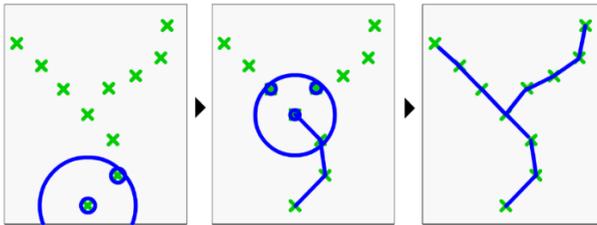


Рис. 4. Построение пути

Необходимым для данного этапа свойством полученного пути является то, что каждый угол, образованный двумя **последовательными** рёбрами, не **острее 60°** – это следует из алгоритма построения графа: если точки образуют угол 60° градусов или меньше – они образуют развилку.

2.3.3 Этап 3: Работа с планом

Работа с планом, в свою очередь, состоит из следующих этапов:

1. Выбор и сохранение направления на развилках.
2. Преобразование пути для достижения попарной равноудаленности точек (это свойство будет использовано впоследствии).
3. Обновление (коррекция, дополнение) имеющегося пути.
4. Выбор из имеющегося пути участка, образующего глобальный план.
5. Подача глобального плана на вход локального планировщика.

Подробнее про некоторые этапы:

Промежуточное («равноудалённое») преобразование: результатом работы алгоритма является путь с попарно равноудалёнными точками (Рис. 5). Для сохранения точности последняя точка может не удовлетворять этому свойству.

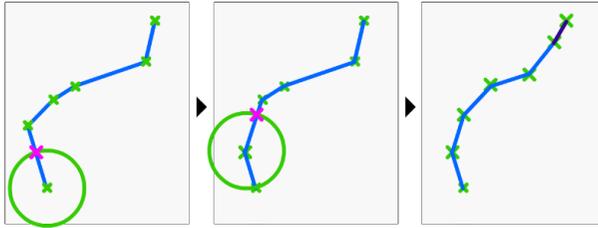


Рис. 5. «Равноудалённое» преобразование

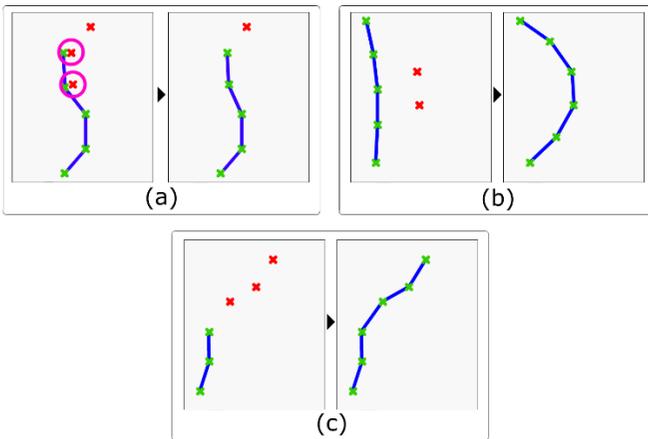


Рис. 6. Обновление плана: (а) – «идентичными» точками, (б) – «боковыми» точками, (с) – «доставление» плана

Если алгоритм привёл к образованию углов острее 60° , взятое расстояние уменьшается и итерация повторяется. Так как на вход этапа подаётся путь без углов острее 60° , число таких итераций ограничено.

Обновление и коррекция состоит из подэтапов:

- Нахождение «идентичных» точек (**Error! Reference source not found.**, (a))
- Вставка «боковых» точек (**Error! Reference source not found.**, (b))

- c. «Достраивание» плана (**Error! Reference source not found.**, (c))
- d. «Равноудалённое преобразование» для результата

Если в результате одного из этапов образовался угол острее 60° , происходит удаление смежных точек плана до тех пор, пока это свойство сохраняется. Здесь используется ранее полученное свойство плана: равноудалённость точек. Достаточно мелкое для отсутствия углов острее 60° разбиение плана позволяет сохранить все изгибы исходного пути, не нарушая последовательности построения.

Выбор участка для глобального плана: из обновлённого пути выбираются только непройденные роботом точки, и в начало заносится текущее положение робота. Этот набор и будет глобальным планом.

Далее, следуя установленной процедуре навигационного стека ROS, глобальный план подаётся локальному планировщику для следования.

2.4. Результаты

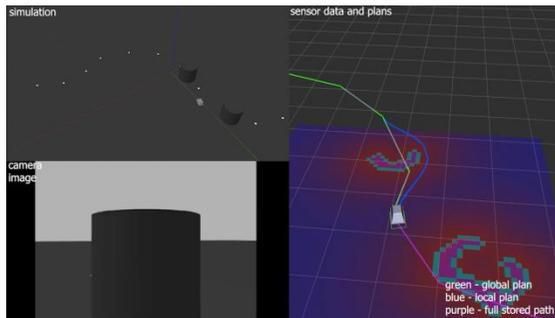


Рис. 7. Симуляция (кадр из видео)

Первичная проверка работоспособности предложенного подхода проверялась в симуляционной среде Gazebo. Колесный робот с рулевым приводом движется вдоль пути, представленного цепочкой белых пятен на темном фоне. Текущая система состоит из двух модулей: единого модуля распознавания и обработки данных и плагина глобального планировщика для навигационного стека ROS. Первый модуль распознаёт белые пятна, проецирует их на плоскость, отсеивает шумы и строит план с развилками. Плагин глобального планировщика интегрирует полученный план в навигационный стек.

В симуляции успешно протестирована способность робота распознавать указанные ориентиры, строить и следовать плану, обходя при этом препятствия. Видео с демонстрацией имеется в свободном доступе [Path Finder, 2021].

3. Заключение

В работе описан метод навигации автономного робота вдоль протяжённых визуальных ориентиров и сформулированы критерии, которым разработанная система должна удовлетворять. Разработанный прототип на основе навигационного стека системы ROS показал первичную работоспособность в симуляции. В дальнейшем, для полного решения поставленных задач, необходимо:

- разработать обработку развилок;
- расширить набор распознаваемых ориентиров;
- доработать и протестировать фильтрацию;
- разработать функцию поиска ориентиров;
- оценить качество подхода на некотором ряде типовых задач.

Список литературы

- [Карпова И.П., 2021] Карпова И.П. Организация маршрута анимата на основе визуальных ориентиров и распознавания сцен // Девятнадцатая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2021. Таганрог: Издательство Южного федерального университета, 2021. С. 205–218.
- [Balaji и др., 2015] Balaji V. и др. Optimization of PID Control for High Speed Line Tracking Robots // Procedia Computer Science. 2015. Т. 76. С. 147–154.
- [Guzel, Bicker, 2012; Tsai, Nisar, Hu, 2021] Guzel M. S., Bicker R. A Behaviour-Based Architecture for Mapless Navigation Using Vision // International Journal of Advanced Robotic Systems. 2012. Т. 9. № 1. С. 18.
- [Kendall и др., 2018] Kendall A. и др. Learning to Drive in a Day // 2018.
- [Ma, Liu, Chen, 2019; Wortsman и др., 2019] Ma L., Liu Y., Chen J. Using RGB Image as Visual Input for Mapless Robot Navigation // 2019.
- [Marder-Eppstein и др., 2010] Marder-Eppstein E. и др. The Office Marathon: Robust Navigation in an Indoor Office Environment // International Conference on Robotics and Automation. 2010.
- [Marder-Eppstein, 2010] Marder-Eppstein E. ROS1 Navigation [Электронный ресурс]. URL: <http://wiki.ros.org/navigation>.
- [Olvera, Orozco-Rosas, Picos, 2020] Olvera T., Orozco-Rosas U., Picos K. Mapping and navigation in an unknown environment using LiDAR for mobile service robots // Optics and Photonics for Information Processing XIV / под ред. А. А. S. Awwal и др. : SPIE, 2020. С. 31 – 45.
- [Path Finder, 2021] Path Finder. Simple path following [demonstration] [Электронный ресурс]. URL: <https://youtu.be/ck4YBheyqXE> (дата обращения: 12.11.2021).
- [Tsai C.-Y. и др.] Tsai C.-Y., Nisar H., Hu Y.-C. Mapless LiDAR Navigation Control of Wheeled Mobile Robots Based on Deep Imitation Learning // IEEE Access. 2021. Т. 9. С. 117527–117541.
- [Wortsman M. и др.] Wortsman M. и др. Learning to Learn How to Learn: Self-Adaptive Visual Navigation Using Meta-Learning // 2019.

УДК 004.896

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ТРАНСПОРТНЫМИ РОБОТАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИМИТАЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

А.В. Жарикова (*anastasiazharikova00@gmail.com*)Г.А. Прокопович (*rprakopovich@robotics.by*)В.А. Сычѐв (*vsychyov@robotics.by*)

Объединенный институт проблем информатики
Национальной академии наук Беларуси, Минск, Беларусь

Аннотация. В статье приводится описание разработки мультиагентной системы децентрализованного управления группой транспортных роботов, функционирующих в учреждении здравоохранения и выполняющих функции транспортировки медикаментов. Для регулирования движения роботов используется набор правил и система светофоров, причѐм каждый светофор, в свою очередь, является автономным агентом. Загрузка роботов осуществляется агентом-загрузочной станцией, функционирующей по принципу доски объявлений. Описанная архитектура позволила адаптировать транспортную систему под неподготовленное помещение, не позволяющее реализовать приоритетное функционирование транспортных роботов. Построена имитационная модель, позволяющая осуществлять оптимизацию параметров системы управления исходя из условий функционирования роботов.¹

Ключевые слова: мультиагентная система, транспортный робот, имитационная модель

Введение

Автоматически управляемые транспортные роботы (также называемые транспортные тележки или *automated guided vehicle*. AGV) получили широкое распространение в гибких производственных системах для выполнения повторяющихся задач транспортировки на производствах, складах, контейнерных терминалах [Vis 2006], но не ограничиваясь

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке БРФФИ-РФФИ (проект №Ф20Р-324).

данными объектами. Более того, с каждым годом области их применения всё более расширяются. С развитием технологий управления транспортные тележки стали применяться для автоматизации транспортных систем не только в промышленности, но и в других областях. Так, в частности, AGV находят применение здравоохранении для автоматизации больничной логистики, в гостиницах для сопровождения обслуживающего персонала [Pedan 2017], [Ageron 2019].

Именно медицинское направление в применении транспортных тележек ставит ряд новых задач в области систем автоматического управления мобильными роботами. В системе здравоохранения роботы могут выполнять задачи транспортировки медицинских препаратов, белья, продуктов питания.

Основным отличием транспортных роботов, задействованных в здравоохранении, от промышленных и складских транспортных роботов, является принципиальная невозможность исключения человека из рабочей зоны робота. Помимо этого, алгоритмы управления транспортными роботами принято проектировать исходя из жёстко заданного расписания. Даже ситуации возникновения заторов по причине поломки или появления препятствия перед роботом в литературе рассматриваются редко [Fazlollahtabar 2013]. В то же время роботы, действующие в больницах, не должны создавать помех персоналу и пациентам. Следовательно, движение по жёсткому расписанию будет затруднительно.

Автоматизация логистики в системе здравоохранения не является приоритетной задачей. Следовательно, транспортные тележки ещё долгое время должны будут функционировать в той инфраструктуре, которая уже создана в больницах и не всегда является оптимальной для транспортных роботов, а следовательно, требует большей степени автономности и гибкости. Подводя итог, можно сделать вывод, что именно транспортные тележки, предназначенные для работы в больницах, требуют применения наиболее совершенной системы управления. Технические решения, разработанные для подобных роботов, могут быть использованы для решения широкого круга задач транспортировки в различных областях. Таким образом, именно транспортные роботы для автоматизации доставки лекарств в больницах будут рассматриваться в настоящей работе.

В число функций транспортных тележек может входить доставка в палаты медикаментов и вывоз для утилизации тары от инфузионных растворов и иных препаратов. Инфраструктура для функционирования роботов включает в себя электрические зарядные станции; специализированный кабинет, в котором медицинский работник (или робот-манипулятор) осуществляет загрузку в специализированный приёмник робота медицинских препаратов для каждого из пациентов в соответствии с рекомендациями лечащего врача; специально отведённое

место, в котором производится выгрузка из робота упаковки от препаратов; метки для навигации робота внутри помещения.

1 Мультиагентная система управления для автоматизации доставки медикаментов в учреждениях здравоохранения

Рассмотрим систему управления группой транспортных роботов, основанную на мультиагентном подходе, структура которой представлена на рис. 1. В состав системы входят четыре множества равноправных агентов: пункт раздачи (функционирующий по принципу доски объявлений), бортовая система управления роботом, система управления больничной койкой, светофор. Каждый из названных объектов представляет собой агента, который может быть мультиплицирован в необходимых количествах.

Указанное выше требование к роботам функционировать в человеческой среде с возможными коллизиями реализуется в представленной схеме через разделение уровней управления на глобальный, или стратегический (планировщик заданий), и локальный, или тактический (СУ робота). В то время, как планировщик заданий отвечает за загрузку робота и формирование цели движения, СУ робота выполняет построение маршрута с учётом всех возникающих ограничений.



Рис. 1. Структура мультиагентной системы управления.

Как отмечается в [Wu 1999], для типовых логистических задач, к которым можно причислить и рассматриваемую, существует четыре класса участков пути:

- прямая дорога (коридор);
- Х-образный перекрёсток;
- Т-образный перекрёсток;
- Г-образная дорога.

Наиболее сложными участками, как и при дорожном движении автомобилей, являются перекрёстки, для преодоления которых был

разработан ряд алгоритмов. Уникальностью предложенных алгоритмов является то, что они должны использовать только локальную информацию о дороге и других участниках движения, доступную только собственной сенсорной системе. Проблему объезда Х- и Г-перекрёстков, в случае, когда встречные роботы планируют дальше двигаться в одном направлении, решается типичными правилами «кто первый начал манёвр» и «помеха справа».

В тех же случаях, когда описанные выше ситуации нельзя избежать, пришлось в разрабатываемую систему управления ввести новую сущность. В предлагаемой структуре системы управления был введён новый агент, называемый «светофор». Как и другие агенты, он является автономным и осуществляет регулирование порядка проезда перекрёстков по заранее определённым правилам. Он используется в тех случаях, когда на небольших участках дороги образуется двустороннее движение. Например, когда один робот собирается выехать из палаты, а другой – въехать. Так как двери палат достаточно узкие по сравнению с шириной коридоров (где можно обеспечить двустороннее движение вдоль противоположных стен), то въезд и выезд роботов осуществляется по одной линии через центр дверного проёма. Светофоры имеют свои собственные датчики, по которым они видят, кто и с какой целью подъезжает к регулируемому участку. Процесс управления мобильными роботами можно обеспечить как цветовыми сигналами, так и по беспроводному каналу в виде команд.

Агент «умная» койка представляет собой конечный автомат, который служит для обеспечения взаимодействия робота, пункта раздачи и пациента. Данный конечный автомат может принимать одно из состояний: «ожидание робота», «загрузка медикаментов», «медицинская процедура», «разгрузка отработанной тары».

О наличии и адресе заказов мобильных роботов узнают только в пункте раздачи, который сам принимает заказы от умных коек. Это позволяет на данном этапе развития проекта не использовать прогнозирование и оптимизацию. Задачей каждого мобильного робота является выполнение заказа, для которого надо безопасно проехать заданный маршрут. Для этого все роботы руководствуются одними и теми же алгоритмами объезда перекрёстков, а также сигналами от агентов-светофоров.

Таким образом, управление роботами осуществляется децентрализованно. Как было отмечено ранее [Прокопович 2016], децентрализованное управление группой промышленных транспортных роботов имеет преимущество перед централизованным при больших количествах роботов. Однако специфика роботов, функционирующих в больницах, накладывает дополнительные ограничения, способные повлиять на результативность метода. Для определения оптимальных параметров функционирования представленной мультиагентной системы

было проведено имитационное моделирование, результаты которого представлены ниже.

2 Имитационное моделирование мультиагентной системы управления

С целью верификации предложенной мультиагентной системы управления в системе MATLAB/Simulink была разработана её имитационная модель. На рис. 2 показана карта одного этажа потенциальной больницы, на которой должны функционировать роботы.

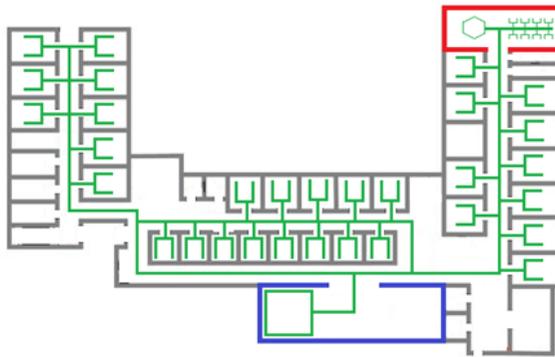


Рис. 2. Карта рабочего пространства мультиагентной системы.

Обозначения, принятые на карте на рисунке 2, представлены в табл. 1. Технологический процесс каждого из мобильных роботов заключается в следующих правилах:

1. если заряда на батареях ниже условного уровня или заказов больше нет, то двигаться на зарядную станцию;
2. двигаться к пункту раздачи;
3. после получения заказа точно двигаться намеченному маршруту;
4. после того, как маршрут завершён и капельница доставлена, двигаться к пункту раздачи и перейти в п. 1, иначе п. 5;
5. после получения пустой капельницы, отвести пустую тару в участок выгрузки использованных лекарств;
6. после выгрузки использованных лекарств, перейти в п.1.

Таблица. 1. Обозначения для рис. 1

Символ на карте	Назначение
	Движение по палате
	Движение по коридору
	Перекрёсток в маршруте движения робота
	Зарядные станции
	Участок выгрузки упаковки от использованных лекарств
	Участок загрузки медицинских препаратов
	Помещение для обслуживания роботов после завершения маршрута
	Помещение для обслуживания роботов перед началом движения по маршруту

Опираясь на представленную выше карту этажа больницы, была разработана карта для имитационного моделирования, фрагменты которой представлен на рис. 3 и 4. На данных рисунках роботы представлены схематически в виде четырёхколёсных тележек серого цвета с закруглённой передней частью. Также отмечена трасса, ведущая каждого робота от зарядной станции к участку загрузки. Там робот получает задание, при этом отметка робота на карте становится красной. После получения задания в каждый робот загружаются медицинские препараты, при этом отметка робота изменяется на красный квадрат. После выгрузки в палате медицинский препаратов отметка робота возвращается к первоначальному виду. Модель системы управления построена с использованием инструментов Stateflow charts и Robotics System Toolbox.

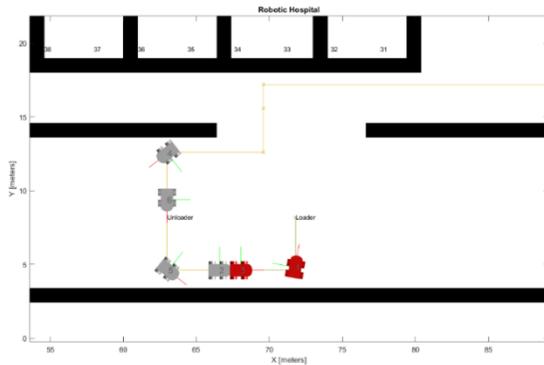


Рис. 3. Движение роботов на карте в процессе моделирования: участок загрузки

В процессе моделирования были исследованы три варианта обхода роботами пациентов в палате: случайное выбор и два варианта обхода по порядку. В результате отмечено, что влияние порядка обхода на время выполнения задания не превышает статистической погрешности.

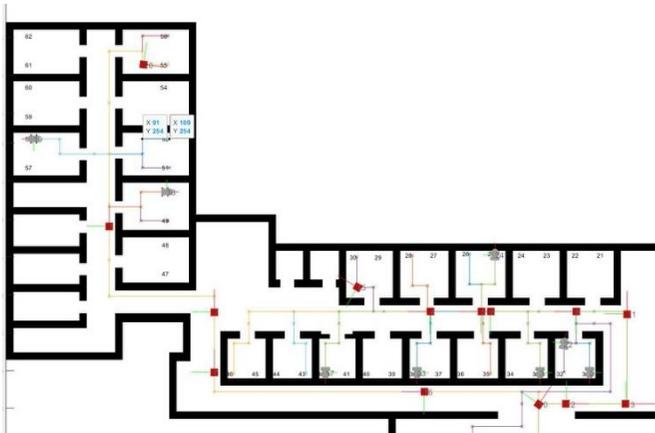


Рис. 4. Движение роботов на карте в процессе моделирования: обход палат

Полученная по результатам моделирования зависимость времени выполнения задания от числа роботов представлена на графике на рис. 5. В процессе моделирования число роботов варьировалось от 2 до 24, причём количество роботов ограничиваются размерами служебного помещения для их хранения и зарядки. По условиям моделирования роботы должны доставить инфузионные препараты шестидесяти двум пациентам.

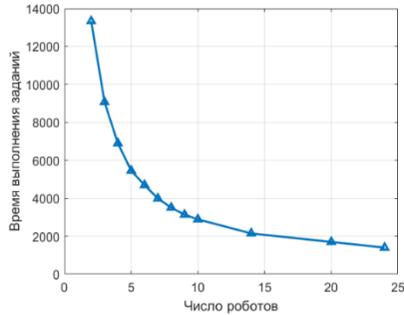


Рис. 5. Зависимость времени выполнения задания от числа роботов в группе.

Помимо времени выполнения задания, важным оценочным параметром является путь, пройденный каждым роботом в процессе выполнения задания. Зависимость пути, пройденного каждым роботом, от числа роботов, практически аналогична зависимости на рис. 5.

Тактическое управление транспортной тележкой в динамической среде подразумевает учёт и предотвращение в процессе движения ситуаций, замедляющих или делающих невозможным выполнение заданного маршрута. Ключевыми точками, для которых во избежании коллизий требуется создавать специальные правила, являются перекрёстки. Для этого было предложено два правила, которые отвечают за два уровня управления:

- зона собственной безопасности (зона ближнего действия);
- правило проезда перекрёстков (зона дальнего действия).

Формализм и принципы работы предложенного метода слежения за ближней зоной показаны на рисунке 6. Фрагмент программного кода, реализующий первое правило, показан ниже (язык программирования Matlab).

```

for i = 1:nRobots
    angle = mod(alpha(i,:),2*pi) - mod(robotPoses(3, i),2*pi);
    angle = min([angle; 2*pi - angle]);
    robotActive(i) = ~any(find(robotCollisions(i, :) & ...
        (angle > -pi/6 & angle < pi/18).*NMask(i,:)));
end

```

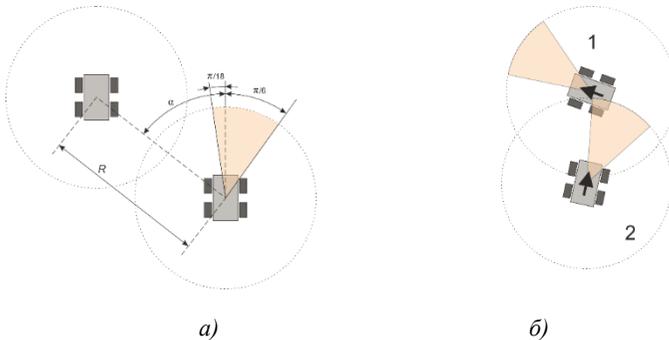


Рис. 6. Контроль за ближней зоной безопасности роботов

Таким образом, в массиве *robotActive* содержатся бинарные ключи, которые разрешают ($i = 1$) или запрещают ($i = 0$) движение каждому i -му роботу. Чтобы переменная *robotActive*(i) стала запрещающей (*robotActive* = 0) требуется одновременное выполнение двух условий (рис. 6, а):

- расстояние между роботами должно быть менее или равно R ;
- угол α должен быть больше, чем $-\pi/6$, и меньше, чем $\pi/18$; угол α откладывается от нормали i -го робота по направлению его движения до центров всех остальных роботов из группы.

В результате, первый робот (рис. 6, б) может двигаться по направлению своего движения, а второму запрещается. Фрагмент программного кода, реализующий второе правило, показан ниже. Указанное правило регламентирует последовательность проезда перекрёстка, когда к нему подъезжают с двух сторон роботы под углом 90 градусов.

```

for i = 1:nRobots
    [~, num] = min(robotCrossPointsDistance(:,i));
    r1 = (robotCrossPointsDistance(:,i) > 2.4*thresh)';
    r2 = PMask(:,num)';
    angle = abs(mod(crossPointsAlpha(:,i),2*pi) -
mod(robotPoses(3,:)',2*pi));
    r3 = (abs(pi - min(angle, 2*pi - angle)) < 0.4)';
    r4 = (robotCrossPointsDistance(:,i) > 0.2*thresh)';
    robotActive = double(robotActive & (r1 | r2 | (r3 & r4)));
end

```

Логические переменные $r1$ и $r2$ отвечают за то, чтобы разрешение на движение получил только один робот, который находится ближе всего к i -му перекрёстку. Логические переменные $r3$ и $r4$, отвечают за то, чтобы после завершения поворота на данный робот не действовали переменные $r1$ и $r2$. Т.е. после поворота данный робот в какой-то момент окажется дальше от перекрёстка чем тот, который его пропускал.

3 Обсуждение результатов

Предлагаемая мультиагентная система позволяет решить транспортную задачу в условиях неподготовленной среды. Это стало возможным благодаря децентрализации управления и введению дополнительных агентов для регулирования проезда перекрёстков.

Однако перечисленные особенности наложили на систему ограничения, которые заключаются в образовании временных очередей (дорожных “пробок”) перед въездами в палаты при большом числе одновременно функционирующих роботов. Это связано с тем, что роботы ездят по дорогам с односторонним движением без права даже временного выезда на встречную полосу. В связи с этим, в следующих работах будет предпринята попытка уменьшить время простоя роботов в так называемых “пробках”.

Имитационное моделирование позволило не только доказать работоспособность предложенной системы управления, но и оптимизировать количество роботов и ключевые настройки самой системы управления. А именно, были уточнены время загрузки и разгрузки робота, максимальная и минимальная разрешённые скорости движения, порядок обхода пациентов, а также максимально и минимально возможные радиусы безопасности, используемые в алгоритмах обхода перекрёстков.

Список литературы

- [Vis 2006] Vis I.F.A. Survey of research in the design and control of automated guided vehicle systems // European J. of Op. Research – 2006.– No170. – P. 677-709.
- [Pedan 2017] Pedan M., Gregor M., Plinta D. Implementation of automated guided vehicle system in healthcare facility // Proc. eng.– 2017.– No192.– P. 665-670.
- [Ageron 2019] Ageron B., Benzidia S., Bentahar S., et al. Investigating automation and AGV in healthcare logistics: a case study based approach // Int. J. of logistics research and applications. – 2019. – No3(22). – P. 1-21.
- [Fazlollahtabar 2013] Fazlollahtabar H., Saidi-Mehrabad M. Methodologies to Optimize Automated Guided Vehicle Scheduling and Routing Problems: A Review // Journal of Intelligent & Robotic Systems. – 2013. – No77. – P. 525-545.
- [Wu 1999] Wu K-H., Chen C-H., Ko J-M., et al. Path planning and prototype design of an AGV // Mathematical and computer modelling. – 1999. – No30. – P. 147-167.
- [Прокопович 2016] Прокопович Г. А. Особенности масштабирования многоагентных систем на примере централизованного и децентрализованного алгоритмов управления группой малогабаритных мобильных роботов // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2016. – Том 14, №11. – С. 41-48.

УДК 681.21

НАПРАВЛЕНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ БЕСПИЛОТНЫХ АВИАЦИОННЫХ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ

А.Л. Смолин (*smolinal@nrczh.ru*)

НИЦ «Институт имени Н.Е. Жуковского, Москва

Аннотация. В статье обосновывается требование интеллектуализации беспилотных авиационных транспортных систем. Предлагается оригинальная классификация задач интеллектуализации. Рассматриваются примеры с одним плечом и двумя плечами грузоперевозок, формируемых требования под обеспечение интеллектуализации. Показывается, что система с интеллектуализацией и использованием технологий искусственного интеллекта может повысить эффективность беспилотных авиационных транспортных систем за счет применения алгоритмов перераспределения задач в реальном времени. Применимость конкретных методов и их выбор осуществляется на основе результатов натурного эксперимента. Предлагаются дальнейшие пути интеллектуализации беспилотных авиационных транспортных систем.

Ключевые слова: беспилотные авиационные транспортные системы, беспилотные авиационные воздушные суда, интеллектуализация, транспорт.

Введение

С развитием беспилотной техники круг задач, решаемых беспилотными летательными аппаратами, значительно расширился. В настоящее время наиболее востребованы беспилотные воздушные суда, выполняющие задачи: мониторинга, связи и ретрансляции, обеспечения безопасности. Вместе с тем с развитием беспилотной авиационной техники, с ростом её характеристик по грузоподъемности, дальности действия, автономности, становится актуальной задача использования беспилотных летательных аппаратов в качестве транспортного средства [Varmprounakis 2016], [Кутахов В.П. 2019].

Целью работы является проведение анализа существующих решений по интеллектуализации беспилотных авиационных транспортных систем

(БАТС) и обоснование необходимости интеллектуализации различных операций при беспилотной доставке грузов.

1 Постановка задачи формализации интеллектуализации

С целью эффективного применения транспортной системы транспортные средства, как правило, объединяют в единую систему транспортного обеспечения. Беспилотная авиационная транспортная система – это совокупность совместно действующих беспилотных воздушных судов, комплекса наземных средств по подготовке и обеспечению полетов, персонала, занятого эксплуатацией транспортных и наземных средств, необходимой инфраструктуры для эксплуатации БАТС, а также системы управления процессом применения системы [Hanap 2020].

Формализация отдельных функций и задач системы управления БАТС предполагает проведение моделирования и проведение натурного эксперимента. Задача моделирования процесса доставки грузов на этапе подготовки, для постановки и решения задач оптимизации с целью определения оптимального количества беспилотных воздушных судов, необходимого для успешной доставки грузов, для обоснования выбора наиболее подходящего транспортного средства для указанной задачи при заданных условиях внешней среды.

В качестве основы следует принять типовые транспортно-логистические процессы (ТЛП), которые являются по сути базовыми транспортными операциями, на которых основывается вся транспортная система и идет обеспечение материальными средствами (МС). В таблице приведены показатели и критерии эффективности, позволяющие поставить задачу формализации в первом приближении и затем оценивать эффективность, а также проводить оптимизацию.

Таблица 1 – Показатели и критерии оценки эффективности транспортно-логистических процессов

Показатели эффективности	Критерии эффективности	Ограничения
Степень обеспеченности МС – Q_n ; V^F – фактический объем поставки запасов МС, т; V^T – потребность в МС, т.	$Q_n = \frac{V^F}{V^T} \rightarrow 1$	$C^F \leq C^T$, $T^F \leq T^T$
Оперативность ТЛП – T_n ; T^F и T^T – фактическое и требуемое время выполнения ТЛП, ч.	$T_n = \frac{T^F}{T^T} \rightarrow \min$	$V^F \geq V^T$, $C^F \leq C^T$
Экономичность ТЛП – C_n ;	$C_n = \frac{C^F}{C^T} \rightarrow \min$,	$V^F \geq V^T$, $T^F \leq T^T$

C^F и C^T – фактические и требуемые затраты на выполнение ТЛП, руб.; C_n – удельные затраты на ТЛП, руб./т.	$C_n = \frac{C_n}{V^F} \rightarrow \min$	
--	--	--

Первые два критерия оценки эффективности процессов, служат для оценки степени достижения целей и должны обеспечить обоснованный выбор их вариантов (способов) (доставки, хранения материальных средств) в соответствии с требованиями к надежности транспортно-логистического обеспечения и недопущения возникновения ситуации нехватки ресурсов. Третий критерий оценки эффективности отражает наиболее существенные стороны повышения экономической эффективности процессов и ориентирует на минимизацию затрат на выполнение транспортно-логистических операций.

Таким образом задача интеллектуализации может быть сформулирована как задача оптимизации по критериям эффективности функционирования БАТС с ограничениями и введением неопределенности среды при условии влияния внешней среды и нестандартных ситуаций, которые могут произойти с транспортными средствами.

2 Моделирование БАТС

Система моделирования включает в себя основу, сформированную в программном комплексе GAMA [GAMA], которая позволяет моделировать многоагентные системы. В качестве агентов выступали транспортные средства. При этом учитывались следующие наборы:

1. Построение или актуализация маршрутной сети.
2. Построение или актуализация транспортной мультисети.
3. Поиск плана загрузки транспортных средств.
4. Перераспределение транспортных средств.
5. Формирование множества альтернативных сценариев транспортировки.
6. Оценка и выбор оптимального сценария.

Моделирование проводилось на различных наборах данных, которые включали в себя полные наборы по различным характеристикам транспортных средств. В качестве базовой модели была принята схема одного плеча доставки, где присутствовала одна точка-источник ресурсов и несколько целевых точек доставки (рисунок 1).

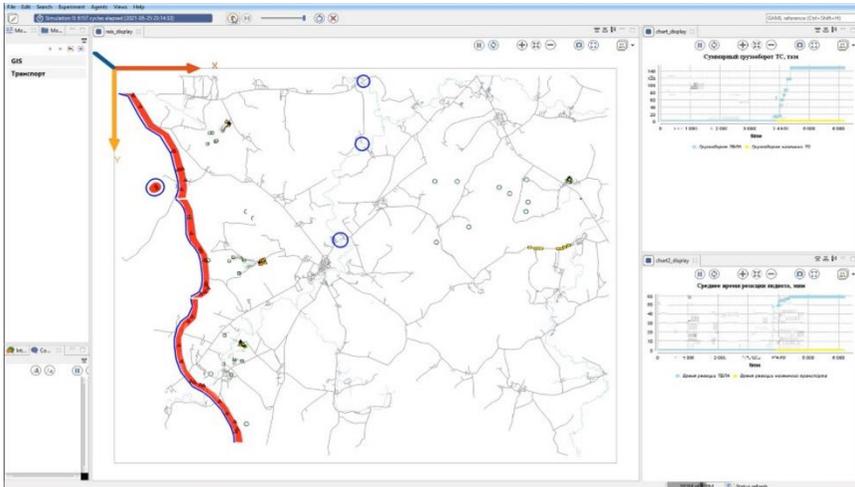


Рисунок 1. Моделирование транспортно-логистических процессов на платформе GAMA

Результаты моделирования показали, что при жестком распределении путей и точек доставки можно добиться оптимального режима по критериям из таблицы 1. Вместе с тем требуется использование алгоритмов интеллектуализации в случае включения в среду моделирования внешней среды и получения нештатных ситуаций, например, потери транспортных средств.

3 Натурный эксперимент

Для проведения эксперимента была использована схема расположения точек старта, финиша с условием что на каждой точке возможна перегрузка грузов, которые туда доставляются. Представленная схема позволяет отработать полеты более чем с одним и двумя плечами – за счет последовательного использования точек взлета и посадки.

Эксперимент проводился сотрудниками ФГБУ «НИЦ «Институт имени Н.Е. Жуковского» совместно с сотрудниками ФГБУН Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН на базе полигона ГкНИПАС.

Проведение эксперимента включало в себя проведение измерений различных транспортно-логистических процессов: взлет, посадка, перегрузка, разгрузка, загрузка, обслуживание и другие, которые моделировались в разделе 2 согласно критериям таблицы 1. Был использован типоряд беспилотных воздушных судов, которые обеспечивали различные типы как транспортных средств, так и полезной

нагрузки. Загрузка, перегрузка и разгрузка полезной нагрузки грузов проводилась ручным способом. Проведенные эксперименты показали соответствие предложенной методологии для формирования как системы критериев, так и оцениваемых параметров моделей.

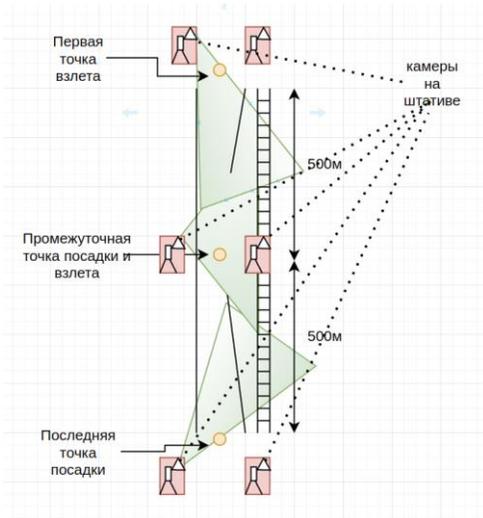


Рис. 2. Схема полигона для проведения эксперимента

Следует отметить, что в качестве алгоритмов интеллектуализации использовались алгоритмы перераспределения задач в процессе полета и определения места посадки. Это существенно (до 20%) позволяло уменьшить время транспортно-логистических процессов.

3 Направления интеллектуализации

Проведенное моделирование и натурные эксперименты позволяют сформулировать направления применения и развития применения технологий искусственного интеллекта при реализации различных систем:

интеллектуализацию транспортного беспилотного воздушного судна, направленную на получение максимально автоматизированного и адаптивного автономного транспортного средства;

интеллектуализацию информационно-коммутационного поля: информационного и командного обмена – основы взаимодействия между отдельными транспортными средствами и пунктами управления с целью координации и оптимизации их группового поведения;

интеллектуализацию системы управления и ее подсистем БАТС – как системы, обеспечивающей принятие решений или части автономного решения;

обеспечение развития и самоорганизации БАТС в результате взаимодействия отдельных подсистем накопления знаний в единой системе, взаимодействующих по законам группового поведения, и подчиненных единой цели.

Интеллектуализация транспортных беспилотных летательных аппаратов включает интеллектуализацию комплекса бортового оборудования:

- системы управления летательным аппаратом;
- системы связи и телекоммуникации;
- системы навигации;
- системы управления функциональной нагрузкой;
- системы сенсоров;
- системы управления двигателем;
- противопожарной системы;
- противообледенительной системы.

Интеллектуализация комплекса бортового оборудования обеспечивает решение следующих задач:

- обеспечение автоматических режимов взлета и посадки, в том числе на неподготовленные площадки;
- обеспечение режимов автономной работы систем и оборудования;
- уклонение от угроз столкновения (рельефа местности и искусственных препятствий);
- автоматический режим обработки информации, получаемой от бортовых сенсоров и системы управления: полетной, командной, навигационной, метеорологической и др.;
- обеспечение режимов автономного полета к указанной цели без априорно установленного маршрута с маневрированием;
- автоматизация режимов разгрузки и погрузки транспортных средств;
- управление системами транспортного беспилотного воздушного судна в зависимости от: внешних условий, условий эксплуатации, маршрута и режима полета, от результатов диагностики и прогнозирования состояния систем.

Интеллектуализация системы управления БАТС, подсистем и элементов включает интеллектуализацию:

- системы планирования применения групп;
- системы управления полетами;
- системы логистики;
- системы пунктов управления;

- системы обеспечения БАТС.

Интеллектуализация системы управления БАТС обеспечивает решение следующих задач:

- планирование применения групп разнородных и разнотипных пространственно-распределенных транспортных средств;
- интеллектуализация выбора рациональных вариантов типов, количества транспортных средств, маршрутизации групп и отдельных средств при выполнении доставки грузов;
- интеллектуализация управления транспортными средствами в реальном масштабе времени, особенно при возникновении неопределенностей или изменении обстановки;
- реконфигурация групп транспортных средств в ходе выполнения задачи; траекторная оптимизация выполнения транспортных задач.

Рассматривая вопрос создания инструментов планирования действий и управления в реальном времени группой транспортных средств, совместно выполняющих общую транспортную задачу, следует заметить, что большинство существующих решений предназначены для планирования и управления действиями автономных беспилотных аппаратов, действующих в одиночку. При этом имеет место низкий уровень проработанности механизмов планирования, контроля и управления действиями объединенной группы транспортных беспилотных воздушных судов. Такие механизмы позволили бы наиболее эффективно, в части функциональности, снижения потерь, финансовых и временных затрат, использовать имеющиеся в распоряжении ресурсы и, при необходимости, оперативно распределять поступающие в режиме реального времени новые задачи между отдельными транспортными средствами группы непосредственно в процессе выполнения заданий. В процессе выполнения задач необходимо обеспечить оперативное принятие решений.

Заключение

Можно сделать вывод, что должны быть сформулированы требования к средствам управления в части обеспечения высокого уровня быстродействия как следствие ограниченного запаса времени для принятия решений. В системах ручного и автоматизированного управления транспортными беспилотными воздушными судами качество и скорость решения задач напрямую зависит от решений операторов, особенно влияние принимаемых решений и последствия возможных человеческих ошибок проявляется в случае, когда оператору необходимо управлять группой и принимать важные решения в условиях дефицита времени и меняющейся реальной обстановки. [Казанская 2018] Применение классических методов поиска решений не всегда эффективно для решения

сложных многофакторных задач, особенно в условиях высокой динамики событий, влияющих на результаты планирования и согласования отдельных планов распределенных устройств. Наиболее перспективным способом управления видится автоматическое управление, при котором все элементарные действия выполняются полноценным автопилотом, а их планированием занимается интеллектуальная система управления. Один из подходов к решению подобных сложных задач управления ресурсами связан с применением мультиагентных технологий, как одного из направлений развития искусственного интеллекта. Решение сложных задач планирования и адаптивного перестроения расписания в этой технологии достигается методами распределенного подхода на основе моделей, методов и алгоритмов самоорганизации агентов заказов и ресурсов.

Таким образом проведенный анализ существующих решений по интеллектуализации беспилотных авиационных транспортных систем показывает необходимость развития конкретных операций в БАТС и позволяет сформулировать задачи развития средств интеллектуализации.

Список литературы

- [**Barmounakis etc., 2016**] Emmanouil N.Barmounakis, Eleni I.Vlahogianni, John C.Golias Unmanned Aerial Aircraft Systems for transportation engineering: Current practice and future challenges International Journal of Transportation Science and Technology Volume 5, Issue 3, October 2016, Pages 111-122.
- [**Кутахов В.П. и др. 2019**] Кутахов В.П., Мещеряков Р.В. Принципы формирования модели оптимизации системы роботизированных авиационных средств // В сборнике: XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019. Сборник трудов XIII Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2019. Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. 2019. С. 1211-1214.
- [**Hanan etc 2020**] Fatma Outay,a Hanan Abdullah Mengash,b,* and Muhammad Adnanc Applications of unmanned aerial vehicle (UAV) in road safety, traffic and highway infrastructure management: Recent advances and challenges // Transp Res Part A Policy Pract. 2020 Nov; 141: 116–129.
- [**GAMA**] <https://gama-platform.org/>
- [**Казанская и др. 2018**] Казанская Л.Ф., Савицкая Н.В., Камзол П.П. Перспективы развития беспилотного транспорта в России // Бюл. результатов науч. исслед. – 2018. – № 2. – С. 18–28.

УДК 519.687.1

ОЦЕНКА ИНТЕЛЛЕКТА ГРУППЫ БТС ПО РЕЗУЛЬТАТАМ ТЕСТИРОВАНИЯ

А.Е. Городецкий (*g27764@yandex.ru*)

Институт Проблем машиноведения РАН, Санкт-Петербург

И.Л. Тарасова (*g17265@yandex.ru*)

Институт Проблем машиноведения РАН, Санкт-Петербург

В.Г. Курбанов (*vugar_borchali@yahoo.com*)

Институт Проблем машиноведения РАН, Санкт-Петербург

Аннотация. *Цель:* Решение проблемы оценки группового интеллекта взаимодействующих БТС по результатам компьютерного моделирования их работы при распознавании и идентификации окружения выбора. *Результат:* Предложены алгоритмы компьютерного моделирования работы системы идентификации каждого члена группы и вычисляемые по результатам моделирования векторные оценки их группового IQ, включающие интегральную оценку эффективности и оценку устойчивости. *Практическое значение:* Использование тестового моделирования позволяет путем машинных экспериментов проводить оценку IQ группы и отбирать членов группы с учетом эффективности выполнения задач идентификации окружения выбора при групповом взаимодействии.¹

Ключевые слова: группа, интеллект, эффективность, БТС, окружение выбора

Введение

Для правильного принятия решения при ситуационном управлении БТС [Gorodetskiy et al., 2020a], [Gorodetskiy et al., 2017], [Gorodetskiy et al., 2020b], [Gorodetskiy et al., 2019], в том числе и беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) [Бауэрс, 1991], [Василин, 2017], [Боброва и др., 2016], [Wagner, 1982], особенно важно повышение точности и скорости классификации объектов в окружении выбора. Это во многом определяет качество ситуационного управления без аварийных ситуаций при выполнении поставленных задач обнаружения целей, их идентификации (классификации), выбора метода и

¹ Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования РФ в рамках Государственного задания по контракту № ААА-А19-119120290136-9 и гранта РФФИ № 19-08-00079.

средства уничтожения и ликвидация [Макаренко и др., 2020], [Щепляева и др., 2009], [Семенец и др., 2018], [Иванов, 2011]. Наиболее сложной из них и в наибольшей степени влияющей на достижение цели, является задача обнаружения и классификация целей.

В алгоритмах классификации среди множества изображений G выделяется множество изображений g_{o1} , относящихся к классу o_1 и присваивается им имя этого класса. Затем среди множества $O^1 = O \setminus g_{o1}$ выделяется множество объектов g_{o2} , относящихся к классу o_2 , затем среди множества оставшихся изображений $O^2 = O^1 \setminus g_{o2}$ выделяется множество изображений g_{o3} , относящиеся к классу o_3 и присваивается им имя этого класса. Далее продолжается процесс подобного отбора до тех пор, пока не будут исчерпаны все изображения из базы данных, т.е. $((O \setminus g_{o1}) \setminus g_{o2}) \dots g_{ok} = O^k$. Если будет так, что все изображения и все эталонные образы базы данных исчерпаны, но останутся не проклассифицированные изображения, т.е. $O^k \neq \emptyset$, то этим изображениям присваивается имя нового класса $(k+1)$ и они временно заносятся в базу данных с этим именем. Таких изображений может быть очень много. В этом случае может быть поставлена задача разбиения $(k+1)$ класса на новые эталонные образы и соответственно, отнесение этих изображений к вновь введенным эталонам.

Одной из проблем обеспечения требуемой точности алгоритмов классификации являются сложности, возникающие при обработке неполной и противоречивой информации, которая не была или не могла быть учтена при формировании обучающей выборки.

Для преодоления этих трудностей развиваются так называемые структурно-лингвистические методы распознавания. Например, в [Gorodetskiy et al., 2021a], [Gorodetskiy et al., 2021b] предлагаются алгоритмы логико-лингвистической классификации (ЛЛК), которые позволяют достигать высокую скорость классификации при точности классификации порядка 80% и уровне шума до 50%.

1. Компьютерное моделирование принятия решений группой БПЛА

Получение при использовании алгоритмов ЛЛК высокой скорости классификации без ухудшения точности за счет вычисления минимальной суммы разностей значений функций принадлежности элементов строк атрибутов эталонов и классифицируемых изображений особенно важно для систем управления БПЛА при их групповом взаимодействии. Поэтому при сравнении интеллекта групп БПЛА с различными вариантами логико-лингвистической классификации можно использовать результаты компьютерного моделирования различных алгоритмов классификации объектов в окружении выбора. Тогда при вычислении группового

интеллекта (IQ группы) будем учитывать IQ каждого члена группы, использующего ЛЛК1 – ЛЛК4 алгоритмы классификации.

При моделировании оценивалась эффективность классификации с фильтрацией помех для следующих $k = 5$ задач.

При фильтрации помех:

1. до величины максимума в 10% от полезного сигнала
2. до величины максимума в 20% от полезного сигнала
3. до величины максимума в 30% от полезного сигнала
4. до величины максимума в 40% от полезного сигнала
5. до величины максимума в 50% от полезного сигнала

Производилась оценка эффективности следующих алгоритмов классификации целей в окружении выбора.

Алгоритм логико-лингвистической классификации ЛЛК1, в котором решающее правило классификации строится на вычисления минимальной суммы квадратов разностей значений функций принадлежности элементов строк атрибутов эталонов и классифицируемых изображений.

Алгоритм логико-лингвистической классификации ЛЛК2, отличающийся от алгоритма ЛЛК1 тем, что в нем решающее правило классификации строится на вычисления минимальной суммы квадратов разностей значений функций принадлежности, умноженных на коэффициенты значимости элементов строк атрибутов эталонов и классифицируемых изображений.

Алгоритм логико-лингвистической классификации ЛЛК3, отличающийся от алгоритма ЛЛК1 тем, что в нем классификация производится поэтапно по отдельным группам эталонов, а не по всей их совокупности.

Алгоритм логико-лингвистической классификации ЛЛК4, отличающийся от алгоритма ЛЛК3 тем, что в нем классификация производится с учетом коэффициентов значимости групп эталонов.

При тестировании рассматривались следующие группы объектов: s_1 - наземная техника; s_2 - плав средства; s_3 - летательные аппараты; s_4 - люди. При этом все образы объектов характеризовались набором видов атрибутов и значениями их функций принадлежности, назначаемыми группой экспертов. Каждое изображение объектов тестировалось 100 раз.

Значения атрибутов и их коэффициенты значимости задаются экспертами.

В результате тестовых испытаний были получены следующие значения интегральных оценок их эффективности по формуле

$$I = \int_0^2 f(x) dx$$

где: $f(x)$ - функция точности, а x – помеха ($0 \leq x \leq 2$).

- для ЛЛК1: минимальная эффективность $I_{1\min} = 0,3244$, максимальная $I_{1\max} = 1,0608$, средняя $I_{1\text{mid}} = 0,5583$.

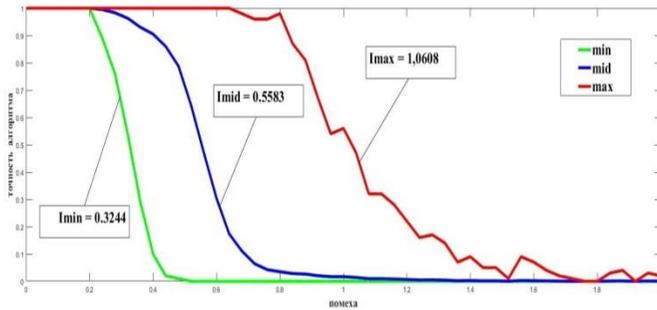


Рис. 1. Результаты моделирования ЛЛК1.

- для ЛЛК2: минимальная эффективность $I_{2\min} = 0,3000$, максимальная $I_{2\max} = 0,9356$, средняя $I_{2\text{mid}} = 0,6071$.

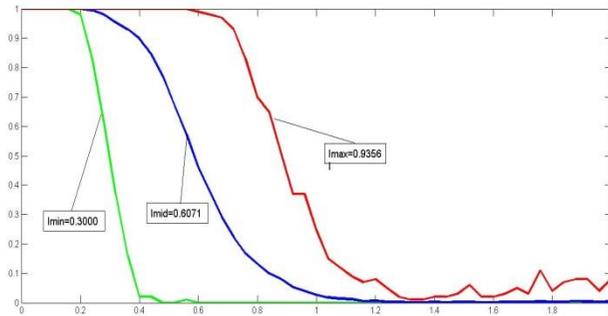


Рис. 2. Результаты моделирования ЛЛК2.

- для ЛЛК3: минимальная эффективность $I_{3\min} = 0,3312$, максимальная $I_{3\max} = 0,8884$, средняя $I_{3\text{mid}} = 0,6473$.

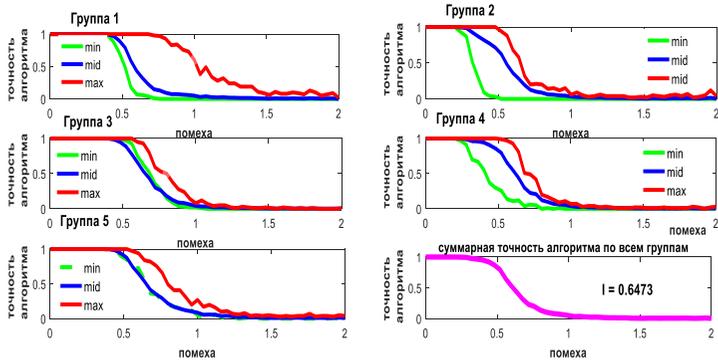


Рис. 3. Результаты моделирования ЛЛК3.

- для ЛЛК4: минимальная эффективность $I_{4\min} = 0,2980$, максимальная $I_{4\max} = 1,3308$, средняя $I_{4\text{mid}} = 0,7387$.

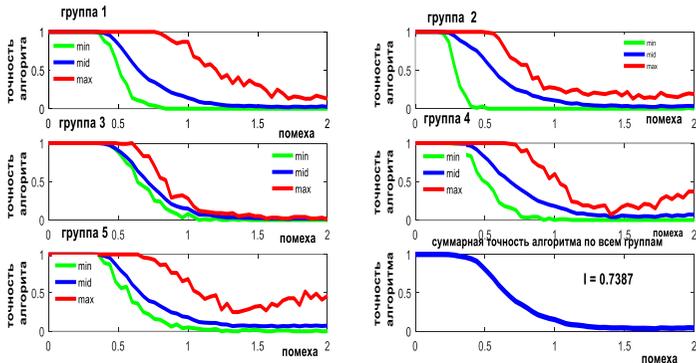


Рис.4. Результаты моделирования ЛЛК4.

Кроме того, для алгоритмов ЛЛК3 и ЛЛК4 были получены эффективности классификации по группам.

Для ЛЛК3:

- по группе объектов s_1 : минимальное $I_{31\min} = 0,3312$; максимальное. $I_{31\max} = 0,7292$; среднее $I_{31\text{mid}} = 0,5745$.

- по группе объектов s_2 : минимальное $I_{32\min} = 0,6916$; максимальное. $I_{32\max} = 0,8174$; среднее $I_{32\text{mid}} = 0,6850$.

- по группе объектов s_3 : минимальное $I_{33\min} = 0,4312$; максимальное. $I_{33\max} = 0,7554$; среднее $I_{33\text{mid}} = 0,6402$.

- по группе объектов s_4 : минимальное $I_{34\min} = 0,6864$; максимальное.

$I_{34\max} = 0,8884$; среднее $I_{34\text{mid}} = 0,7066$.

Для ЛЛК4:

- по группе объектов s_1 : минимальное $I_{41\min} = 0,2980$; максимальное. $I_{41\max} = 0,9950$; среднее $I_{41\text{mid}} = 0,6389$.
- по группе объектов s_2 : минимальное $I_{42\min} = 0,6804$; максимальное. $I_{42\max} = 0,8994$; среднее $I_{42\text{mid}} = 0,7613$.
- по группе объектов s_3 : минимальное $I_{43\min} = 0,5192$; максимальное. $I_{43\max} = 1,1726$; среднее $I_{43\text{mid}} = 0,7722$.
- по группе объектов s_4 : минимальное $I_{44\min} = 0,6064$; максимальное. $I_{44\max} = 1,3308$; среднее $I_{44\text{mid}} = 0,7858$.

2. Оценки интеллекта групп БПЛА по результатам тестирования

Оценивался интеллект следующих i -х ($i = 1, 2, 3, \dots, 8$) групп БПЛА :

- первая группа использовала алгоритм ЛЛК1;
- вторая группа использовала алгоритм ЛЛК2;
- третья группа использовала алгоритм ЛЛК3;
- четвертая группа использовала алгоритм ЛЛК4;
- в пятой группе первый БПЛА использовал алгоритм ЛЛК1, второй использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_1 - наземная техника, третий использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_2 - плав средства, четвертый использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_3 - летательные аппараты, пятый использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_4 - люди;
- в шестой группе первый БПЛА использовал алгоритм ЛЛК1, второй использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_1 - наземная техника, третий использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_2 - плав средства, четвертый использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_3 - летательные аппараты, пятый использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_4 - люди;
- в седьмой группе первый БПЛА использовал алгоритм ЛЛК2, второй использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_1 - наземная техника, третий использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_2 - плав средства, четвертый использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_3 - летательные аппараты, пятый использовал алгоритм ЛЛК3 при поиске объектов типа s_4 - люди;
- в восьмой группе первый БПЛА использовал алгоритм ЛЛК2, второй использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_1 - наземная техника, третий использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_2 - плав средства, четвертый использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа

s_3 - летательные аппараты, пятый использовал алгоритм ЛЛК4 при поиске объектов типа s_4 - люди;

Групповой интеллект оценивался по двум параметрам:

- оценка E_i интеллектуальных способностей i -ой группы, содержащей $j=1, \dots, J$ БПЛА и решающей последовательно усложняющихся $k=1, \dots, K$ задач:

$$E_i = (1 / J * K) \sum_{j=1}^J I_{jmid} \quad (1),$$

- оценка устойчивости ΔE_i i -ой группы, содержащей $j=5$ БПЛА и решающей последовательно усложняющиеся k задачи:

$$\Delta E_i = (1 / J * K) \sum_{j=1}^J (I_{jmix} - I_{jmin}) \quad (2),$$

После компьютерного моделирования работы групп БПЛА с алгоритмами логико- лингвистической классификации можно вычислить IQ_i тестируемых групп БПЛА, объединяя оценки (1) и (2) и вводя весовые коэффициенты по формуле:

$$IQ_i = k_E E_i + k_{\Delta E} / \Delta E_i,$$

где: k_E , $k_{\Delta E}$, - весовые коэффициенты, устанавливаемые оператором, проводящим тестовое моделирование, в зависимости от назначения тестируемого БПЛА.

Положив $k_E=1$; $k_{\Delta E}=0.1$; $J=5$; $K=5$ вычисленные после моделирования значения IQ_i тестируемых групп БПЛА будут следующими:

- для первой группы: $E_1 = I_{1mid} = 0,5583$, $\Delta E_1 = I_{1max} - I_{1min} = 1,0608 - 0,3244 = 0,7364$,

$$IQ_1 = 0,5583 + 0,1/0,7364 = 0,6941.$$

- для второй группы: $E_2 = I_{2mid} = 0,6071$, $\Delta E_2 = I_{2max} - I_{2min} = 0,9356 - 0,3000 = 0,6356$,

$$IQ_2 = 0,6071 + 0,1/0,6356 = 0,7644.$$

- для третьей группы: $E_3 = I_{3mid} = 0,6473$, $\Delta E_3 = I_{3max} - I_{3min} = 0,8994 - 0,3312 = 0,5682$,

$$IQ_3 = 0,6473 + 0,1/0,5682 = 0,8232.$$

- для четвертой группы: $E_4 = I_{4mid} = 0,7387$, $\Delta E_4 = I_{4max} - I_{4min} = 1,3308 - 0,2980 = 1,0328$,

$$IQ_4 = 0,7387 + 0,1/1,0328 = 0,8355.$$

- для пятой группы: $E_5 = (I_{1mid} + I_{31mid} + I_{32mid} + I_{33mid} + I_{34mid})/5 = (0,5583 + 0,5745 + 0,6850 + 0,6402 + 0,7066)/5 = 0,6329$, $\Delta E_5 = I_{1max} - I_{1min} = 1,0608 - 0,3244 = 0,7364$,

$$IQ_5 = 0,6329 + 0,1/0,7364 = 0,7687.$$

- для шестой группы: $E_6 = (I_{2mid} + I_{31mid} + I_{32mid} + I_{33mid} + I_{34mid})/5 = (0,6071 + 0,5745 + 0,6850 + 0,6402 + 0,7066)/5 = 0,6427$, $\Delta E_6 = I_{2max} - I_{2min} = 0,9356 - 0,3000 = 0,6356$,

$$IQ_6 = 0,6427 + 0,1/0,6356 = 0,8000.$$

- для седьмой группы: $E_7 = (I_{1mid} + I_{41mid} + I_{42mid} + I_{43mid} + I_{44mid})/5 = (0,5583 + 0,6389 + 0,7613 + 0,7722 + 0,7858)/5 = 0,7033$, $\Delta E_7 = I_{44max} - I_{41min} = 1,3308 - 0,2980 = 1,0328$,

$$IQ_7 = 0,7033 + 0,1/1,0328 = 0,8001$$

- для восьмой группы: $E_8 = (I_{2mid} + I_{41mid} + I_{42mid} + I_{43mid} + I_{44mid})/5 = (0,6071 + 0,6389 + 0,7613 + 0,7722 + 0,7858)/5 = 0,7131$, $\Delta E_8 = I_{44max} - I_{41min} = 1,3308 - 0,2980 = 1,0328$,

$$IQ_8 = 0,7131 + 0,1/1,0328 = 0,8100.$$

Значения I_{jmid} , I_{jmax} , I_{jmin} в расчетных формулах (1) и (2) брались из оценки интеллекта БПЛА по результатам компьютерного моделирования.

Как видно из результатов расчетов IQ использование в алгоритмах классификации коэффициентов значимости повышает уровень IQ группы ($IQ_2 > IQ_1$). Раздельная классификация по группам объектов еще больше повышает уровень IQ ($IQ_4 > IQ_3 > IQ_2 > IQ_1$). Однако из-за неудачного выбора атрибутов и их коэффициентов значимости в моделях объектов (особенно в s_1 , где $I_{41min} = 0,2980$ и $I_{31min} = 0,3312$) IQ групп БПЛА с пятой по восьмую оказывается ниже, чем в группах три и четыре.

В приведенном примере моделирования предполагалось, что каждый член группы работает автономно и не обменивается информацией с другими членами группы. В противном случае оценки эффективности каждого члена группы будут отличаться в зависимости от работы остальных членов группы.

Кроме приведенных оценок по результатам тестирования могут быть оценки различия в единомыслие членов группы, стабильность и изменчивость рассуждения и другие [Renzulli, 1978], [Renzulli, 1994], [Renzulli et al., 1985]. При этом целесообразно в системы идентификации членов БТС ввести блоки обучения или самообучения и провести соответствующую корректировку алгоритмов их работы.

Заключение

Использование структурно-лингвистических методов идентификации окружения выбора БТС и алгоритмов логико-лингвистической классификации повышает скорость систем идентификации без ухудшения их точности, что способствует повышению уровня группового интеллекта БТС.

Компьютерное моделирование систем идентификации позволяет оценить влияние помех на эффективность их работы, а так же может быть использовано для настройки или оптимизации их баз данных.

Предложенные оценки IQ групп БПЛА по результатам компьютерного моделирования алгоритмов классификации объектов в окружении выбора могут использоваться для оценки качества работы их систем идентификации, позволяя отбирать лучших претендентов в группу.

После распределения типов целей для членов группы необходима, как показывают результаты компьютерного моделирования, дополнительная настройка и оптимизации коэффициентов значимости атрибутов моделей объектов.

Список литературы

- [**Gorodetskiy et al., 2020a**] Andrey E. Gorodetskiy, Irina L. Tarasova. Smart Electromechanical Systems. Situational Control. / Studies in Systems, Decision and Control 261, Springer International Publishing, 2020, p.p.3-13, <http://doi.org/10.1007/978-3-030-32710-1>
- [**Gorodetskiy et al., 2017**] A. E. Gorodetskiy, I.L. Tarasova, V.G. Kurbanov. Behavioral Decisions of a Robot Based on Solving of Systems of Logical Equations. A.E. Gorodetskiy and V.G. Kurbanov (eds.), Smart Electromechanical Systems: The Central Nervous System, Studies in Systems, Decision and Control 95,2017, pp.61-71. DOI 10.1007/978-3-319-53327-8_5.
- [**Gorodetskiy et al., 2020b**] Andrey E. Gorodetskiy. The Principles of Situational Control SEMS Group. / Andrey E. Gorodetskiy, Irina L. Tarasova. Smart Electromechanical Systems. Situational Control. / Studies in Systems, Decision and Control 261, Springer International Publishing, 2020, p.p.3-13, http://doi.org/10.1007/978-3-030-32710-1_1
- [**Gorodetskiy et al., 2019**] Andrey E. Gorodetskiy, Irina L. Tarasova. Situational Control a Group of Robots Based on SEMS. In: Gorodetskiy A., Tarasova I. (eds), Smart Electromechanical Systems. Group Interaction / Studies in Systems, Decision and Control 174, Springer International Publishing, 2019, pp.9-18. http://doi.org/10.1007/978-3-319-99759-9_2
- [**Бауэрс, 1991**] Бауэрс П. Летательные аппараты нетрадиционных схем. / Бауэрс П. М.: Мир, 1991,320 с.
- [**Василин, 2017**] Василин Н. Я. Беспилотные летательные аппараты. / Н. Я. Василин. Минск «Попурри» , 2017, 272 с.
- [**Боброва и др., 2016**] Боброва А. С., Безденежных С. И. Перспективы развития и применения комплексов с беспилотными летательными аппаратами: конф. г. Коломна, 2016, 274 с, с. 106
- [**Wagner, 1982**] Wagner, William (1982), Lightning Bugs and other Reconnaissance Drones; The can-do story of Ryan's unmanned spy planes, Armed Forces Journal International : Aero Publishers, ISBN 978-0-8168-6654-0
- [**Макаренко и др., 2020**] Макаренко С. И., Тимошенко А. В., Васильченко А. С. Анализ средств и способов противодействия беспилотным летательным аппаратам. Часть 1. Беспилотный летательный аппарат как объект обнаружения

- и поражения // Научная статья в № 1 от 2020 г. журнала «Системы управления, связи и безопасности». ISSN 2410-9916.. С. 109—146.
- [Цепляева и др., 2009]** Цепляева Т.П., Морозова О.В. Этапы развития беспилотных летательных аппаратов. М., «Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии», № 42, 2009.
- [Семенец и др., 2018]** Семенец В. О., Трухин М. П. Способы противодействия беспилотным летательным аппаратам // Научная статья в томе 10, № 3 от 2018 г. журнала «Научные технологии в космических исследованиях Земли». ISSN 2409-5419 (2412—1363). doi: 10.24411/2409-5419-2018-10070. С. 4-12.
- [Иванов, 2011]** Иванов Д. Я. Методы роевого интеллекта для управления группами малоразмерных беспилотных летательных аппаратов // Научная статья в № (томе) 3 от 2011 г. журнала «Известия Южного федерального университета. Технические науки». ISSN 1999-9429 (2311-3103). С. 221-229
- [Gorodetskiy et al., 2021a]** Andrey E. Gorodetskiy, Irina L. Tarasova, Vugar G. Kurbanov. Classification of Images in Decision Making in the Central Nervous System of SEMS. In: Smart Electromechanical Systems: Behavioral decision making. /Studies in Systems, Decision and Control, Vol. 352, Springer International Publishing, 2021. pp. 187-197. https://doi.org/10.1007/978-3-030-68172-2_15.
- [Gorodetskiy et al., 2021b]** Andrey E. Gorodetskiy, Irina L. Tarasova. Image classification system in the SEMS selection environment. In: Smart Electromechanical Systems: Behavioral decision making. /Studies in Systems, Decision and Control, Vol. 352, Springer International Publishing, 2021. pp.197-200. https://doi.org/10.1007/978-3-030-68172-2_16.
- [Renzulli, 1978]** Renzulli, J.S. (1978). What Makes Giftedness? Reexamining a Definition. *Phi Delta Kappan*, 60(3), 180—184, 261.
- [Renzulli, 1994]** Renzulli, J.S. (1994). *Schools for talent development: A practical plan for total school improvement*. Mansfield Center, CT: Creative Learning Press.
- [Renzulli et al., 1985]** Renzulli, J.S., & Reis, S.M. (1985). *The schoolwide enrichment model: A comprehensive plan for educational excellence*. Mansfield Center, CT: Creative Learning Press.

УДК 004.896, 62-519

УЛУЧШЕНИЕ ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКОГО ГРАФИЧЕСКОГО ИНТЕРФЕЙСА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ГУСЕНИЧНЫМ РОБОТОМ СЕРВОСИЛА ИНЖЕНЕР

А. С. Доброквашина (*dobrokvashina@it.kfu.ru*)

Р. Н. Сафин (*safin.ramil@it.kfu.ru*)

Р. О. Лавренов (*lavrenov@it.kfu.ru*)

Лаборатория Интеллектуальных Робототехнических Систем,
Институт информационных технологий и интеллектуальных
систем, Казанский федеральный университет, Казань

Я. Бай (*yangbai@fc.ritsumei.ac.jp*)

Кафедра информационных наук и инженерии, Колледж
информационных наук и инженерии, Университет
Рицумейкан, Кусацу, Япония

Аннотация. Роботы широко используются во многих областях современной жизни, и дистанционное управление играет не последнюю роль в решении критически важных задач. Графический пользовательский интерфейс (GUI) является одним из самых популярных способов для ручного управления и навигации. В этой статье мы представляем улучшенный графический интерфейс для российского гусеничного робота Сервосила Инженер. Он предоставляет оператору изображения с четырех камер робота, представление текущей конфигурации с помощью 3D модели и возможность управления каждым сочленением робота. В дополнение к незначительным корректировкам и расширениям предыдущей версии графического интерфейса, особое внимание уделяется моделированию и управлению захватом робота.¹

Ключевые слова: гусеничный робот, моделирование, Сервосила Инженер, графический интерфейс, 3D, видео, Qt, GUI

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского Фонда Фундаментальных Исследований (проект № 19-58-70002). Четвертый автор выражает признательность за поддержку Японскому агентству по науке и технологиям, Программа стратегических международных совместных исследований JST, проект № 18065977.

Введение

Сегодня роботов можно встретить повсеместно. Они умеют водить автомобили [Paolillo et al., 2018], убираются в наших домах, работают на производствах, помогают хирургам выполнять сложные операции [Isogaki et al., 2011], используя более простые и безопасные методы. Роботы зачастую используются во враждебных для человека условиях, таких как, например, опасные производственные объекты [Martines et al., 2015] или радиоактивные зоны. Точность и производительность роботов и манипуляторов представляет особую ценность. Ведь в отличие от человека, машина может работать круглые сутки семь дней в неделю, не теряя при этом в качестве и скорости.

Для каждой цели существует свой вид роботов, заточенный под конкретные спецификации [Pecka et al., 2017]. А в различных сценариях работы могут быть представлены разные уровни автоматизации [Shimchik et al., 2016]. Например, роботы-пылесосы показывают один из самых высоких уровней автономности, с другой же стороны некоторые крайне важные задачи на сегодняшний день не доверяют роботам. А потому телеоперация остается достаточно востребованной, особенно в таких случаях, как проведение хирургических операций или помощь в поисково-спасательных операциях [Wang et al., 2003]. Телеоперация предполагает стабильную связь с роботом, а также наличие удобного способа взаимодействия с ним [Suzuki et al., 2014]. Это означает простой доступ к данным с камер или сенсоров, а также понятную систему управления самим роботом.

Так, одними из самых используемых решений в вопросе взаимодействия с роботом остаются компьютерные и мобильные приложения с графическим пользовательским интерфейсом (GUI). Данное решение представляется одним из самых простых и универсальных.

Графические интерфейсы используются для различных задач. Одни дают лишь общую информацию о нынешней конфигурации робота, другие, обрабатывая данные с датчиков, могут предупредить оператора о возможном падении робота. Третьи не получают никакой информации с робота, а лишь дают возможность осуществлять движение сочленений. А есть и решения, совмещающие в себе все вышеперечисленное - благодаря ним оператор может не только двигать робота и знать его нынешнюю конфигурацию, но также видеть глазами робота: получать данные с камер и сенсоров в режиме реального времени.

В данной статье речь пойдет про улучшение графического пользовательского интерфейса для российского гусеничного робота Сервосила Инженер [Mavrin et al., 2018].



Рис. 2. Гусеничный робот Сервосила Инженер.

1. Гусеничный робот Сервосила Инженер

1.1 Общая информация

Мобильный робот гусеничного типа Инженер (рис. 2) был произведен российской компанией Сервосила [Servosila]. Он был разработан для эксплуатации в опасных для человека условиях. Благодаря изолированному и водонепроницаемому корпусу, данный робот может использоваться при различных погодных условиях, а также в экстремальных обстоятельствах, таких как наводнение, пожар или в условиях радиационного загрязнения. Благодаря встроенным сенсорам и моторам Инженер может использоваться как в автономном режиме, так и в режиме телеоперации. На борту Инженера представлены 4 камеры (стереопара, камера с зумом и одна камера заднего вида), инерциальный датчик и фонарик. Также робот оснащен лазерным дальномером [Larson et al., 2011] установленным на подвижной подставке. Это дает роботу возможность измерять не только положительные препятствия, но и отрицательные.

Модульная конструкция робота Сервосила Инженер делает из него замечательную образовательную платформу. С использованием установленных камер робот может быть использован при работе с задачами компьютерного зрения. Манипулятор с захватом дает возможность взаимодействовать с окружающей средой, а также на практике решать задачи прямой и обратной кинематики. А гусеницы и флипперы обеспечивают роботу хорошую проходимость на неровной местности [Magid et al., 2010].

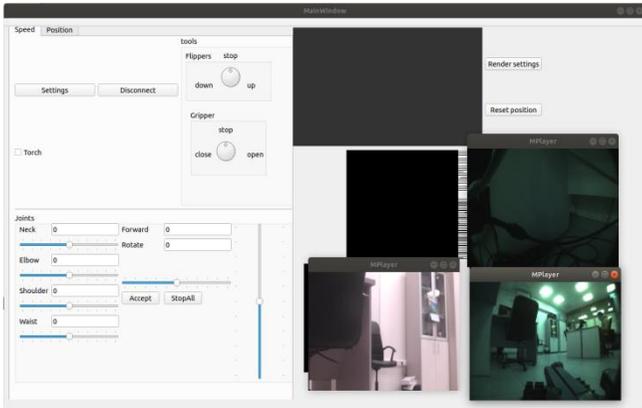


Рис. 3. Исходная версия графического интерфейса (GUI).

1.2. Предыдущие версии графического интерфейса

Как упоминалось ранее, эта статья продолжает тему создания графического пользовательского интерфейса для работы с роботом Сервосила Инженер [Mavrin et al., 2018]. На начальном этапе графический интерфейс уже имел возможность управления сочленениями робота, а также представление конфигурации робота с помощью 3D модели (рис. 3).

В этой статье разработка была продолжена, были улучшены некоторые элементы графического интерфейса, в частности дополнена и улучшена подвижность 3D модели, а также доработаны виджеты с изображениями видео, полученных с камер робота.

2. Улучшения графического интерфейса

2.1. Доработка трехмерной модели

Первая версия 3D модели, представленной в графическом интерфейсе для репрезентации конфигурации робота имеет некоторые отличия относительно реального робота. Этот недостаток может создать существенную практическую проблему при телеоперации без визуального контроля робота, а именно неверное определение рабочего пространства манипулятора или же несоответствие габаритного коридора. По этой причине изменение 3D модели стало одной из первых задач в процессе улучшения графического интерфейса.

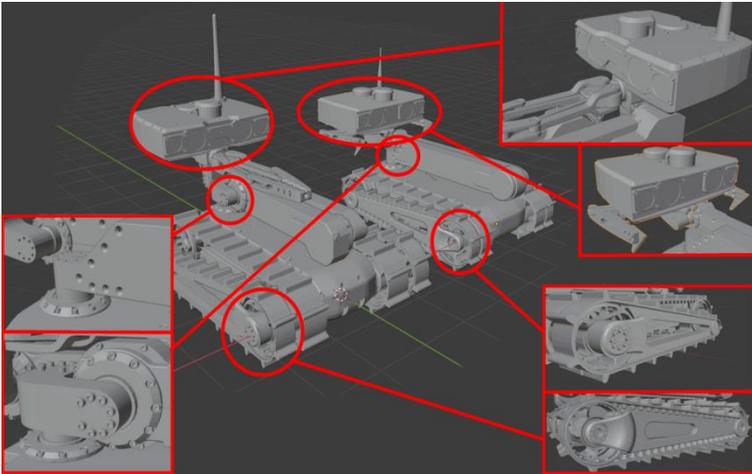


Рис. 4. Сравнение моделей для визуального отображения (слева - новая модель, справа - старая).

Новая 3D модель была создана с помощью элементов, использованных при создании симуляционной модели робота Сервосила Инженер в симуляторе Gazebo [Dobrokvashina et al., 2020]. Сравнение начальной и конечной версий модели представлены на рис. 4.

Другая проблема связана со способом представления модели в графическом интерфейсе. Первое представление трехмерной модели было создано в Qt [Lazar et al., 2016] (Ubuntu 16) с помощью самостоятельно написанного виджета с использованием OpenGL. Однако после обновления Ubuntu до 18 версии была обнаружена критическая проблема с отображением OpenGL. Как видно на рис. 3 3D модель не отображается. В качестве решения пришлось заново воссоздать окно с трехмерной сценой с помощью встроенных модулей Qt3D [Qt 3D Overview], которые предоставляют простое решение не только для добавления модели на сцену, но и дальнейшее ее движение [Harmer et al., 2016].

2.2. Движение захвата

Еще одной проблемой трехмерного представления стал захват робота. В старой версии модели захват был соединен с головой робота в единый элемент. Это лишало его возможности изменять положение в соответствии с реальным роботом.

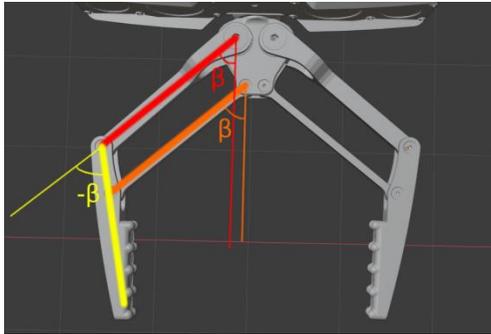


Рис. 5. Схема движения захвата.

После разложения модели на составляющие было получено 7 частей: непосредственно сама голова робота, а также 6 элементов захвата (по три для каждой из двух сторон). Чтобы симитировать движение захвата на модели аналогично реальному при изменении положения необходимо двигать все шесть элементов захвата синхронно, а именно - для открытия или закрытия захвата на некоторый угол β необходимо повернуть каждый из элементов согласно схеме, представленной на рис. 5.

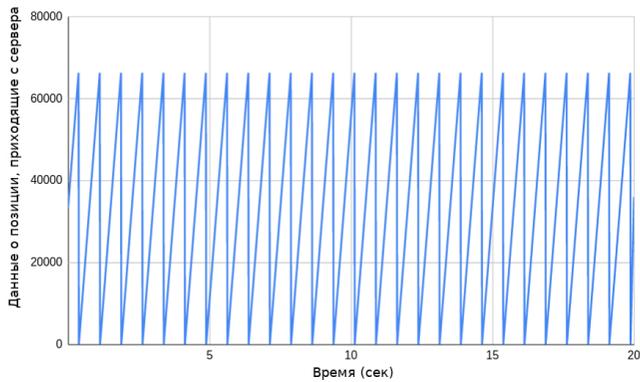


Рис. 6. График зависимости данных о позиции от времени.

Следующим этапом в работе над захватом стала синхронизация модели с реальным роботом. Для синхронизации прочих элементов робота использовались пакеты телеметрии, регулярно поступающие от робота. Они содержат информацию о сервоприводах в целом, а также о каждом из них в частности (Таблица 1). При первых запусках для синхронизации были использованы именно эти значения относительно захвата. Однако в ходе

экспериментов было выяснено, что сервер параметров робота выдает невалидные значения положения захвата робота. Причина - неверно выставленные граничные положения. Корреляция значения положения на сервере от времени движения из крайне открытого в крайне закрытое положение показана на рис. 6.

Таблица I. Структура пакета телеметрии.

Поле	Тип данных	Размер
Frame type ID	unit8	1 байт
Tick number	unit64	8 байт
Number of motors	unit8	1 байт
Motor data #0	struct	24 байта
...
Motor data #9	struct	24 байта
-	-	25 байт

Одним из возможных способов решения возникнувшей проблемы стал математический подсчет положения захвата на стороне оператора. Если значение положения захвата известно на каждой итерации, значит, начиная с некоторого нового нулевого значения, каждое следующее можно рассчитать, используя разницу между приходящими от сервера значениями. В случае же пересечения границы сервера, высчитывается разница предыдущего значения до пересеченной границы и добавляется разница от противоположной границы до нового значения.

На практике реализация данного метода оказалась невозможной. Частота отправки пакетов телеметрии оказалась недостаточно высокой, что привело к пропуску целых интервалов и, как следствие, потере синхронизации захвата модели с реальным роботом.

Другим возможным решением данной проблемы является использование временных меток. В данном случае происходит отказ от

данных, поступающих с сервера. Для расчета положения захвата используется время открытия\закрытия. Так, при запуске робота, захват автоматически движется в крайнее открытое положение, а далее основываясь на том, сколько времени нужно захвату для полного закрытия, и сколько времени он уже открывался или закрывался мы рассчитываем нынешнее его положение. Несмотря на спорность данного метода, его превосходство над предыдущим способом на практике оказалось очевидным. И на данный момент синхронизация робота с моделью происходит именно так.

Еще одним решением обозначенной проблемы может стать исправление границ на стороне сервера. Такое решение представляется достаточно сложным и объемным, однако оно может быть рассмотрено в следующих работах.

2.3. Потокное видео с камер

Как было замечено ранее, робот Сервосила Инженер оснащен четырьмя встроенными камерами: стереопарой, камерой с оптическим увеличением, а также камерой заднего вида. Изображение с них отправляются с помощью видеосервера [Safin et al., 2018], использующего аппаратное кодирование [Safin et al., 2020]. Одной из возможностей представленного нами графического интерфейса является отображение данных с камер. Это позволит оператору знать больше о мире, окружающем робота

В предыдущей версии графического интерфейса были проблемы с подключением видео к основному экрану. Видео открывались только в отдельных окнах, как показано на рис. 3. Работа с видеопотоком осуществляется через приложение MPlayer [Mplayer], который широко используется для работы с аудио и видео [Dantas et al., 2018]. В нашем случае данная программа использует “slave mode”, при котором все аргументы и команды передаются через командную строку, а при запуске процессу присваивается идентификатор окна, в котором он должен быть запущен.

Проблему решила реструктуризация элементов. Теперь для каждого видеопотока появилось отдельное окно, что позволило процессам публиковать данные независимо друг от друга.

Таким образом окончательный вид созданного графического пользовательского интерфейса представлен на рис. 7. На видео [Demo] можно увидеть практическое применение созданного интерфейса в условиях одного из экспериментов.

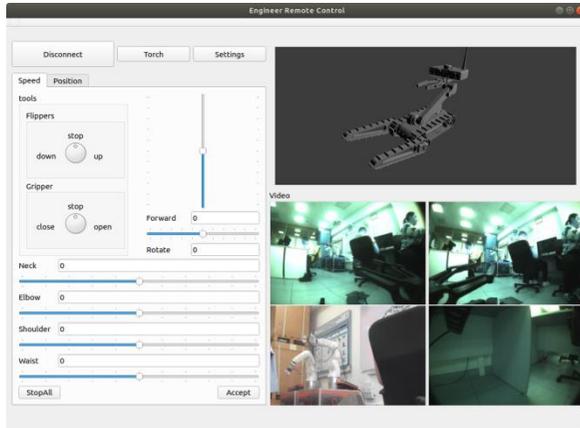


Рис. 7. Финальная версия графического интерфейса (GUI).

3. Вывод

Создание пользовательского графического интерфейса для работы с роботами является комплексной задачей, которая включает в себя разработку графической части на стороне оператора, обеспечение передачи данных от робота к оператору, и команд оператора роботу.

В этой статье мы представили улучшенный графический пользовательский интерфейс (GUI) для гусеничного робота Сервосила Инженер. В работе мы рассмотрели улучшение и доработку трехмерной модели робота, исправление графического отображения модели и данных с камер, а также, реализовали движение захвата на модели и его синхронизацию с реальным роботом.

Список литературы

- [Dantas et al., 2018] Dantas R., Exton C., Le Gear A. Comparing network performance of mobile voip solutions // 6th IEEE International Conference on Mobile Cloud Computing, Services, and Engineering (MobileCloud). 2018.
- [Dobrokvashina et al., 2020] Dobrokvashina A., Lavrenov R., Martinez-Garcia E. A., & Bai Y. Improving model of crawler robot Servosila" Engineer" for simulation in ROS/Gazebo // 13th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE). 2020.
- [Demo] Автономное возвращение робота "Сервосила Инженер". https://www.youtube.com/watch?v=GnOrh_uNWYc
- [Harmer et al., 2016] Harmer S., Qt 3D: a data-driven renderer for mortals // ACM SIGGRAPH 2016 Talks. 2016.

- [**Isogaki et al., 2011**] Isogaki J., Haruta S., Man-i M., Suda K., Kawamura Y., Yoshimura F., Taniguchi K. Robot-assisted surgery for gastric cancer: experience at our institute // *Pathobiology*. 2011. 78(6).
- [**Magid et al., 2010**] Magid E., Tsubouchi T. Static Balance for Rescue Robot Navigation: Translation Motion Discretization Issue within Random Step Environment // *International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*. Portugal. 2010.
- [**Mavrin et al., 2018**] Mavrin, R. Lavrenov, M. Svinin, S. Sorokin, and E. Magid, Remote control library and GUI development for Russian crawler robot Servosila Engineer, *MATEC Web of Conferences*, vol. 161. 2018.
- [**Martinec et al., 2015**] Martinec T., Mlýnek J., Petrů M. Calculation of the robot trajectory for the optimum directional orientation of fibre placement in the manufacture of composite profile frames // *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 35. 2015.
- [**Mplayer**] M. Team, Mplayer – the movie player. <https://mplayerhq.hu>
- [**Larson et al., 2011**] Larson J., Trivedi M. Lidar based off-road negative obstacle detection and analysis // *14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. 2011.
- [**Lazar et al., 2016**] Lazar G., Penea R. *Mastering Qt 5* // Packt Publishing Ltd. 2016.
- [**Paolillo et al., 2018**] Paolillo A., Gergondet P., Cherubini A., Vendittelli M., Kheddar A. Autonomous car driving by a humanoid robot // *Journal of Field Robotics*. 2018. 35(2).
- [**Pecka et al., 2017**] Pecka, M., Zimmermann, K., Svoboda, T. Fast simulation of vehicles with non-deformable tracks // *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. 2017.
- [**Qt 3D Overview**] Qt 3D Overview. <https://doc.qt.io/qt-5/qt3d-overview.html>
- [**Safin et al., 2018**] Safin R., Lavrenov R., Tsoy T., Svinin M., Magid E. Real-Time Video Server Implementation for a Mobile Robot // *11th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*. 2018.
- [**Safin et al., 2020**] Safin R., Garipova E., Lavrenov R., Li H., Svinin M., Magid E. Hardware and software video encoding comparison // *59th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)*. 2020.
- [**Servosila**] Servosila official site. <https://www.servosila.com/en/index.html>
- [**Shimchik et al., 2016**] Shimchik, I., Sagitov, A., Afanasyev, I., Matsuno, F., Magid, E. Golf cart prototype development and navigation simulation using ROS and Gazebo // *In MATEC Web of Conferences*. 2016. Vol. 75.
- [**Suzuki et al., 2014**] Suzuki S., Hasegawa S., Okugawa M. Remote control system of disaster response robot with passive sub-crawlers considering falling down avoidance // *Robomech J*. 2014. 1 (20).
- [**Wang et al., 2003**] Wang J., Lewis M., Gennari J. USAR: A game-based simulation for teleoperation // *In Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. 2003. Vol. 47 No. 3.

УДК 004.5

ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К ОРГАНИЗАЦИИ ЧЕЛОВЕКО-МАШИННОГО ИНТЕРФЕЙСА, ОСНОВАННОГО НА МУЛЬТИМОДАЛЬНОМ ИНТЕРФЕЙСЕ И ВИРТУАЛЬНОЙ РЕАЛЬНОСТИ

Е.В. Бова (*bova.ev@phystech.edu*)

НИЦ Курчатовский институт, Москва
Московский физико-технический институт, Москва

В.В. Леушина (*wandbpand@gmail.com*)

НИЦ Курчатовский институт, Москва
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва

Аннотация. В работе описываются принципы организации человеко-машинного интерфейса (ЧМИ), основанного на «погружении» оператора в контур управления, созданного для повышения эффективности выполнения задач, поставленных перед оператором. Приводится обоснование применимости предложенного подхода в виде результатов предыдущих исследований. Описание концепции подкрепляется представлением реализации в виде прототипов некоторых ее частей. В состав ЧМИ входит система визуализации (виртуальной реальности) и мультимодальный интерфейс, способный воздействовать на оператора при помощи тепла, давления, вибрации и слабого электрического тока. «Погружение» оператора достигается за счет трансляции картины мира робота через виртуальную реальность, что заставляет человека видеть «глазами» робота, и через тактильную мультимодальность, помогающую оператору ощущать, как «чувствует» себя робот.

Ключевые слова: тактильные интерфейсы, мобильные роботы, виртуальная реальность, делегированная автономность

Введение

Существует класс технических систем (ТС), которые называются системами с делегированной автономностью. Они относятся к категории дистанционно управляемых, однако часть задач выполняется ими автоматически. Адекватное управление такими системами требует не столько максимального объема данных телеметрии, сколько информации о

состоянии ТС в оценочных, качественных параметрах или терминах, чтобы оператор полностью понимал поведение объекта управления. Это означает, что оператор должен знать, на основе каких данных или «суждений» ТС поступила определенным образом, и должен иметь максимально полное представление о его состоянии. Увеличение объема сенсорных данных, поступающих от управляемых устройств, усложняет процесс восприятия постоянно обновляемого большого потока данных: огромная нагрузка на один лишь зрительный канал связи повышает вероятность упущения человеком значимой информации. Ввиду этого возникает потребность оповещать оператора альтернативными способами. Достаточно давно ведутся исследования применения различных тактильных воздействий в качестве замены визуального оповещения или в качестве дополнительного информационного канала для оповещения пользователя [Spirkovska, 2005]. В том числе проводятся исследования о применении мультимодальности с ЧМИ [Velázquez et al., 2008].

В этой работе описаны принципы организации ЧМИ, которые должны повысить эффективность выполнения оператором поставленных перед ним задач. В его состав входят мультимодальный тактильный интерфейс и шлем-виртуальной реальности. Далее будут рассмотрены существующие решения поставленной проблемы, приведена концепция системы управления и текущие результаты ее разработки.

1 Методы представления информации

Способы передачи информации оператору о состоянии технического объекта, использующие воздействия тактильного, звукового и зрительного характера, исследуются уже давно, при этом особое место в этом ряду занимают именно тактильные воздействия [Hamza-Lup et al., 2019]. Этот подход не только снижает нагрузку на визуальный канал связи, но и условно разделяет получаемую информацию путем контролирования типа («чем воздействуют на человека?») и силы («с какой интенсивностью?») тактильного воздействия. Стоит отметить особое распространение технологий, реализующих вибротактильную обратную связь. При помощи вибраций можно добиться и простого осознания объекта [Minamizawa et al., 2008], например, манипулятором, и сенсорной замены [Eagleman, 2015], которая позволяет «ощущать» информацию другого канала связи. Огромный пласт работ, в которых в качестве связи между пользователем и устройством выступали тактильные ощущения, можно примерно поделить на две группы: нацеленные на имитацию естественных ощущений [Nabeel et al., 2016] и используемые в качестве дополнительного или единственного канала связи для предупреждения пользователя [Yamauchi, 2020].

Однако такие решения не учитывают состояние объекта в полной мере: пока ТС не действует нефункционирующие элементы интерфейса, оператор может не ощущать их существования. В результате он не будет иметь полного представления о работоспособности устройства. В работе предлагаются новые принципы организации взаимодействия оператора с технической системой, основанные на «погружении» оператора в контур управления робота. Под погружением понимается решение, способное передать информацию о ТС или окружающем ее мире так же, как его воспринимает сам управляемый аппарат.

2 Описание общей концепции системы

На основе данных, полученных от ТС, система должна транслировать состояние робота таким образом, чтобы оператор мог видеть его «глазами» и «чувствовать» его состояние. Формально опишем общую концепцию системы. Будем считать, что поведение ТС в момент времени t определено множеством его переменных состояния $X(t) = \{x_i(t)\}$. Характер величин x_i может быть самым разным: значения сенсоров, текущие потребности ТС, состояние выполнения задач и т.п. Пусть далее поведение робота Y определяется как действие некоторого математического оператора A : $Y = AX$. Разделим внешние воздействия на ТС на две группы – сигналы среды S , воспринимаемые сенсорикой робота, и внешнее управление от оператора G . Тогда

$$X(t) = X(t, S(t), G(t)) \quad (1)$$

Пусть далее оператор может воспринимать множество воздействий M разного вида – тактильные, визуальные, акустические и т.п.

$$M = \{M_{\text{такт.}}, M_{\text{виз.}}, M_{\text{акуст.}}, \dots\} \quad (2)$$

Характер этих воздействий определяется транслируемым оператору подмножеством переменных состояния X_n (аналог наблюдаемых переменных), $X_n \subseteq X$. Получаем

$$M = \Psi(X_n) \quad (3)$$

Здесь Ψ – основная функция ЧМИ, отображающая состояние ТС в воспринимаемые оператором мультимодальные воздействия. Назовем эту функцию функцией трансляции. Управляющая реакция G оператора в таком случае определяется как функция от M .

$$G = \Gamma(M) \quad (4)$$

где Γ – это т. н. функция реакций оператора.

Основная задача реализации мультимодального ЧМИ заключается в синтезе функций трансляции Ψ и функции реакции Γ (Рис. 8), обеспечивающих требуемую эффективность управления ТС, оцениваемую как значение некоторой целевой функции φ от множества переменных состояния.

$$\varphi(X) \xrightarrow{\Psi, \Gamma} opt \quad (5)$$

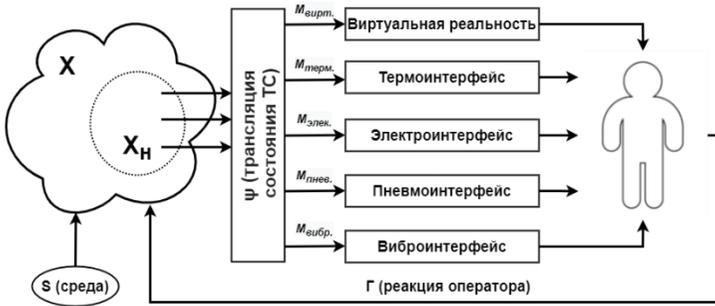


Рис. 8. Общая концепция системы

В состав ЧМИ входит система визуализации, задачей которой является передача оператору картины мира робота, и мультимодального интерфейса, необходимого для трансляции ощущений ТС (Рис. 9). На данный момент в качестве ТС используется модель робота YARP-2 лаборатории робототехники НИЦ «Курчатовского института» (Рис. 10).

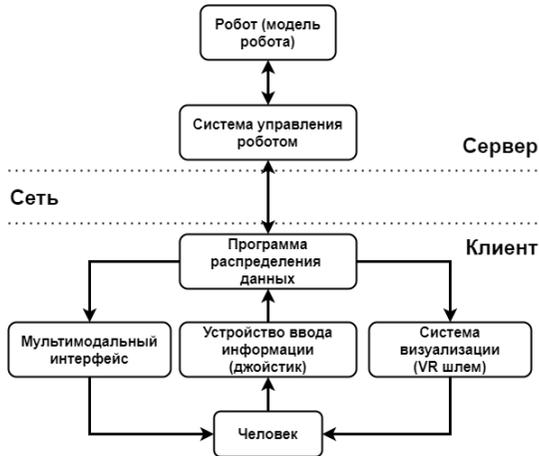


Рис. 9. Концептуальная схема

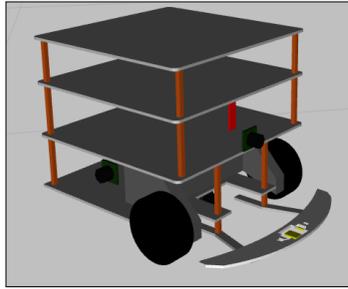


Рис. 10. Модель робота

2.1 Система визуализации

В качестве системы визуализации предлагается использовать шлем виртуальной реальности. Он позволяет усилить ощущение погружения ввиду исключения отвлекающих факторов на периферии. Ранее было проведено исследование эффективности использования интерфейса виртуальной реальности для взаимодействия с роботами [Гарифуллина, 2019]. В нем испытуемым предлагалось определить тип сообщения и номер робота, передавшего его, считывая информацию при помощи консоли, графического интерфейса или виртуальной реальности. Критерием оценки эффективности была скорость реакции оператора. Данное исследование доказало, что интерфейс виртуальной реальности не уступает по эффективности традиционным графическим интерфейсам и даже обеспечивает небольшой выигрыш по скорости реакции.

В представленной концепции основная функция виртуальной реальности заключается в двух аспектах. Во-первых, она решает проблему каналов связи. Далеко не всегда возможно передавать видеопоток от робота к оператору хотя бы для реализации режима управления «от первого лица», необходимого для реконструкции среды, в которой находится управляемая ТС. Во-вторых, виртуальная реальность затрагивает когнитивный аспект. Необходимо учитывать, что человеческое восприятие окружающего мира кардинально отличается от восприятия техническим объектом. Чтобы заставить человека «видеть» глазами аппарата, необходимо сформировать новую систему образов, характеризующих окружающую среду с «точки зрения» робота.

По сравнению с человеком робот описывает свое окружение намного проще. Для аппарата не важно, какой конкретно объект перед ним находится, для него важны лишь его форма, размер и расстояние до него. Поэтому отображение сенсорных данных в виртуальной реальности предлагается свести к отображению картины мира примитивными объектами (куб, сфера и т. п.). На данный момент реализована трансляция

распознанных объектов (данные с дальномеров) в виде объекта (сферы) в виртуальной реальности.

2.2 Мультимодальный интерфейс

Мультимодальный интерфейс осуществляет трансляцию «чувств» робота на человека при помощи четырех типов тактильного воздействия. На данный момент собран прототип мультимодальной системы с термо-, элетро- и вибротактильными интерфейсами (Рис. 11). Расположение воздействующих элементов на человеке изображено на рисунке 5.

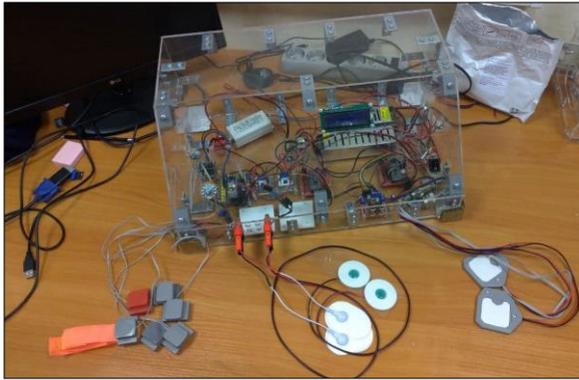


Рис. 11. Экспериментальный стенд мультимодального интерфейса



Рис. 12. Расположение на модели человека воздействующих элементов: 1 – термоинтерфейс; 2 - электроинтерфейс; 3 - пневмоинтерфейс; 4 - виброинтерфейс

Ранее были проведены исследования эффективности ранее упомянутых модальностей [Голубурдо и др., 2021]. Задача испытуемых заключалась в том, чтобы аккуратно и быстро довести робота до конечной цели. На пути робот мог встретить препятствия, столкновение с которыми приводило к падению его скорости и прибавке штрафных секунд к основному времени.

Были проведены серии экспериментов с применением и без применения различных тактильных воздействий, в которых эффективность интерфейсов оценивалась по времени решения тестовой задачи. В результате вибротактильный интерфейс повысил скорость выполнения задачи в среднем на 25%, медиана времени выполнения задания с термоинтерфейсом понизилась примерно на 15%, а электротактильный интерфейс позволил оператору быстрее достичь результата близкого к оптимальному. Далее рассмотрим каждый интерфейс отдельно.

Термотактильный интерфейс. Выступает в качестве индикатора опасной близости объектов и состояния внутренней системы. В первом случае проводится аналогия с желанием человека убрать руку от чего-то горячего, т. е. опасного (Рис. 13, а). Во втором случае интенсивность индикации показывает работоспособность робота: чем сильнее температурное воздействие, тем менее дееспособный робот (Рис. 13, б). В данном случае интенсивность меняется у всех воздействующих элементов одновременно. Аналог этого воздействия – температура человека: тем выше у него температура, тем менее он дееспособен. Структура собранного интерфейса, вошедшего в прототип мультимодальной системы, изображена на рисунке 7.

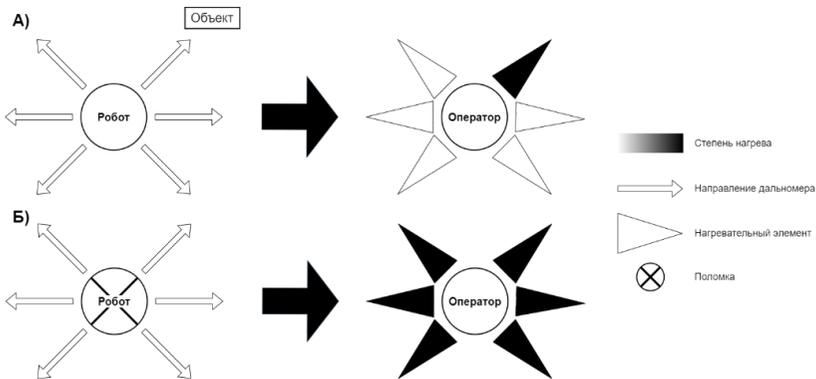


Рис. 13. Иллюстрация работы тактильного интерфейса: а) оповещение об опасной близости объекта; б) оповещение о внутренних неполадках

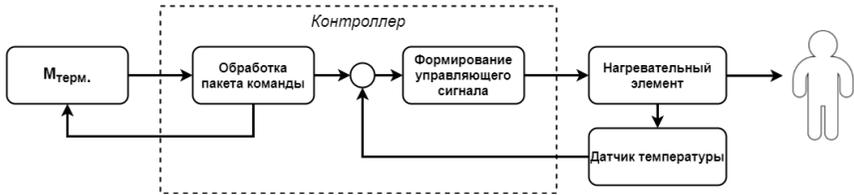


Рис. 14. Общая схема термоинтерфейса

Электротактильный интерфейс. При помощи воздействия на человека слабым электрическим током предлагается «транслировать» силу столкновения мобильного робота с объектом. Сила столкновения определяется путем анализа скорости робота перед самым столкновением: чем выше его скорость, тем сильнее аппарат столкнулся с препятствием. Подачу слабого электрического тока осуществляется по паре электродов на обеих руках. Благодаря такому расположению оператор сможет не только определить силу столкновения, но и сторону. Структура собранного интерфейса, вошедшего в прототип мультимодальной системы, изображена на рисунке 8.

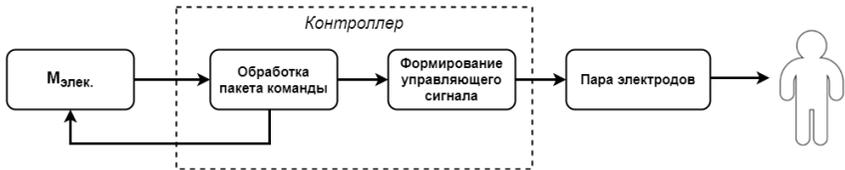


Рис. 15. Общая схема электроинтерфейса

Пневматический интерфейс. Автономная система подразумевает использование мобильных источников энергии, таких как аккумулятор. Оператору подобной системы необходимо знать о текущем состоянии заряда для предотвращения неожиданного выхода системы из строя. В качестве такого индикатора в исследовании решено использовать пневматический интерфейс. Он обладает следующей интерпретацией: при полном заряде аккумулятора манжета накачивается до плотного сжатия руки, по мере разрядки манжета сдувается, тем самым причиняя дискомфорт у оператора и желание подкачать манжету (т. е. зарядить севший аккумулятор). Структура интерфейса представлена на рисунке 9.

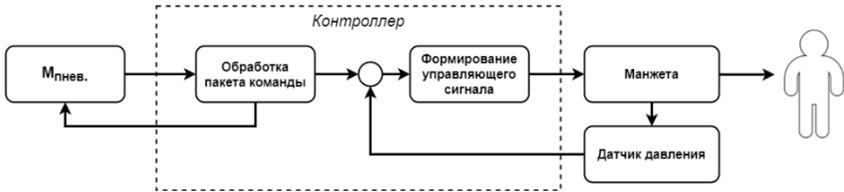


Рис. 16. Общая схема пневмоинтерфейса

Вибротактильный интерфейс. При помощи вибрации предлагается уведомлять оператора о таких событиях, как: возникновение программной ошибки в ходе работы, потеря связи или выхода из строя какого-либо компонента робота и т. п. Структура собранного интерфейса, вошедшего в прототип мультимодальной системы, изображена на рисунке 10.

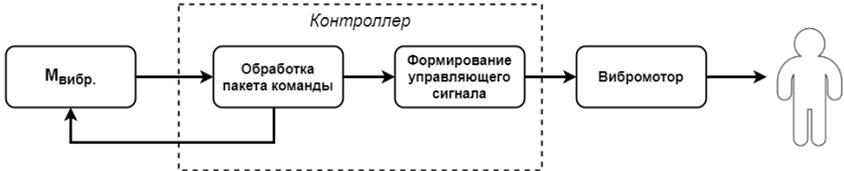


Рис. 17. Общая схема виброинтерфейса

2.3 Система оценивания состояния робота

Оператор должен понимать, в какой ситуации находится управляемый им робот: все ли его компоненты работают корректно, есть ли модули, которые вышли из строя, и способно ли устройство продолжать выполнять поставленные перед ним задачи. Для этого в системе предлагается использовать общую оценку состояния робота. Система оценивания включает в себя анализ сенсорных данных и работы его собственных модулей программы. Например, можно определить цветную систему градации: красная – возникли конфликты, из-за которых робот не может продолжить выполнение задания и требуется вмешательство оператора; желтая – произошли события, которые могут повлечь за собой возникновение конфликтов; зелёная – робот в полном порядке. Отображать состояние робота можно визуально при помощи примитивного объекта определенного цвета над моделью робота.

Заключение

Таким образом, были предложены новые принципы организации ЧМИ, основанные на «погружении» оператора в контур управления, а также было приведено описание общей концепции системы, реализующей

предложенные принципы. В рамках этой концепции были проведены первоначальные исследования виртуальной реальности [Гарифуллина, 2019] и тактильных интерфейсов [Голубурдо и др., 2021], которые доказали перспективность развития нового подхода, и в которых были апробированы ранее описанные компоненты разрабатываемого ЧМИ. Основной задачей в ближайшее время является проведение исследований влияния готовой системы на выполнение поставленных перед оператором ТС задач, по результатам которых можно будет сделать выводы об особенностях и эффективности применения предложенного подхода.

Список литературы

- [Гарифуллина, 2019] Гарифуллина К. В. “Взаимодействие с группой роботов путем отображения картины мира средствами виртуальной реальности”: выпускная квалификационная бакалаврская работа. Московский физико-технический институт, Москва, 2019.
- [Голубурдо и др., 2021] Голубурдо Е. И., Леушина В. В., и Сорокоумов П. С., “Интеллектуальная система тактильного мультимодального оповещения пользователя,” 10-я Международная научно-практическая конференция «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте», 17-21 мая 2021, Коломна, т.2, 2021, pp. 37–45.
- [Eagleman, 2015] Eagleman D. Can we create new senses for humans? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.piquenewsmagazine.com/TED/archives/2015/03/19/david-eagleman-can-we-create-new-senses-for-humans>.
- [Hamza-Lup et al., 2019] Hamza-Lup F. G., Bergeron K., and Newton D., “Haptic systems in user interfaces – State of the art survey,” *ACMSE 2019 - Proc. 2019 ACM Southeast Conf.*, no. March, pp. 141–148, 2019, doi: 10.1145/3299815.3314445.
- [Minamizawa et al., 2008] Minamizawa K., Kamuro S., Kawakami N., and Tachi S., “A palm-worn Haptic display for bimanual operations in virtual environments,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 5024 LNCS, pp. 458–463, 2008, doi: 10.1007/978-3-540-69057-3_59.
- [Nabeel et al., 2016] Nabeel M., Aqeel K., Ashraf M. N., Awan M. I., and Khurram M., “Vibrotactile stimulation for 3D printed prosthetic hand,” *2016 2nd Int. Conf. Robot. Artif. Intell. ICRAI 2016*, no. November, pp. 202–207, 2016, doi: 10.1109/ICRAI.2016.7791254.
- [Spirkovska, 2005] Spirkovska L., “Summary of Tactile User Interfaces Techniques and Systems,” *NASA Ames Res. Center; Moffett Field, CA, United States*, no. January 2005, p. 39p, 2005.
- [Velázquez et al., 2008] Velázquez R. and Pissaloux E. E., “Tactile Displays in Human-Machine Interaction : Four Case Studies,” *Int. J. Virtual Real.*, vol. 7, no. 2, pp. 51–58, 2008.
- [Yamauchi, 2020] Yamauchi Y., “Vibro-tactile Notification in Different Environments for Motorcyclists,” no. c, pp. 59–65, 2020.

УДК 004.942

РАЗРАБОТКА КРИТЕРИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ МОНИТОРИНГА ПОЖАРНОЙ ОБСТАНОВКИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БЛА

М.И. Мокрова (*mary.mokrova@mail.ru*)

Московский Авиационный институт

(национальный исследовательский университет), Москва

Аннотация. Мониторинг пожаров, происходящих в лесной местности с целью поиска и распознавания объектов интереса, таких как автомобили, техника, люди, одна из актуальнейших на данный момент и важнейших с точки зрения объемов наносимого ущерба задач. Для её решения наиболее эффективным средством является авиационный мониторинг с использованием беспилотных летательных аппаратов (БЛА). Однако, выбор высоты полёта БЛА, с которой следует производить мониторинг пожара, представляет собой двухкритериальную задачу: существует необходимость минимизировать тепловое воздействие пожара на аппарат, а также максимизировать распознаваемость объектов. В работе описаны возможные критерии оптимальности выбора высоты полёты БЛА над наблюдаемой сценой, учитывающие меняющиеся во времени характеристики пожара, а также тип обследуемой местности.¹

Ключевые слова: высота полета, безопасность, мониторинг, БЛА, поиск объектов, потери, критерий оптимальности.

Введение

Авиационный мониторинг наземной обстановки является важным этапом процессов экологического контроля, обследования мест чрезвычайных ситуаций, в частности, анализа пожарной обстановки, поиска людей, техники, других объектов.

Существует большое количество средств мониторинга местности и одним из наиболее перспективных направлений в мониторинге пожаров является использование БЛА [Кузьмин, 2020].

Современные БЛА, оснащенные системами технического зрения (СТЗ), позволяют проводить обследование районов пожара и автоматически обнаруживать людей и различные объекты поиска. Процесс мониторинга

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 19-08-00613-а).

обследуемой области реализуется путем управления поисковыми средствами, например, траекторией и высотой полета БЛА. Мониторинг обстановки следует проводить, учитывая особые условия функционирования летательных аппаратов, возможное расположение объектов поиска и условия их наблюдения. При мониторинге районов чрезвычайных ситуаций, в частности, пожаров, условия наблюдения не всегда могут быть точно определены заранее, на этапе планирования траекторий полета. Однако, управление плановыми координатами БЛА в процессе выполнения мониторинга является уже решенной на достаточном уровне задачей [Скуднева, 2020].

На эффективность выполнения целевых задач при мониторинге, в частности, пожарной обстановки существенное влияние оказывают сложные условия выполнения операции, такие как задымленность, турбулентность атмосферы из-за теплового воздействия пожара, риск потери БЛА при попадании в пламя пожара. На данный момент остается нерешенной задача выбора оптимальной высоты полета для обследования местности в данных условиях. Уменьшение высоты полета может быть опасно для аппарата, однако, без снижения аппарата над наблюдаемой сценой объекты интереса остаются невозможными для обнаружения и распознавания. Исходя из выше сказанного, учёт экстремальных условий функционирования, а также анализ наблюдаемости поступающей поверхности позволяют выбрать оптимальную с точки зрения безопасности полета аппарата и максимизации вероятности обнаружения объектов интереса высоту полета. В работе описаны возможные критерии оптимальности выбора высоты полета БЛА над наблюдаемой сценой, учитывающие меняющиеся во времени характеристики пожара, а также тип обследуемой местности.

1 Методика

При проведении мониторинга пожарной обстановки в следствие оказываемого влияния факторов дыма и пламени на БЛА и СТЗ, достоверность обнаружения объектов интереса и безопасность полета БЛА изменяют свой уровень в зависимости от выбранной высоты полета. При снижении БЛА над областью пожарной обстановки до значительно низких высот, что способствует увеличению достоверности обнаружения объектов интереса, влечет за собой понижение безопасности полета. Таким образом выбор оптимальной высоты с точки зрения эффективности полета представляет собой двухкритериальную задачу.

При приближении к области интереса на расстоянии несколько сотен метров СТЗ БЛА уже имеет возможность выделить границы верхних кромок дыма и огня, что в свою очередь позволяет уточнить

характеристики пожарной обстановки [Merino, 2012]. Именно на уточнении этих параметров автором предлагается обосновать расчет критерия эффективности и в последующем выбора стратегии управления высотой полета БЛА в процессе обследования пожарной обстановки с целью поиска объектов интереса.

Примем, что оценка эффективности обследования каждой локальной области интереса будет определяться потерями (1), которые в свою очередь аккумулируют в себе потери двух видов: по наблюдаемости и по безопасности полета.

$$R_{\Sigma}(h) = a_a R_a(h) + a_s R_s(h), \quad (1)$$

где $R_a(h)$ – потери, связанные с ошибками обнаружения объектов интереса (ошибка типа «пропуск цели» или ошибка «ложной тревоги»); $R_s(h)$ – потери, связанные с безопасностью полета БЛА (возможность получения повреждений или аварии); h – текущая высота полета БЛА; a_a, a_s – весовые коэффициенты потерь. Выбор коэффициентов a_a, a_s производится на основе экспертной оценки.

Оптимальная высота полета БЛА h_{opt} определяется в соответствии с минимумом предложенного критерия

$$h_{opt} = \arg [\min R_{\Sigma}(h)]. \quad (2)$$

Таким образом, рассчитываемая высота (2), соответствующая минимуму функции общих потерь (1), зависит от вида и параметров функций $R_a(h)$ и $R_s(h)$, а также выбора коэффициентов ранжирования a_a, a_s . Для определения вида данных функций потерь предлагается использовать разработанные автором модели наблюдаемости объектов и безопасности полета БЛА в зависимости от определенных на этапе подлета к локальной области пожарной обстановки характеристик условий пожарной обстановки и местности (типа подстилающей поверхности), а также высоты полета.

Описание данных процессов на основе общих физических законов является достаточно сложной аналитической задачей, предлагается использовать описанные ниже в данной работе эвристические модели наблюдаемости и безопасности полета БЛА.

Проведенные исследования, включающие в себя проведение полунатурного эксперимента, показали, что в рамках предлагаемого

потери, связанные с наблюдаемостью объектов интереса, могут быть определены как:

$$R_a(h) = \left(1 - \frac{1}{1+e^{-k_f(h-h_f)}}\right) \frac{1}{1+e^{-\Delta\beta}} \quad (3)$$

где k_f – эмпирический коэффициент, учитывающий скорость изменения контрастности изображений объекта от высоты положения СТЗ; h_f – эмпирический коэффициент, определяющийся в соответствии с характеристиками пожарной обстановки, $f \in F$ – индекс области пожара; F – количество участков с постоянными параметрами задымленности; $K_{f\max}$ – максимальная контрастность, обеспечивающая безошибочное обнаружение объекта поиска; $\Delta\beta$ – диапазон изменения отношения сигнал/шум.

Потери, связанные с повреждениями БЛА предлагается определять следующим образом:

$$R_s(h) = \frac{1}{1+e^{-k_s(h-h_s)}} \quad (4)$$

где k_s – эмпирический коэффициент, учитывающий скорость изменения безопасности БЛА от высоты полета; h_s – эмпирический коэффициент, определяющийся в соответствии с характеристиками местности.

При $R_a(h) = 0$ обнаружение объектов производится без потерь, что означает $P_a(h) = 1$ – достоверность правильного обнаружения объекта. $R_a(h) \rightarrow \max$ соответствует случаю, когда условия наблюдения не позволяют обнаружить присутствующий объект ($P_a(h) = 0$).

При $R_s(h) = 0$ условия полета абсолютно безопасны, это означает что $P_s(h) = 0$ – достоверность аварии БЛА, при $R_s(h) \rightarrow \max$ БЛА терпит аварию, приводящую к его разрушению ($P_s(h) = 1$).

Общие потери (1) при мониторинге, в соответствие с (3) и (4), определяются как:

$$\begin{aligned} R_{\Sigma}(h) &= a_a R_a(h) + a_s R_s(h) \\ &= a_f \left[1 - \frac{1}{1+e^{-k_f(h-h_f)}}\right] \left[\frac{1}{1+e^{-\Delta\beta}}\right] + a_s \frac{1}{1+e^{-k_s(h-h_s)}}. \end{aligned}$$

Минимум данной функции определяет оптимальную высоту полета БЛА над конкретной областью f пожарной обстановки.

Стратегия выбора оптимальной высоты полета БЛА в соответствии с (2) включает:

1. Выбор коэффициентов ранжирования потерь a_a, a_s ;
2. Оценка параметров моделей k_f, h_f, k_s, h_s ;
3. Расчет потерь $R_{\Sigma}(h)$ для различных высот h (2);
4. Выбор оптимальной высоты полета БЛА в соответствии с (2).

2 Анализ результатов

Для оценки эффективности предлагаемой методики выбора оптимальной высоты полета БЛА при поиске объектов было проведено моделирование процессов поиска.

Ниже представлены результаты расчетов по оценке потерь при обследовании двух областей интереса. Параметры моделей приведены в табл.1.

Табл.1. Параметры моделей пожарной обстановки

№ очага пожара	1	2
Коэффициент h_a	11	7
Коэффициент k_a	0.8	0.5
Коэффициент h_s	9	3
Коэффициент k_s	0.7	0.8

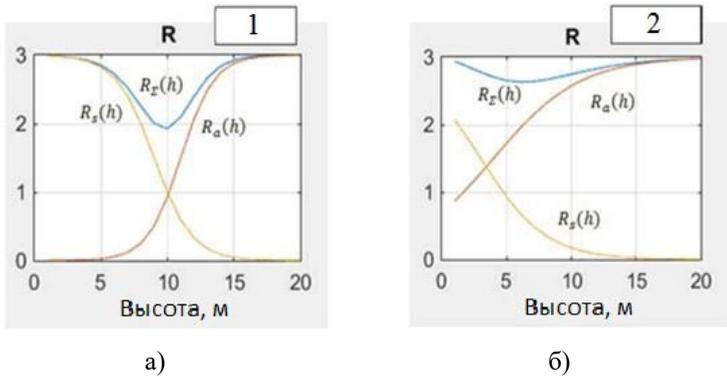


Рис. 1. Потери при мониторинге пожара для очагов:
а) очаг 1; б) очаг 2

При равенстве коэффициентов ранжирования $a_a = a_s$, то для очага 1 (рис.1(а)) минимум потерь будет при полете на высоте $h_{opt,1} = 9.82h_{opt}$ м, а для очага 2 (рис.1(б)) $h_{opt,2} = 5.17h_{opt}$ м, при этом вероятности правильного обнаружения, вероятности аварии и средние потери представлены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты моделирования мониторинга пожара на различных высотах полета БЛА для равных коэффициентов ранжирования.

	$R_a(h_1)$	$R_a(h_2)$	$R_s(h_1)$	$R_s(h_2)$	$R_{\Sigma cp}$
h_{opt}	0,72	0,71	0,64	0,85	1,6
$h = 10\text{м}$	0,69	0,18	0,66	0,99	2,2
$h = 7\text{м}$	0,96	0,5	0,19	0,96	2,1

В случае изменения соотношения коэффициентов ранжирования, например, увеличением значимости потерь по наблюдаемости относительно потерь по безопасности в два раза: $a_a = 2 \cdot a_s$, оптимальная высота полета для очага 1 будет $h_{opt,1} = 8.52h_{opt}$ м, а для очага 2 $h_{opt,2} = 4.21h_{opt}$ м, при этом средние потери будут $R_{\Sigma cp}(h_{opt}) = 1,5$; $R_{\Sigma cp}(h = 10\text{м}) = 2,6$; $R_{\Sigma cp}(h = 7\text{м}) = 1,9$.

3 Заключение

Проведенное компьютерное моделирование процесса работы предлагаемого в данной работе алгоритма выбора оптимальной высоты полета над очагами местности, охваченной пожаром, имеющими различные характеристики местности, огня и пламени. При анализе результатов моделирования выявлено, что предложенный подход показал уменьшение средних потерь по сравнению с полетом на постоянной высоте над всеми областями $h = 10$ м на 27%, а для высоты полета $h = 7$ м уменьшение потерь составило 23% при равных коэффициентах ранжирования.

При увеличении значимости наблюдаемости в 2 раза уменьшение средних потерь для высоты $h = 10$ м составило 34%, а для высоты $h = 7$ м уменьшение потерь составило 21%.

Полученные результаты показывают повышение производительности мониторинга пожарной обстановки с помощью БЛА при использовании представленного алгоритма.

Список литературы

- [Кузьмин, 2020] Создание модели беспилотного летательного аппарата для помощи в решении проблемы пожаров в Иркутской области / О.В. Кузьмин, М.В. Лавлинский // Современные технологии. Системный анализ. Моделирование. – 2020. Т. 66 № 2. – С. 136 – 143. – ISSN: 1813-9108.
- [Скуднева, 2020] Навигационно-пилотажная система беспилотного летательного аппарата для мониторинга лесных пожаров / О.В. Скуднева, С.В. Коптев, С.В. Иванцов // Известия вузов. Лесной журнал. 2020. № 6. С. 194 – 203. – ISSN: 0536-1036.
- [Merino, 2012] An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement / Merino L., Caballero F., De Dios J.R.M., Maza I., Ollero A. // Journal of Intelligent and Robotic Systems, 65 (1). 2012. С. 533-548.
- [Кудрин, 2006] Анализ современных средств и способов борьбы с природными пожарами / А.Ю. Кудрин, Ю.В. Подрезов // Технологии гражданской безопасности. 2006. №4. С.27-32. ISSN: 1996-8493.

УДК 004.896, 004.5

ПИЛОТНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ПО УПРАВЛЕНИЮ РОБОМОБИЛЕМ AVRORA UNIOR С ПОМОЩЬЮ ПРОИЗВОЛЬНЫХ ЖЕСТОВ

Т.Г Цой (*tt@it.kfu.ru*)

Н.А. Никифоров (*nanikiforov1337@gmail.com*)

О.С Прокопчук (*oks.p@it.kfu.ru*)

Р.Н. Сафин (*safin.ramil@it.kfu.ru*)

Е.А Магид (*magid@it.kfu.ru*)

Лаборатория Интеллектуальных Робототехнических Систем,
Институт информационных технологий и интеллектуальных
систем, Казанский федеральный университет, Казань

Я. Бай (*yangbai@fc.ritsumei.ac.jp*)

М.М. Свинин (*svinin@fc.ritsumei.ac.jp*)

Кафедра информационных наук и инженерии, Колледж
информационных наук и инженерии, Университет
Рицумейкан, Кусацу, Япония

Аннотация. Невербальное общение при помощи жестов является важным способом коммуникации, который используется при взаимодействии с интеллектуальными устройствами. В статье представлена концепция управления движением робомобиля Avroga Unior с помощью произвольных жестов. Группа из 17 добровольцев получила список из 18 команд управления и независимо друг от друга использовала его для создания произвольных индивидуальных жестов управления. Часть полученного набора жестов использовалась с платформой Teachable machine для оценки возможности построения модели и ее обучения. Полученная модель продемонстрировала высокую скорость распознавания. Были также апробированы методы SURF и FLANN для прямого сопоставления жестов и подход к сопоставлению на основе скелетонизации.¹

¹ Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ), проект ID 19-58-70002. Шестой и седьмой авторы выражают признательность за поддержку Японскому агентству по науке и технологиям, Программа стратегических международных совместных исследований JST, проект № 18065977.

Ключевые слова: управление на основе жестов, управление роботом, машинное обучение, датасет, мобильный робот, роботомобиль Avrora Unior.

Введение

Системы компьютерного зрения имеют широкое применение в задачах распознавания автомобильных номеров [Qadri et al., 2009], меток [He et al., 2009], животных [Nguyen et al., 2017], человеческого лица [Ray et al., 2015] и персональных гаджетов [Sutoyo et al., 2016]. В поисково-спасательных операциях методы компьютерного зрения позволяют дистанционно управлять транспортными средствами [Al-Kaff et al., 2017]. Список возможностей прикладного использования систем технического зрения (СТЗ) постоянно пополняется по мере возникновения задач, для решение которых не хватает ограниченных человеческих возможностей точного и быстрого обнаружения и распознавания.

Распознавание жестов часто используется в качестве важного канала коммуникации не только при взаимодействии человека с человеком, но и при взаимодействии человека с роботом [Shirwalkar et al., 2013] или коммуникации человека с другими интеллектуальными устройствами [Rashid et al., 2016]. В [Rahman et al., 2009] авторы продемонстрировали систему интерфейса для управления электроприборами в среде умного дома при помощи жестов рук. В [Muñoz-Salinas et al., 2008] камера глубины извлекала силуэт руки, а полученные изображения были распознаны с помощью обученного алгоритма random forest [Pal, 2005]. В [Rautaray, 2012] система распознавания жестов генерировала соответствующую команду, которая позволяла сделать выбор и управлять мышью.



Рис. 1. Робот Avrora Unior. Красным прямоугольником отмечен сенсор Microsoft Kinect.

В данной статье рассматривается взаимодействие человека и робота с использованием жестов [Galín et al., 2019]. Цель долгосрочного проекта –

разработка управления роботомобилем *Avrora Unior* (рис. 1) с помощью пользовательских жестов, которые не predetermined заранее [Malov et al., 2019]. Для разработки концепции управления роботомобилем жестами были изучены возможности передвижения робота и создан подробный список основных команд управления. Мы попросили группу студентов придумать свои собственные жесты, которые, по их мнению, соответствовали бы каждой команде из списка. Для распознавания жестов без построения скелета пользователя были апробированы подходы SURF [Bay et al., 2008] и FLANN [Goel et al., 2006].

1 Концепция управления жестами

Использование жестов для взаимодействия с роботами и интеллектуальными устройствами исследовалось во многих работах. Жесты позволяют управлять промышленными роботами с помощью удобного для пользователя интерфейса на основе жестов [Tang et al., 2018], технологии Leap Motion [Chen et al., 2015] или Microsoft Kinect Controller [Mikadlicki et al., 2015]. Даже недорогая USB-камера может успешно распознавать и отслеживать движения руки пользователя и позволяет контролировать простые действия [Grif et al., 2016]. Файо и др. продемонстрировали взаимодействие с гуманоидным роботом-помощником NAO с помощью статичных жестов рук [Phyo et al., 2019]. Гао и др. представили интеллектуальное управление инвалидными колясками для пожилых людей и инвалидов на основе жестов, которое было успешно протестировано в условиях закрытого помещения [Gao et al., 2017]. Жанг и др. продемонстрировали управление реальным беспилотным автомобилем на основе жестов с помощью сенсора Kinect-V2, который использует распознавание позы верхней части тела для 13 суставов [Zhang, 2012].

Используемый роботомобиль *Avrora Unior* (рис. 1) оснащен сенсором Microsoft Kinect. Важной характеристикой сенсора является диапазон, в котором гарантируются правильные значения; так, для Microsoft Kinect максимальное расстояние между объектом и датчиком ограничено 3,5 метрами [Han et al., 2013]. Это ограничение следует учитывать при разработке управляющих жестов и построении набора данных для машинного обучения [Safin et al., 2018].

Робот *Avrora Unior* передвигается автономно [Magid et al., 2017] или управляется в дистанционном режиме с помощью специального пульта, удерживаемого одной рукой. Основная цель введения дополнительного управления жестами заключается в обеспечении удобного процесса тестирования новых алгоритмов движения и взаимодействия без помощи пульта. Пользователь должен подойти к роботу на расстоянии 3–4 метров и, находясь перед ним полностью в поле зрения сенсора Microsoft Kinect,

показать определенный жест управления, который запускает выполнение соответствующей команды. Для упрощения распознавание были предложены статичные жесты управления.

Для обеспечения максимальной безопасности полноразмерных автономных транспортных средств обычно все жесты управления предопределяются заранее, а затем система управления роботом обучается распознавать эти жесты с использованием исчерпывающего набора примеров [Lavrenov et al., 2017]. Однако такой подход требует от оператора тщательного изучения жестов и постоянной концентрации, чтобы использовать подходящий. В нашем случае, мы хотели бы позволить неподготовленному пользователю управлять роботом интуитивно, что подразумевает определение роботом намерений пользователя в режиме реального времени.

На первом этапе проекта был создан список команд дистанционного управления. При отборе учитывалось несколько факторов: удобство использования команды, важность команды и возможность ее использования при небольшом расстоянии между человеком-оператором и роботом. Базовый набор содержал только движения вперед и назад, повороты влево и вправо. Затем в набор было добавлено несколько более сложных команд, например, поворот на 180 градусов, приближение к неподвижному человеку и автоматическая параллельная парковка [Imameev et al., 2020]. Набор команд управления представлен в таблице 1.



Рис. 2. Предлагаемые жесты шести пользователей для команды «Полная остановка».



Рис. 3. Примеры неподходящих жестов из-за их высоты, выходящей за пределы поля зрения камеры (слева и в центре) и неудобной позы (справа).

2 Набор данных

Для сбора данных необходимо было записать 30-40 секундное видео со статичным жестом для каждой команды, сохраняя расстояние от камеры до пользователя в пределах 3-4 метров, что соответствует возможностям сенсора Microsoft Kinect. Группу из 17 человек, студентов и сотрудников Лаборатории интеллектуальных робототехнических систем, независимо друг от друга попросили предложить жест для каждой из 18 команд управления. Никто из участников не знал, какие жесты выбрали другие участники. Это было сделано для того, чтобы проанализировать и выбрать наиболее подходящий жест для конкретной команды на основе полученного разнообразия жестов и их статистического распределения. Кадры были извлечены из видео с помощью программного обеспечения Matlab. В таблице 1 представлено количество кадров, которые были извлечены из собранного набора из 306 (17 человек, по 18 жестов каждый) коротких видеозаписей для каждого из жестов.

Таблица 1. Список команд управления и размер набора данных (кадров) для каждой команды.

№	Команда	Комментарий	Кадры
1	Движение вперед	Заданная постоянная скорость	30755
2	Движение назад		29011
3	Поворот колес вправо	Колеса поворачиваются при статичном состоянии, угол поворота постепенно увеличивается	30450
4	Поворот колес влево		28990
5	Увеличение скорости	Скорость постепенно увеличивается на заданное значение	29048

6	Уменьшение скорости	Скорость постепенно снижается на заданное значение	28829
7	Полная остановка	Экстренное торможение	30233
8	Включить режим игнорирования пользователя	Игнорировать команды, кроме команды полной остановки и команды отключения этого режима	30615
9	Выключить режим игнорирования пользователя	Отключить режим игнорирования	29427
10	Движение вперед, поворачивая колеса вправо	С заданной постоянной скоростью и заданным углом поворота колес	28781
11	Движение вперед, поворачивая колеса влево		30021
12	Движение назад, поворачивая колеса вправо		26581
13	Движение назад, поворачивая колеса влево		26939
14	Автоматический поворот на 180 градусов		30941
15	Автоматический поворот на 90 градусов вправо		29691
16	Автоматический поворот на 90 градусов влево		29892
17	Движение к пользователю		31205
18	Автоматическая параллельная парковка	Единственная сложная команда в наборе, которая подразумевает поиск ближайшего места парковки [Imameev et al., 2021] и дальнейшую парковку.	31847

Сходство между жестами разных пользователей было небольшим. Только одна команда, «Полная остановка», во многих случаях имела ограниченное разнообразие паттернов и существенное сходство жестов внутри паттерна (рис. 2).

3 Пилотные исследования

3.1 Оптимальный выбор жестов

Выбор оптимальных жестов для каждой команды основывался на трех критериях: размер (ограничивающая область для всего тела пользователя при демонстрации команды), простота использования и отсутствие

перекрытия скелета пользователя звеньями верхних конечностей. Важно, чтобы ограничивающая область для жеста не превышала установленного порога, который зависит от расстояния (в данном исследовании - 3-4 м от пользователя до робота) и роста пользователя, иначе жест может оказаться вне поля зрения сенсора Microsoft Kinect, расположенного на высоте 0,35 м от земли [Shabalina et al., 2019]. Например, на рисунке 3 представлены неподходящие жесты, которые окажутся вне поля зрения камеры.

Некоторые жесты могут быть трудновыполнимыми из-за физических ограничений человеческого скелета и подвижности суставов. Это означает, что такие жесты будут редко использоваться обычным пользователем. На рисунке 3 (справа) также представлен пример жеста, который может быть трудно повторить, поскольку эта поза неудобна для обычного человека.



Рис. 4. Примеры неподходящих жестов из-за перекрытия звеньев скелета.

Для анализа позы пользователя и извлечения управляющего сигнала был выбран метод извлечения базового скелета. Для построения базового скелета использовалась система OpenPose [Cao et al., 2019]. Были исключены жесты, которые могут быть неправильно распознаны из-за перекрытия скелета звеньями верхних конечностей (рис. 4).

3.2 Оптимальный выбор жестов

Чтобы проверить, позволит ли собранный набор изображений в дальнейшем создать полномасштабную модель для машинного обучения, была использована платформа Teachable machine [Carney, et al., 2020], которая рисует скелет для набора данных изображений и позволяет построить и обучить новую модель в соответствии с выбранными параметрами обучения. На начальном этапе для каждой команды использовались только 50 изображений от 5 участников, чтобы обучить очень простую модель различать все 18 команд управления (таблица 1). Тем

не менее, даже для такого небольшого набора данных, обученная модель продемонстрировала хорошие результаты (рис. 5), которые будут улучшаться в процессе обучения на основе набора данных.

Для того чтобы проверить, возможно ли определить правильно отображаемые жесты без построения скелета и может ли использование скелета улучшить точность распознавания, мы использовали методы Speeded-Up Robust Features (SURF [Bay et al., 2008]) и Fast Library for Approximate Nearest Neighbors (FLANN [Goel et al., 2006]). SURF использовался для поиска особых точек изображений (кадров из видеозаписей). Далее, для получения быстрого и эффективного сопоставления, проводилось сравнение с использованием FLANN. На рисунке 6 показан пример сопоставления особых точек с помощью двух подходов: прямого сопоставления (верхний ряд рис.6; только 67 совпадений были успешными) и с использованием базового скелета (центральный ряд рис.6; 103 совпадения были успешными). Подход на основе скелета обеспечил хороший уровень совпадения (нижний ряд рис.6; 91 совпадение было успешным); однако в этом примере две позы объективно схожи, поэтому высокий уровень совпадения был закономерным.

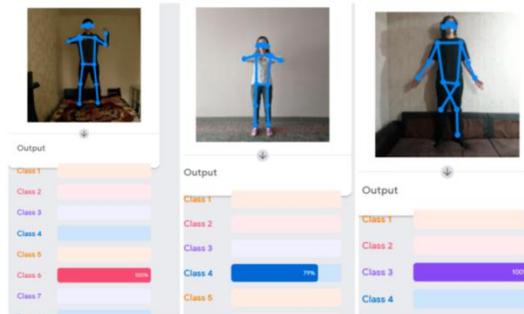


Рис. 5. Пример результатов обучения модели с использованием сервиса платформы Teachable machine: 100% успеха для класса 6, 79% для класса 4 и 100% для класса 3. Обратите внимание на ошибку в извлечении скелета для изображения справа.

Сопоставление некоторых других изображений показало, что использование метода на основе скелета не всегда может приводить к количественному улучшению по сравнению с методом прямого сопоставления. Например, рисунок 7 демонстрирует частный случай, когда прямое сопоставление поз без скелета количественно превосходит сопоставление на основе скелета (106 совпадений против 101 совпадения соответственно), но детальное рассмотрение полученных совпадений показывает, что в обоих случаях подавляющее большинство совпадений

было неверным, в то время как ситуация с правильными совпадениями была немного лучше для подхода, основанного на скелете. Те же проблемы с неверным совпадением применимы и к рисунку 6, где основанный на скелете подход (рис. 6, центральный ряд) продемонстрировал значительно большее количество правильно сопряженных особых точек по сравнению с прямым подходом. Результаты экспериментов показали, что использование методов SURF и FLANN для сопоставления, как с прямым подходом, так и с подходом на основе скелета, не обеспечивает приемлемого уровня совпадения для двух схожих поз человека. Поэтому создание нового классификатора и его соответствующее обучение становится необходимым.

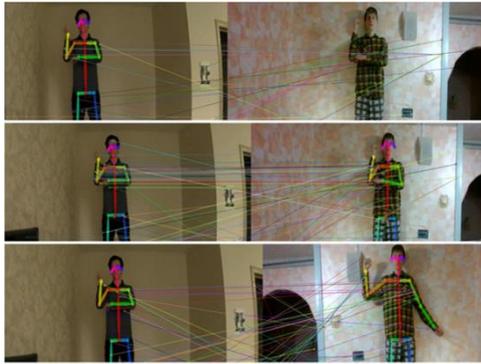


Рис. 6. Прямое сопоставление жестов без использования скелета (верхний ряд, 67 совпадений), на основе скелета (центральный ряд, 103 совпадения) и на основе скелета немного отличающегося жеста (нижний ряд, 91 совпадение).



Рис. 7. Прямое сопоставление поз без использования скелета (106 совпадений) и сопоставление на основе скелета (101 совпадение).

Заключение

В данной статье представлена концепция управления движением робомобиля Avroga Unior с помощью жестов. Список из 18 команд управления состоял из базовых и составных команд. Группа из 17 добровольцев использовала список команд для самостоятельного создания индивидуальных жестов управления. Небольшая часть полученного набора данных жестов (менее 0,2%) использовалась с платформой Teachable machine, чтобы предварительно оценить возможность построения полномасштабной модели и обучить ее соответствующим образом. Полученная модель продемонстрировала приемлемую скорость распознавания. Была проведена апробация возможности пользования методов SURF и FLANN для применения подхода прямого сопоставления и подхода на основе скелета, но они продемонстрировали недостаточное качество результатов. На основе эмпирических исследований был сделан вывод, что собранный набор данных позволит построить хорошую модель, которую можно обучить успешно различать жесты управления движением.

Список литературы

- [Al-Kaff et al., 2017] Al-Kaff A., Moreno F.M., de la Escalera A., Armingol J.M. Intelligent Vehicle for Search, Rescue and Transportation Purposes // IEEE International Symposium on Safety, Security and Rescue Robotics (SSRR), China. 2017.
- [Bay et al., 2008] Bay H., Ess A., Tuytelaars T., Van Gool L. Speeded-Up Robust Features (SURF). // Computer Vision and Image Understanding. 2008. № 110(3).
- [Cao et al., 2019] Cao Z., Hidalgo G., Simon T., Wei S.E., Sheikh Y. OpenPose: Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields. // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2019. № 43(1).
- [Carney, et al., 2020] Carney M., Webster B., Alvarado I., Phillips K., Howell N., Griffith J., Jongejan J., Pitaru A., Chen A. Teachable Machine: Approachable Web-Based Tool for Exploring Machine Learning Classification // Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI), USA. 2020.
- [Chen et al., 2015] Chen S., Ma H., Yang C., Fu M. Hand Gesture Based Robot Control System Using Leap Motion // Proc. 8th International Conference on Intelligent Robotics and Applications (ICIRA), UK. 2015.
- [Galın et al., 2019] Galın R., Meshcheryakov R. Review on Human–Robot Interaction During Collaboration in a Shared Workspace // Proc. 4th International Conference on Interactive Collaborative Robotics (ICR), Turkey. 2019.
- [Gao et al., 2017] Gao X., Shi L., Wang Q. The Design of Robotic Wheelchair Control System Based on Hand Gesture Control for the Disabled // Proc. 1st International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS), China. 2017.
- [Goel et al., 2006] Goel A., Saxena S.C., Bhanot S. Modified Functional Link Artificial Neural Network. // International Journal of Electrical and Computer Engineering. 2006. № 1(1).

- [Grif et al., 2016] Grif H.S., Farcas C.C. Mouse cursor control system based on hand gesture. // *Procedia Technology*. 2016. № 22.
- [Han et al., 2013] Han J., Shao L., Xu D., Shotton J. Enhanced Computer Vision with Microsoft Kinect Sensor: A Review. // *IEEE transactions on cybernetics*. 2013. № 43(5).
- [He et al., 2009] He L., Chao Y., Suzuki K., Wu K. Fast connected-component labeling. // *Pattern recognition*. 2009. № 42(9).
- [Imameev et al., 2020] Imameev D., Shabalina K., Sagitov A., Su K.L., Magid E. Modelling Autonomous Parallel Parking Procedure for Car-like Robot Avraa in Gazebo Simulator // *Proc. The 2020 International Conference on Artificial Life and Robotics (ICAROB2020)*, Japan. 2020.
- [Imameev et al., 2021] Imameev D., Zakiev A., Tsoy T., Bai Y., Svinin M., Magid E. Lidar-based parking spot search algorithm // *Proc. 13th International Conference on Machine Vision (ICMV)*, Italy. 2021.
- [Lavrenov et al., 2017] Lavrenov R., Zakiev A. Tool for 3D Gazebo map construction from arbitrary images and laser scans // *Proc. 10th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, France. 2017.
- [Magid et al., 2017] Magid E., Lavrenov R., Khasianov A. Modified spline-based path planning for autonomous ground vehicle // *Proc. 14th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics ICINCO*, Spain. 2017.
- [Malov et al., 2019] Malov D., Edemskii A., Saveliev A. Architecture of Proactive Localization Service for Cyber-Physical System's Users // *Proc. 4th International Conference on Interactive Collaborative Robotics (ICR)*, Turkey. 2019.
- [Mikadlicki et al., 2015] Mikadlicki K., Pajor M. Real-time gesture control of a CNC machine tool with the use Microsoft Kinect sensor. // *International Journal of Scientific & Engineering Research*. 2015. № 6(9).
- [Muñoz-Salinas et al., 2008] Muñoz-Salinas R., Medina-Carnicer R., Madrid-Cuevas F.J., Carmona-Poyato A. Depth silhouettes for gesture recognition. // *Pattern Recognition Letters*. 2008. № 29(3).
- [Nguyen et al., 2017] Nguyen H., Maclagan S.J., Nguyen T.D., Nguyen T., Flemons P., Andrews K., Ritchie E.G., Phung D. Animal recognition and identification with deep convolutional neural networks for automated wildlife monitoring // *Proc. 4th international conference on data science and advanced Analytics*, Japan. 2017.
- [Pal, 2005] Pal M. Random forest classifier for remote sensing classification. // *International journal of remote sensing*. 2005. № 26(1).
- [Phyo et al., 2019] Phyo A.S., Fukuda H., Lam A., Kobayashi Y., Kuno Y. A human-robot interaction system based on calling hand gestures // *Proc. 15th International Conference on Intelligent Computing (ICIC)*, China. 2019.
- [Qadri et al., 2009] Qadri M.T., Asif M. Automatic Number Plate Recognition System for Vehicle Identification Using Optical Character Recognition // *Proc. International Conference on Education Technology and Computer (ICETC)*, Singapore. 2009.
- [Rahman et al., 2009] Rahman A.M., Hossain M.A., Parra J., El Saddik A. Motion-path based gesture interaction with smart home services // *Proc. 17th ACM International conference on Multimedia*, China. 2009.
- [Rashid et al., 2016] Rashid M., Han X. Gesture control of ZigBee connected smart home Internet of Things // *Proc. 5th International Conference on Informatics, Electronics and Vision (ICIEV)*, Bangladesh. 2016.

- [**Rautaray, 2012**] Rautaray S.S. Real Time Hand Gesture Recognition System for Dynamic Applications. // International Journal of UbiComp. 2012. № 3(1).
- [**Ray et al., 2015**] Ray S., Das S., Sen A. An intelligent vision system for monitoring security and surveillance of ATM // Proc. 2015 Annual IEEE India Conference (INDICON), India. 2015.
- [**Safin et al., 2018**] Safin R., Lavrenov R., Tsoy T., Svinin M., Magid E. Real-time video server implementation for a mobile robot // Proc. 11th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE), UK. 2018.
- [**Shabalina et al., 2019**] Shabalina K., Sagitov A., Su K.L., Hsia K.H., Magid E. Avroa unior car-like robot in gazebo environment // Proc. The 2019 International Conference on Artificial Life and Robotics (ICAROB2019), Japan. 2019.
- [**Shirwalkar et al., 2013**] Shirwalkar S., Singh A., Sharma K., Singh N. Telemanipulation of an industrial robotic arm using gesture recognition with Kinect // Proc. 2013 International Conference on Control, Automation, Robotics and Embedded Systems (CARE), India. 2013.
- [**Sutoyo et al., 2016**] Sutoyo R., Harefa J., Chowanda A. Unlock Screen Application Design Using Face Expression on Android Smartphone // Proc. 7th International Conference on Mechanical, Industrial, and Manufacturing Technologies, South Africa. 2016.
- [**Tang et al., 2018**] Tang G. and Webb P. The Design and Evaluation of an Ergonomic Contactless Gesture Control System for Industrial Robots. // Journal of Robotics. 2018.
- [**Zhang et al., 2020**] Zhang B., Yang M., Yuan W., Wang C., Wang B. A Novel System for Guiding Unmanned Vehicles Based on Human Gesture Recognition // Proc. International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR), Japan. 2020.
- [**Zhang, 2012**] Zhang Z. Microsoft Kinect sensor and its effect. // IEEE multimedia. 2012. № 19(2).

УДК 681.21

ПРИНЦИПЫ ОРГАНИЗАЦИИ ГРУПП БЛА ТРАНСПОРТНОГО НАЗНАЧЕНИЯ: НАПРАВЛЕНИЯ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

В.П. Кутахов (*kutahovvp@nrczh.ru*)
Р.В. Мещеряков (*karateka30@mail.ru*)

НИЦ им. Н.Е. Жуковского,
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН,
Москва

Аннотация. В статье предлагаются принципы организации группового поведения беспилотных летательных аппаратов в транспортной системе. Рассматривается последовательность функционирования группы БЛА с изменяющимися пунктами доставки или нештатными ситуациями. Предложенные принципы позволяют сформировать комплекс научных задач и конкретных методов их решения. Обосновывается подход к задаче управления как последовательности задач принятия решений. Обозначаются направления применения технологий искусственного интеллекта.

Ключевые слова: беспилотные транспортные средства, групповое управление, принципы, искусственный интеллект.

Введение

В настоящее время беспилотные летательные аппараты (БЛА) активно внедряются в народное хозяйство. Перспективным представляется использование БЛА в транспортных задачах. Очевидно, что необходимо в таком применении рассматривать управление применением не только одиночных БЛА, но и их групп. Использование классических подходов ограничено позволяет комплексно формировать целевые задачи для групп БЛА [Гайдук 2014, Zhicai 2021, Sasa 2009, Li 2020, Bai 2020]. В работе предложено рассматривать транспортную систему БЛА, как крупномасштабную систему, а управление группой транспортных БЛА как последовательность решения задач принятия решений и их исполнения с соответствующей корректировкой в ходе выполнения миссий.

1 Функционирование групп БЛА транспортного назначения

Одной из первоочередных задач, которую можно рассматривать для использования групп БЛА – это формирование направлений создания прикладных технологий для автоматизированного распределения ресурсов группы БЛА транспортного назначения. [Кутахов 2017, Цариченко 2015]

Определим, что задача ставится не для ситуации транспортного обеспечения по заранее запланированным заявкам, а для ситуации высокодинамичного развития событий, когда множество разнородных заявок возникает и должно удовлетворяться в масштабах времени сопоставимом с временем функционирования транспортной группы. [Кутахов В.П. 2019] В этом случае транспортная группа должна иметь в своем составе средства информационного обеспечения о текущих и появляющихся заявках и изменяющейся обстановке, а также средства перепланирования логистических действий в процессе применения (реконфигурации транспортной группы). Тогда следует выделить ряд этапов действия транспортной группы, для которых характерны соответствующие задачи и их методы.

Этап 1 – формирование состава группы исходя из задания. Задача состоит в том, чтобы определить оптимальный состав группы разнородных однофункциональных БЛА – транспортных различной грузоподъемности, информационного обеспечения различного рода и т.д. состав группы определяется, исходя из планируемого пространственного размаха транспортного обеспечения, априорных данных модели потребностей получателей, транспортной нагрузке, включая массо-габаритные показатели и требования по временам и приоритетам. Задача усложняется наличием неопределенности априорных данных, а также размытостью прогноза априорных данных на период полета группы.

Этап 2 – управление поддержания группировки БЛА в процессе доставки к зоне расположения получателей; важно отметить, что это не полет строем в виде формации, а скорее сбор группы с индивидуальными маршрутами следования, выстраивание пространственной конфигурации группы, исходя из функциональных возможностей элементов группы.

Этап 3 – мониторинг зоны ответственности различными информационными средствами, имеющимися на различных пространственно-разнесенных БЛА, обнаружения точек сброса/разгрузки/перегрузки по результатам объединения информации от разнородных информационных систем и оценки обстановки.

Этап 4 – целераспределение, то есть распределения задач конкретных действий по информационному обеспечению и по доставке грузов конкретным объектам между БЛА транспортной группы, либо изменения

точек маршрута, либо возникновения нештатных ситуаций, включая выход БЛА из строя. Сложность задачи заключается в изменяющемся пространственном распределении транспортных БЛА с различной загрузкой по отношению к подвижным получателям.

Этап 5 – целеуказание по результатам распределения с учетом пространственного расположения БЛА и объектов, влияния среды, различий и особенностей приоритетов доставки и оценка ресурсов (временных, энергетическая и т.п.).

Далее – этапы 6 и 7.

Этап 6 – оценка результативности действий, а также технического состояния элементов группы.

Этап 7 – реконфигурации группы БЛА, на котором производится возвращение к этапу 3, но уже в новых текущих условиях.

Приведенная разбивка по этапам условна и иллюстративна. На самом деле, эти этапы по времени могут быть совмещаемы, что, конечно же, существенно усложняет перечисленные задачи.

Обобщенно мультифункциональную группу можно представить на рисунке 1.

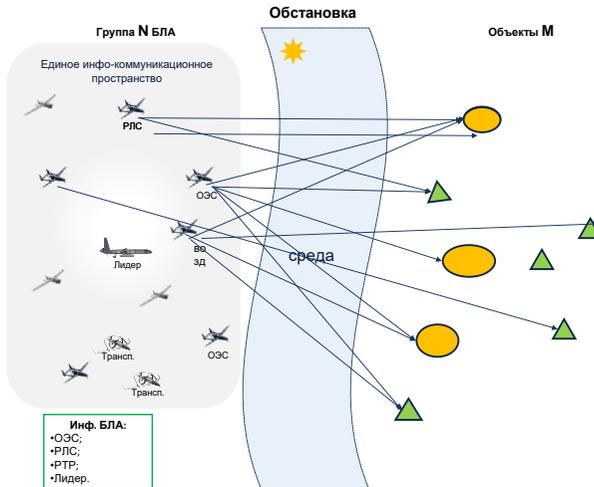


Рис. 1. Схема группы мультифункциональных БЛА в транспортной системе.

Инф. БЛА – информационные БЛА,

ОЭС – оптико-электронные средства,

РЛС – радиолокационная станция, РТР – радиотехническая разведка,
Лидер – БПЛА, на борту которого принимается решение о выборе сценария применения группы.

Одной из первых задач, которую можно рассматривать для использования групп БЛА – это задача применения прикладных технологий для автоматизированной распределения ресурсов группы БЛА транспортного назначения и их функционирования на при ее реализации [Кутахов В.П. 2017].

Приведенная разбивка по этапам условна и иллюстративна. На самом деле, эти этапы по времени могут быть совмещены, что, конечно же, существенно усложняет перечисленные задачи.

На каждом из перечисленных этапов необходимо решать задачу принятия решений. В связи с этим, общим принципом управления группой транспортных БЛА, в данной постановке, является следующее. Управление крупномасштабной группой БЛА транспортного назначения сводится не к задачам динамического управления, а к последовательности задач принятия решений. И в этом смысле оно смыкается с задачами и технологиями искусственного интеллекта ИИ.

2 Принципы формирования групп

В предложенной постановке задаче транспортного обеспечения с использованием БЛА возникает несколько вопросов, которые могут быть сформулированы в виде принципов:

1. Единство группы – представление группы на различных уровнях иерархии транспортной системы как единства используемых БЛА или групп БЛА более низкого уровня.
2. Целеполагание – определение эффективности группы как комплексной оценки выполненных задач по доставке с учетом затраченных ресурсов.
3. Управляемость – предполагается формирование единство требований к элементам группы БЛА с учетом возможностей конкретных элементов при непротиворечивости функционирования группы.
4. Распределение задач и функций – возложение в группе функций и задач на конкретные БЛА и перераспределение в случае изменения задач и функций или изменения состава БЛА.

Предложенные формулировки принципов декларируют общие подходы к формированию групп БЛА, однако они не ограничивают использование БЛА для реализации конкретных сценариев поведения. Вместе с тем возникает потребность рассмотрения какие технологии искусственного интеллекта могут быть применены в транспортной задаче, а также в задачах, смежных с ней.

3 Обсуждение перспектив исследований в области групп беспилотных летательных аппаратов

Создание транспортной системы на основе групп БЛА требует решения целого комплекса научно-технических и организационных задач. Структура их представлена на рисунке 2. Среди них доминирующее положение с точки зрения глубины требуемой проработки и влияния на принципы функционирования системы имеет группа задач, связанная с интеллектуализацией группового применения БЛА в транспортной системе. В том числе – формирование и реконфигурация группы, многоагентное поведение в соответствии с информационно-исполнительной моделью транспортной системы, распознавание текущей ситуации, навигация по совокупности распознанных ориентиров и другие.



Рис. 2. Интеллектуальные задачи создания беспилотной авиационной транспортной системы.

Эти направления должны быть ориентированы на функционирование транспортной системы не в традиционной постановке задачи – по заранее сформированным пакетам заявок, а в постановке задачи когда поток заявок возникает во временных масштабах непосредственно полета группы, в динамике возникновения потребностей доставки грузов в некотором конкретном пространственном районе.

Особенностью постановки задачи формирования управления группой являются новые показатели эффективности, при которых вместо традиционных показателей объемов доставленных грузов, ввиду

необходимо оперировать показателями, отражающими степень удовлетворения потребностей в доставке грузов, включая и минимизацию времени реагирования на возникающие заявки и потребности.

Отдельным проблемным вопросом является разработка методов испытаний крупномасштабных систем, построенных на применении технологий искусственного интеллекта.

Наряду с решением перечисленных задачам предстоит решать и задачи, связанные с созданием собственно специализированных БЛА, предназначенных для работы в группе, для группового, коллективного поведения при решении транспортной задачи.

Заключение

Представленные в работе подходы к формированию группы БЛА транспортного назначения позволяют сформулировать перспективные задачи с использованием современных методов обработки информации. Предложенная последовательность действий в группе БЛА транспортного назначения может разбиваться на этапы и на каждом этапе будет формироваться комплекс критериев оптимизации (эффективности), решаемые в конкретные моменты времени по поставленным сценариям и в соответствии с предложенными принципами.

Вместе с тем задачи интеллектуализации поведения групп БЛА, формирования принципов организации транспортных систем на их основе, на наш взгляд, являются приоритетными.

Список литературы

- [Гайдук А.Р. и др. 2014] Гайдук А.Р., Капустян С.Г., Меркулов В.И., Бесклубова К.В. Групповое управление БЛА // Информационно-измерительные и управляющие системы. - 2014. - № 11. - С. 24-36.
- [Zhicai etc. 2021] Ren Zhicai; Bo Jiang; Xu Hong A Cooperative Search Algorithm Based on Improved Particle Swarm Optimization Decision for UAV Swarm // 2021 IEEE 6th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS). DOI: 10.1109/ICCCS52626.2021.9449283
- [Sasa etc. 2009] Ma Sasa; Liu Dongqing; Xue Jia; Fang Xingqiao Research on Continuous Function Optimization Algorithm Based on Swarm-Intelligence // 2009 Fifth International Conference on Natural Computation. DOI: 10.1109/ICNC.2009.9
- [Li etc. 2020] R. Li and H. Ma, "Research on UAV Swarm Cooperative Reconnaissance and Combat Technology," 2020 3rd International Conference on Unmanned Systems (ICUS), 2020, pp. 996-999, doi: 10.1109/ICUS50048.2020.9274902.
- [Bai etc. 2020] Y. Bai, K. Asami, M. Svinin and E. Magid, "Cooperative Multi-Robot Control for Monitoring an Expanding Flood Area," 2020 17th International

Conference on Ubiquitous Robots (UR), 2020, pp. 500-505, doi: 10.1109/UR49135.2020.9144931.

- [Кутахов В.П. и др. 2017]** Кутахов В.П., Плякота С.И. Информационное взаимодействие в крупномасштабных робототехнических авиационных системах // Управление развитием крупномасштабных систем MLSD '2017. Материалы Десятой международной конференции: в 2-х томах. Под общей редакцией С.Н. Васильева, А.Д. Цвиркуна. М.: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2017. С. 93-96
- [Цариченко и др. 2015]** Цариченко С.Г., Родинченко Н.С. Беспилотные летательные аппараты, как средство повышения эффективности оперативно-тактической деятельности пожарно-спасательных подразделений // Известия ЮФУ. Технические науки. - 2015. - № 1 (162). - С. 14-24.
- [Кутахов В.П. и др. 2019]** Кутахов В.П., Мещеряков Р.В. Принципы формирования модели оптимизации системы роботизированных авиационных средств // В сборнике: XIII Всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2019. Сборник трудов XIII Всероссийского совещания по проблемам управления ВСПУ-2019. Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. 2019. С. 1211-1214.

УДК 004.8

СИСТЕМА УПРАВЛЕНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ КОМПЛЕКСАМИ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ

Ф.А. Хуссейн (*houssein.firas@gmail.com*)В.Б. Пархоменко (*vparhomenko@sfnedu.ru*)М.Ю. Бутенко (*butenko@sfnedu.ru*)Т.А. Гайда (*tgayda@sfnedu.ru*)

Южный федеральный университет, г. Таганрог

Аннотация. В статье исследуется вопрос создания интеллектуальных систем управления робототехническими комплексами верхнего уровня, ориентированных на формирование тактики решения поставленных задач. Недавние успехи в области игрового искусственного интеллекта, основанного на глубоких искусственных нейросетях (ИНС), продемонстрировали их высокий потенциал в решении тактических задач в сложных динамических средах. Трансфер этих технологий в реальные робототехнические системы может послужить шагом к созданию новых прикладных решений в области функционирования автономных робототехнических комплексов верхнего уровня, ориентированных на формирование их тактики, успешно сочетающих классические алгоритмические и современные статистические методы.

Ключевые слова: робототехнические комплексы (РТК), искусственный интеллект, интеллектуальный агент, обучение с подкреплением.

Введение

В соответствии со взглядами отечественных и зарубежных специалистов в боевых действиях будущего одними из наиболее перспективных видов вооружения и военной техники будут робототехнические комплексы (РТК) военного назначения. При этом ряд специалистов предполагает, что широкомасштабное внедрение роботов и технологий робототехники изменит способы ведения операций и технический облик перспективных систем вооружения и военной техники, повысит эффективность их применения, а также обеспечит сокращение потерь личного состава [Цариченко и др., 2019], [Верба и др., 2016].

Одним из подходов к созданию и управлению этими комплексами являются жесткие неадаптивные алгоритмы. Несмотря на интеллектуализацию систем управления РТК, тактический уровень принятия решений основан на сложно структурированных комбинациях классических алгоритмов, заранее определяющих характер поведения автономных РТК в зависимости от условий функционирования. Примером реализации систем управления на основе жестких алгоритмов являются американские системы «Squad X», которые разрабатываются для предоставления разведывательной информации на уровне батальона. Наземные и воздушные роботы обеспечивают личный состав подразделений морской пехоты разведывательной информацией, поддерживая полную ситуационную осведомлённость как на пересечённой местности, так и в условиях городского боя [DARPA 2016].

Разработка подобных систем – чрезвычайно сложный и наукоемкий процесс, требующий глубокого погружения в предметную область и высокоточного описания всех возможных сценариев и их вариаций, которые могут возникнуть в динамичной непредсказуемой среде.

Под эмпирическими алгоритмами понимаются методы, результат функционирования которых зависит от полученного ранее опыта. Их применение требует обучения на заранее сформированных массивах обработанных и необходимым образом структурированных данных.

Однако, использование этих технологий в настоящее время ограничивается конкретными задачами управления движением. Например, модуль распознавания объектов в беспилотном автомобиле использует алгоритм YOLO [Yu Huang и др., 2020], выход которого передается на системы управления.

Искусственный интеллект показывает превосходный результат в стратегических и тактических задачах Dota2 (представляет собой многопользовательскую игру в жанре MOBA («многопользовательская онлайн-боевая арена»)), в которой сражаются две команды по пять игроков) [OpenAI 2019], где одновременно осуществляется управление действиями нескольких объектов по результатам анализа информации о среде, описываемой более чем двадцатью тысячами параметров.

В связи со сложностью создания систем управления на основе жестких алгоритмов и последними успехами в области машинного обучения, в данной статье исследуется вопрос создания систем управления группой РТК на основе технологии обучения с подкреплением, которая способна обрабатывать всю доступную информацию о среде и формировать рациональную последовательность действий РТК, направленных на решение поставленной задачи.

1 Постановка задачи

Обучение с подкреплением — один из способов машинного обучения, в ходе которого система управления верхнего уровня (интеллектуальный агент) обучается, взаимодействуя с некоторой средой. Данный подход, с точки зрения кибернетики, является одним из видов кибернетического эксперимента [Sutton и др. 2018].

В целях определения схемы полного цикла обучения интеллектуального агента, в статье проводится исследование примера прикладной задачи управления, которая может быть описана следующим образом. Необходимо создать систему управления группой РТК для случая ведения боя против группы обороняющихся противников в заданном участке городской среды на основе технологии обучения с подкреплением и определить границы применимости этой системы при формировании тактики ведения боя.

Анализ технологии обучения интеллектуальных агентов позволяет установить, что для решения указанной задачи необходимо:

- сформировать среду для обучения;
- выбрать, реализовать и исследовать ряд алгоритмов обучения;
- выбрать, исследовать и модернизировать структуру ИНС;
- сформировать рациональную систему вознаграждений.

2 Реализация

2.1 Среда обучения

Функционирование объекта в среде соответствует базовым принципам Марковского процесса принятия решений (МППР) с конечным множеством состояний, включающего вероятности выигрыша и перехода в состояние, которые обычно являются случайными, стационарными величинами в рамках задачи.

Агент может обучаться в реальном мире, где он ограничен законами физики, или в виртуальной среде, имитирующей реальную среду функционирования. Последнее является предпочтительным в связи с большим количеством нерациональных действий агента при обучении, которые могут нанести физический ущерб самому РТК и окружающей среде.

Примером реализации обучения в виртуальной среде является работа [Andrychowicz и др., 2017], в которой продемонстрирована высокая эффективность обучения нейросети для роботизированной руки в виртуальной среде, с последующим применением обученной нейросети к управлению реальной робо-рукой.

С целью обучения агентов, была разработана виртуальная среда обучения (Рис. 1) с возможностью случайной генерации начального направления и положения агентов, положений препятствий и их размеров. Агент управляет своей линейной ($\in [-70,70]$ метр/секунду) и угловой ($\in [-\pi, \pi]$ радиан/секунду) скоростями. Сектор поражения противника больше, чем у собственного РТК. Эпизод завершается при: столкновении с препятствием; выходе за пределы среды; поражении вражеских РТК; поражении собственных РТК противником.

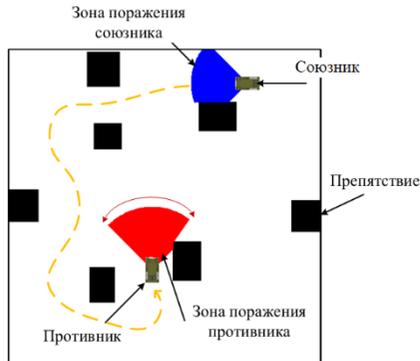


Рис. 1. Среда обучения агента.

2.2 Определение алгоритмов обучения

К основным группам подходов, представляющих алгоритмы обучения с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), относятся: безмодельные и основанные на моделях. Под моделью подразумевается функция, которая предсказывает вероятности перехода между состояниями и полученные вознаграждения. Подходы на основе моделей статистически более эффективны, чем безмодельные методы [Dayana и др., 2008], но в связи с тем, что среда, с которой мы имеем дело, является динамической и может сильно изменяться, создание модели, которая описывает все возможные варианты, является очень сложной задачей.

Безмодельные подходы используют опыт для непосредственного изучения одной или двух более простых величин. Функция политики $\pi(s/a)$ определяется как отображение состояний на вероятности выбора каждого возможного действия. Функция ценности состояния-действия $q(s,a)$ оценивает, насколько целесообразно выполнение какого-либо действия в каком-либо состоянии [Sutton и др. 2018]. Эти подходы могут достичь того же оптимального по заданному критерию поведения, но без использования модели.

Безмодельный подход включает в себе ряд алгоритмов. В связи с тем, что пространство принятых решений является недискретным (линейная скорость $\in [-70,70]$ метр/секунду, угловая скорость $\in [-\pi, \pi]$ рад/секунду), то для нас подходят следующие алгоритмы обучения:

- The Proximal Policy Optimization (PPO) [Schulman и др., 2017];
- Soft Actor-Critic (SAC) [Haarnoja и др., 2017]
- Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) [Lillicrap и др., 2019];
- Advantage Actor Critic (A2C) [Mnih и др., 2016].

Выбор наиболее подходящих алгоритмов для решения нашей задачи осложняется тем, что для этого не существует определённой методики.

Для осуществления выбора необходимо провести исследование безмодельных алгоритмов со всеми возможными вариациями их гиперпараметров, то есть, параметров, значения которых используется для управления процессом обучения, например: количество шагов в среде, составляющих выборку обучения; размер выборки для обучения; количество эпох; коэффициент дисконтирования; скорость обучения и т.д.

2.3 Описание архитектуры нейронной сети

Свёрточная нейронная сеть использовалась для обработки состояния среды, которое передавалось на вход в виде изображения. Параллельно две сети прямого распространения использовались для обработки координат и направлений движения агентов и противников. Данные на выходе этих трёх ИНС являются входом четвёртой ИНС, которая аппроксимирует функцию политики. В итоге, последняя ИНС определяет значения линейной и угловой скоростей агента на следующем шаге (рис. 2). Достоинство выбранной архитектуры состоит в том, что агент получает дополнительную информацию о своём состоянии и о состоянии противников, что положительно влияет на сходимость процесса обучения.

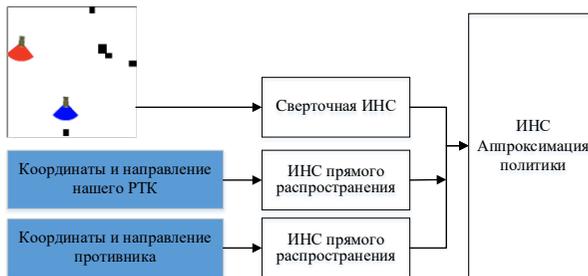


Рис. 2. Архитектура ИНС.

2.4 Функция вознаграждения

Все безмодельные алгоритмы RL нацелены на максимизацию ожидаемого вознаграждения, поскольку максимизация вознаграждения лежит в основе цели RL. Например, агент получает награду +1, если эпизод завершился достижением заданной цели и -1, если по окончании эпизода цель не была достигнута. Именно такую схему использовали DeepMind, чтобы обучить AlphaZero играть в шахматы, и победили нейросеть StockFish, которая обучалась на партиях 10000 лучших игроков мира. Однако, такая схема вознаграждений требует продолжительного процесса обучения, чтобы политика сходилось к оптимальной, так как агент получает награду только в конце эпизода, и неизвестно, в каком моменте было принято неправильное решение. Решение этой проблемы – вознаграждать агента во время эпизода за то, что он приблизился к поставленной перед ним цели.

В процессе обучения агент получает следующие вознаграждения:

- $-0,1$ – при каждом выполненном шаге; это вознаграждение предназначено, чтобы агент научился как можно быстрее достигать цели, так как, чем меньше шагов он осуществляет, тем меньше отрицательного вознаграждения получает;
- значение, вычисленное в соответствии с уравнением (1) – при приближении к противнику сзади агент получает положительное вознаграждение; за приближение к препятствиям агент получает отрицательное вознаграждение;
- -30 – при столкновении с препятствием или выходе за пределы среды;
- -100 – при поражении агента противником;
- $+100$ – при поражении противника агентом (уравнение 2).

$$r_i = -0.1 + \alpha \cdot \varphi \cdot \text{dist}(\text{goal}) - \beta \cdot \frac{1}{\text{dist}(\text{obstacles})}, \quad (1)$$

$$r_1 = \begin{cases} 100, & \text{при успешном завершении} \\ -30, & \text{при столкновении} \\ -100, & \text{при поражении} \end{cases}, \quad (2)$$

где r_i – вознаграждение за каждый шаг i ; α – весовой коэффициент влияния расстояния до противника (>1); φ – угол между векторами ориентации союзника и противника (радиан); $\text{dist}(\text{goal})$ – расстояние до противника; β – весовой коэффициент влияния расстояния до препятствий (>1); $\text{dist}(\text{obstacles})$ – расстояние до препятствий.

Итоговое вознаграждение за игру рассчитывается следующим образом:

$$r = \sum_{i=1}^T r_i + r_1, \quad (3)$$

где T – количество шагов в эпизоде.

3 Моделирование

В связи со сложностью поставленной задачи было принято решение начать с самого простого варианта (один РТК против одного РТК в среде с препятствиям) и поэтапно усложнять задачу (группа из двух РТК против группой из двух и т.д.)

Использовались следующие гиперпараметры: количество шагов для обучения = 1еб; количество шагов, составляющих выборку обучения =2048 ; скорость обучения = 0.0001; коэффициент дисконтирования = 0.99; размер выборки для обучения = 64; количество эпох = 10

На рисунке 3 изображено среднее вознаграждение (ось y), полученное агентами с разными алгоритмами в процессе обучения за миллион шагов (ось x). Как можно видеть, все агенты обучились, так как значения вознаграждений стремятся к асимптоте, алгоритм PPO быстрее всех сходится.

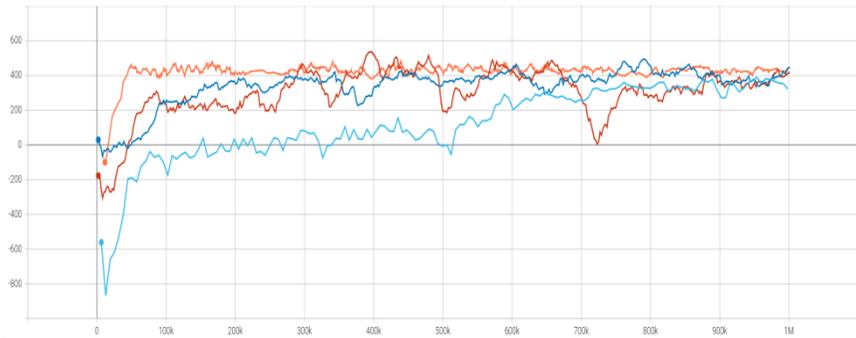


Рис. 3. Усредненное значение вознаграждения за эпизод, оранжевый график – PPO, синий график – A2C, красный график – DDPG, голубой график – SAC.

На рисунке 3 представлено среднее количество действий (ось y), совершаемых в среде за один эпизод в процессе обучения за миллион

шагов (ось x).

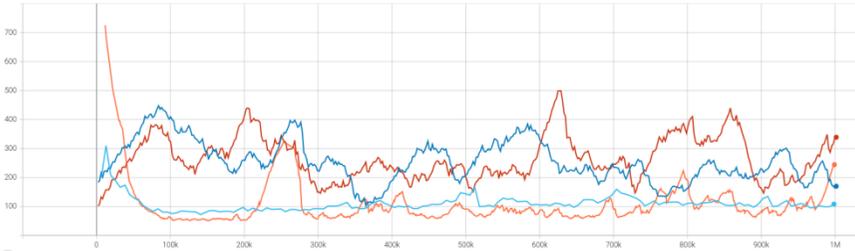


Рис. 4. Среднее количество действий за эпизод, оранжевый график – PPO, синий график – A2C, красный график – DDPG, голубой график – SAC.

После обучения агента, на тестировании был достигнут результат 60% успеха в поражение противника в среде с препятствиями.

Анализ поведения агента показал, что в большинстве случаев агент проигрывает из-за столкновения с препятствием или выхода за пределы среды. В связи с этим можно сделать следующие выводы: нейронная сеть переобучается на некоторых ситуациях, либо её обобщающей способности недостаточно для определения политики агента во всех разнообразных ситуациях; необходима дальнейшая настройка системы вознаграждений и определение оптимальных значений гиперпараметров.

Заключение

В статье рассмотрен процесс разработки системы управления группой РТК на основе обучения с подкреплением, который является весьма трудоёмкой задачей.

Основные преимущества систем управления на основе RL заключаются в том, что они могут быть свободными от моделей т.е, не требуют знания динамической модели управляемого объекта и явного программирования всеобъемлющих правил, могут работать с произвольно абстрагированными управляющими входами, многомерными пространствами состояний.

На основе анализа полученных результатов были определены направления дальнейших исследований для улучшения разработанной системы, а именно, - для повышения процента успеха в достижении заданной цели. Определена необходимость экспериментов со структурой нейронной сети; различными функциями вознаграждений и гиперпараметрами алгоритмов обучения.

Список литературы

- [Цариченко и др., 2019] Цариченко С.Г., Постников Е.В., Пантелеев М.Г. Концепция виртуального полигона нового поколения для отработки программного обеспечения автономных робототехнических комплексов на основе мультиагентных технологий // Робототехника и техническая кибернетика. 2019.
- [Верба и др., 2016] Верба В.С., Татарский Б.Г. Комплексы с беспилотными летательными аппаратами // монография. 2016.
- [DARPA 2016] DARPA's OFFensive Swarm-Enabled Tactics (OFFSET) program // URL: Swarm Tactics Tools & Technologies for DARPA's OFFSET Program
- [OpenAI 2019] OpenAI, Dota 2 with Large Scale Deep Reinforcement Learning. 2019.
- [Huang и др., 2020] Yu Huang, Yue Chen. Autonomous Driving with Deep Learning: A Survey of State-of-Art Technologies // arXiv.org. 2020.
- [Sutton и др. 2018] Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction // MIT press. 2018.
- [Andrychowicz и др., 2017] Andrychowicz M. et al. Hindsight experience replay // arXiv. 2017.
- [Dayana и др., 2008] Dayana P., Niv Y. — Reinforcement learning: The Good, The Bad and The Ugly, 2008
- [Mnih и др., 2016] Mnih, Volodymyr, Adria Puigdomenech Badia, Mehdi Mirza, Alex Graves, Timothy Lillicrap, Tim Harley, David Silver, and Koray Kavukcuoglu. Asynchronous methods for deep reinforcement learning // International conference on machine learning. 2016.
- [Schulman и др., 2017] Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., and Klimov, O., Proximal Policy Optimization Algorithms // ArXiv. 2017.
- [Lillicrap и др., 2019] Lillicrap, T. P., Hunt, J. J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., et al. Continuous Control with Deep Reinforcement Learning // ArXiv. 2019.
- [Haarnoja и др., 2017] Haarnoja, T., Zhou, A., Abbeel, P., and Levine, S., Soft Actor-Critic: Off-Policy Maximum Entropy Deep Reinforcement Learning with a Stochastic Actor // ArXiv. 2017.

Расширенные тезисы

ПРИОРИТЕТНЫЙ АЛГОРИТМ SIPP ДЛЯ ПОИСКА ПУТЕЙ ДЛЯ ГРУПП АГЕНТОВ С КИНЕМАТИЧЕСКИМИ ОГРАНИЧЕНИЯМИ

З.А. Али (*ali.za@phystech.edu*)

Московский Физико-Технический Институт, Москва

Аннотация. Поиск путей для групп агентов (Multi-Agent Path Finding MAPF) — это известная проблема в робототехнике и искусственном интеллекте, в которой необходимо найти набор путей без столкновений для группы агентов (например, роботов), функционирующих в общей рабочей области. В силу своей важности проблема хорошо изучена и известно множество оптимальных, и приближенных алгоритмов. Однако многие из них абстрагируются от кинематических ограничений и предполагают, что агенты могут мгновенно ускоряться/замедляться. Это усложняет применение алгоритмов на реальных роботах. В этой работе представлен метод, который в определенной степени решает эту проблему. Предлагаемый метод, представляет собой приоритизированный планировщик основанный на известном алгоритме безопасно-интервального планирования (Safe Interval Path Planning SIPP). В рамках SIPP было добавлено четкое рассуждение о скорости и ускорении, поэтому построены планы напрямую учитывают кинематические ограничения агентов. Предлагается ряд эвристических функций и проводится эмпирическая оценка предложенного алгоритма. Результаты свидетельствуют о перспективности предлагаемого подхода при решении ряда практически значимых задач.¹

Ключевые слова: мультиагентный поиск путей, робототехника, искусственный интеллект, эвристический поиск, безопасно-интервальное планирование

Введение

Проблема поиска совокупности неконфликтных траекторий имеет большое значение в робототехнике, потому что роботам нужно решать эту проблему в каждый момент, когда им нужно двигаться в окружающей среде. Однако при попытке применить теоретические решения в реальной жизни возникает ряд проблем из-за множества допущений, принятых при их решении. В этой работе были максимально учтены характеристики агента (робота). В частности, учитываются максимальная скорость и максимальное ускорение робота.

¹ Эта статья была принята в ICR 2021 [Ali et al, 2021].

1 Постановка задачи

Проблему можно рассматривать следующим образом: Задан граф $G(V, E)$ и агенты $1, 2, \dots, k$. Каждый агент имеет начальное состояние s_{init} и целевое состояние s_{goal} . Задача состоит в том, чтобы найти набор путей, которые ведут каждого агента от его s_{init} к его s_{goal} без какого-либо столкновения между любыми двумя агентами. Состояние состоит из положения на графе p , ориентации o и скорости v . Путь — это последовательность состояний, в которых агент может переходить из каждого состояния пути в следующее состояние. Агент считается способным перейти из текущего состояния $a(p_a, o_a, v_a)$ в состояние $b(p_b, o_b, v_b)$, если выполняются следующие условия: 1. v_b не превышает максимальной скорости агента v_{max} . 2. p_b связан с p_a на графе G . 3. Агент может прибыть в p_b со скоростью v_b , проходя точно расстояние от p_a до p_b и не превышая максимального ускорения или замедления агента a_{max} . 4. o_b должно быть равно o_a если v_a не равно нулю, в противном случае робот может развернуться на месте, и в этом случае p_a должно быть равно p_b .

2 Метод решения

Предлагается модифицированная версия алгоритма Prioritized SIPP, где SIPP [Philips et al, 2011] является оптимизированной версией известного алгоритма A^* во временно-пространственном пространстве. SIPP — это планировщик, используемый для поиска пути одного агента, и алгоритм Prioritized SIPP запускает единый планировщик SIPP последовательно для каждого агента (в соответствии с некоторым порядком) с учетом путей предыдущих агентов. В SIPP они не учитываются третье условие (выше), и поэтому максимальное ускорение не принимается во внимание. В предложенной модификации текущая скорость агента была явно добавлена к состоянию агента в пространстве поиска. В частности, используя фиксированный шаг stp , максимальная скорость дискретизируется до набора скоростей $Vel = \left\{0, stp, 2stp, \dots, \frac{v_{max}}{stp} * stp\right\}$, а затем агент вынужден принимать одну из этих скоростей в каждом состоянии на своем пути. Затем были изменены все переходы между состояниями, чтобы учесть максимальное ускорение. Кроме того, в соответствии с этой модификацией были адаптированы старые эвристические функции для работы с новой версией.

3 Результаты экспериментальных исследований

Три различных набора тестов были проведены для оценки алгоритма. Были использованы три разные карты и две разные максимальные скорости

и ускорения. Все карты были созданы в виде схематических складов с размерами 24x46, 46x142 и 66x352 метра с различным количеством и размерами препятствий прямоугольной формы. Использовались максимальные скорости и ускорения $\{1.5\frac{m}{c}, 3\frac{m}{c^2}\}$ и $\{1\frac{m}{c}, 2\frac{m}{c^2}\}$. Начальная и конечная точки были сгенерированы случайным образом. Каждый тест повторялся 50 раз со случайными различными порядками для агентов. Результаты показывают, что использование предложенного алгоритма увеличивает время выполнения и стоимость по сравнению с исходным алгоритмом. Однако алгоритм устраняет неточности, возникающие при применении алгоритма в реальной жизни например, на роботах. Интуитивно можно отметить, что с небольшими шагами дискретизации алгоритм работает медленнее, но дает меньшие затраты т.е. более короткие пути, а с большими шагами – наоборот. Однако выбор средних шагов может дать разумные результаты как по времени выполнения, так и по длине найденных путей.

Список литературы

- [Ali et al, 2021] Ali, Z.A., Yakovlev, K. Prioritized SIPP for Multi-agent Path Finding with Kinematic Constraints. // In International Conference on Interactive Collaborative Robotics, pp. 1-13. Springer, Cham, 2021.
- [Phillips et al, 2011] Phillips, M., Likhachev, M.: Sipp: Safe interval path planning for dynamic environments. // IEEE International Conference on Robotics and Automation. pp. 5628–5635. IEEE (2011)

УДК 004.93'12

СЕМАНТИЧЕСКАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С КАМЕР БЕСПИЛОТНЫХ АВТОМОБИЛЕЙ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

М.О. Доброхвалов (*modobrokhvalov@gmail.com*)

А.Ю. Филатов (*ant.filatov@gmail.com*)

Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ», Санкт-Петербург

Аннотация. Семантическая сегментация - ключевая для понимания окружающих сцен технология автономных транспортных средств. В данной работе предлагается модификация существующей нейронной сети с использованием блоков, предложенных в других исследованиях. Скорость работы предложенной модификации превышает скорость работы рассмотренных аналогов.

Ключевые слова: семантическая сегментация, нейронная сеть, архитектура сети.

Введение

В современном мире значительное внимание уделяется области автоматизации управления транспортными средствами. Для взаимодействия с окружающей средой автономным транспортным средствам нужна информация с различных датчиков, таких как камера и др. В данных, полученных с обычной камеры, сложно выделить классы объектов. Обработка данных должна происходить в реальном времени (не менее 30 кадров в секунду). Таким образом, решаемой задачей является семантическая сегментация изображений в реальном времени. В настоящее время для решения данной задачи используются нейронных сетей.

В работе будут рассмотрены одни из лучших решений задачи семантической сегментации изображений в реальном времени с использованием нейронных сетей. После этого будет предложена модификация, построенная на основе нескольких работ и описана скорость работы предложенной модификации.

1 Существующие работы

Существует множество разных реализаций нейронных сетей, решающих задачу семантической сегментации. Данная работа основана на одних из лучших работ (по метрике среднее пересечение над объединением на момент написания статьи).

Первая работа [Hong et al., 2021] описывает двухветвевую архитектуру сети DDRNet, в которой одна ветвь выделяет контекстную информацию, а другая – пространственную.

В работе [Gao S. et al. 2019] рассматривается модуль Res2Net, который может использоваться в различных архитектурах нейронных сетей. В данном модуле разбиения обрабатываются в многомасштабном режиме, что способствует извлечению как глобальной, так и локальной информации.

Работа [Chao P. et al., 2019] предлагает новую архитектуру блока, называемого HarDBlock. Идея в том, что слой k соединен со слоем $k - 2^n$, если 2^n делит k , где n - неотрицательное целое число и $k - 2^n \geq 0$; в частности, слой 0 является входным слоем.

2 Модификация и первичные оценки

Идея работы заключается в том, что использование двухветвевой архитектуры DDRNet с замещением основных блоков этой сети на блоки HarDBlock, а также использование блока Res2Net в качестве бутылочного горлышка, позволит увеличить значение метрики “среднее пересечение над объединением”.

Использование двухветвевой архитектуры предполагает выделение контекстной и пространственной информации, которые являются представлением информации разных уровней. Это позволяет получать большее представление как об общей картине, так и о точных границах, при слиянии информации двух данных представлений. Что касается использования блока HarDBlock, то его архитектура позволяет учитывать каждый слой свертки внутри блока [Fan et al. 2021], а не только последний, что является важным в задаче сегментации. Использование блока Res2Net позволяет использовать преимущества блока бутылочного горлышка, при этом дополняя стандартную архитектуру локальной многомасштабной обработкой.

В работе [Fan et al. 2021] представлена модификация процесса обучения нейронной сети. Генерируется бинарная достоверная информация (ground-truth) из семантической сегментации. Данная информация используется для определения точных границ при вычислении функции потерь для последующей корректировки границ классов. Использование описанной модификации обучения также предполагает улучшение метрики среднее пересечение над объединением.

Обучение производится на датасете Cityscapes. В качестве оптимизатора используется стохастический градиентный спуск (SGD) с импульсом (momentum) 0.9, сокращением весов (weight decay) $5e-4$. Также выбрана полиномиальное планирование скорости обучения (learning rate) со степенью 0.9.

Другой важной метрикой является количество кадров в секунду. Все измерения проводились на видеокарте NVIDIA GeForce GTX 1050Ti Mobile. Оригинальная сеть DDRNet показывала 8.69 FPS, HarDNet68 - 7.57 FPS предлагаемая модификация - 10.70 FPS. Как можно заметить, предложенная модификация показала более быструю работу, чем аналоги, на основе которых строится изучаемая модель. Измерение скорости производилось на необученных сетях.

Заключение

В рамках работы была предложена модификация архитектуры сети DDRNet с использованием блоков HarDBlock и Res2Net. Также предложено при обучении использовать модификацию функции потерь. На видеокарте 1050Ti модификация показала более быструю работу, чем аналоги, на основе которых строится изучаемая модель. В качестве дальнейшего развития работы планируется произвести обучение модели, выявить влияние каждого блока. Также планируется выполнить сравнение предложенной модификации с оригинальными моделями по точности (метрика среднее пересечение над объединением).

Список литературы

- [Chao et al., 2019] Chao P. et al. Hardnet: A low memory traffic network //Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. – 2019. – С. 3552-3561.
- [Fan et al. 2021] Fan M. et al. Rethinking BiSeNet For Real-time Semantic Segmentation //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2021. – С. 9716-9725.
- [Gao et al. 2019] Gao S. et al. Res2net: A new multi-scale backbone architecture //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2019.
- [Hong et al. 2021] Hong Y. et al. Deep dual-resolution networks for real-time and accurate semantic segmentation of road scenes //arXiv preprint arXiv:2101.06085. – 2021.

УДК 681.51

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБУЧАЕМОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ШАГАЮЩЕГО РОБОТА

Д.А. Добрынин (*rabota51@mail.ru*)Федеральный исследовательский центр «Информатика и
управление» РАН, Москва

Аннотация. В статье рассматривается обучаемая система управления четырехногого робота с 12 степенями свободы. Система управления состоит из обучающей части, построенной с использованием математических методов обратной кинематики, и интеллектуальной обучающей ДСМ системы. Обучающая часть системы использует виртуальную модель четырехногого робота для синтеза движений и работает в режиме симуляции. В статье рассмотрены варианты статической и динамической устойчивости робота. Приведены расчетные параметры диагональной походки четырехногого робота. Англоязычный вариант работы опубликован ранее.¹

Ключевые слова: интеллектуальная система, шагающий робот, система управления.

Введение

Одной из главных причин активного интереса к разработкам в области шагающих роботов является преодоление недостаточной подвижности колесных транспортных средств на неровной местности. Для управления шагающими роботами используются различные методы [Hirose, 1986], [Jindrich, 2005], [Li, 2017]. Работы [Beranek, 2016], [Jatsun, 2016] посвящены вопросам управления шагающими системами во время реализации разных походок. В данной работе используется интеллектуальная обучаемая система управления, построенная с использованием динамического ДСМ метода [Dobrynin, 2006], [Finn, 2009].

¹ Dobrynin D. (2021) Simulation of Trainable Control System for Quadruped Robot. In: Ronzhin A., Shishlakov V. (eds) Electromechanics and Robotics. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 232. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-2814-6_14

Обучаемая система управления шагающим роботом

В данной статье представлена обучаемая система управления четырехногим шагающим роботом, модель которого представлена на рис. 1а. Обучающая часть системы построена с использованием математических методов обратной кинематики. Она использует уравнения динамики для решения задач генерации траекторий ног робота (рис. 1б). Скорость расчета параметров движения низкая, поэтому обучающая часть работает в режиме симуляции и управляет виртуальным роботом. Рассчитанные параметры движения используются для обучения интеллектуальной ДСМ системы.

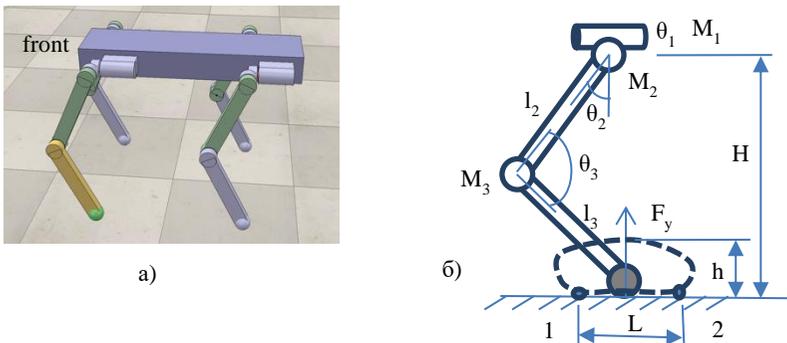


Рис. 1 а) модель робота, б) модель ноги.

Обучаемая ДСМ система содержит блоки анализа сил реакции опоры, анализа устойчивости, блок формирования траекторий ног робота. Режимы работы всей системы задает генератор фаз, который определяет последовательность перемещения ног робота. Для аппроксимации зависимости изменения углов в ДСМ системе используются кубические сплайны

Обученная ДСМ система может управлять роботом в реальном времени благодаря высокому быстродействию [Dobrynin, 2006]. Моделирование системы управления показало высокую скорость обучения такой системы.

Походка четырехногого робота животного типа содержит зоны неустойчивости. В статическом режиме робот устойчив, если опирается на все четыре ноги. При диагональной походке такой робот должен быстро проходить зоны неустойчивости, чтобы сохранить равновесие. В работе рассматривается вариант диагональной походки робота, определяются условия устойчивости робота.

Моделирование зависимостей углов приводов от времени в течении шага (рис. 2а) показывает, что в опорной фазе может быть достигнута высокая

точность аппроксимации исходной траектории ноги. Высокая скорость перемещения приводов требуется в фазе переноса ноги (рис. 2б). В опорной фазе скорость перемещения приводов существенно меньше.

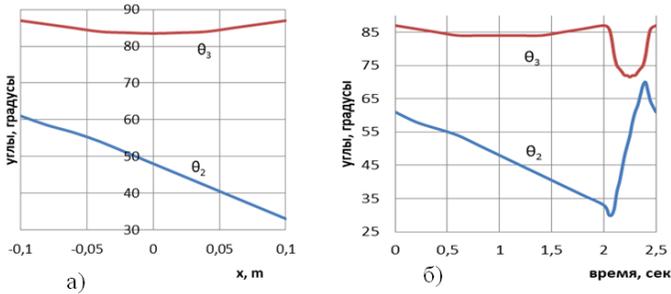


Рис. 2 а) Зависимость углов приводов от положения точки контакта, б) зависимость углов от времени при выполнении шага.

Список литературы

- [Hirose, 1986] S. Hirose, H. Kikuchi and Y. Umetani, Standard circular gait of a quadruped walking vehi-cle, *Advanced Robotics*. 2(1986) 143-164.
- [Jindrich, 2005] D. L. Jindrich, R. J. Full, Many-legged maneuver-ability: Dynamics of turning in hexa-pods, *The Journal of Experimental Biology*. 202(2005), 1603-1623.
- [Li, 2017] Li, Kunquan & Wen, Rui. (2017). Robust Control of a Walking Robot System and Con-troller Design. *Procedia Engineering*. 174. 947-955. 10.1016/j.proeng.2017.01.246.
- [Miller, 1989] W.T. Miller, Real-time application of neural networks for sensor-based control of robots with vision, *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*. (1989), 825-831.
- [Beranek, 2016] Beranek R., Ahmadi M.A. Learning behavior based controller formaintaining balance in robotic locomotion // *Intell. Robot. Syst*. 2016. vol. 82. pp. 189–205.
- [Jatsun, 2016] Jatsun S.F. et al. Control the movement of the exoskeleton of lower limbs when walking.// *Yugo-Zapadnyy universitet: monographiya*. Kursk. 2016. 185 p.
- [Dobrynin, 2006] Dobrynin D. A. Dynamic JSM-method in the problem of intelligent robot control.//Tenth national conference on artificial intelligence CII-2006, September 25-28, 2006, Obninsk, Proceedings of the conference, M: Fizmatlit 2006, vol. 2.
- [Finn, 1991] Finn V. K. Plausible reasoning in JSM type intelligent systems //Results of science and technology. Ser. "Informatics". Vol. 15. - M.: VINITI, 1991.
- [Finn, 2009] Automatic generation of hypotheses in intelligent systems/ed. by V. K. Finn. - Moscow: Book house "LIBROKOM", 2009. - 528s

УДК 004.8

КИНОДИНАМИЧЕСКОЕ ПЛАНИРОВАНИЕ ТРАЕКТОРИИ В СРЕДЕ С ДВИЖУЩИМИСЯ ПРЕПЯТСТВИЯМИ: ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

К.С. Яковлев (*yakovlev@isa.ru*)^{1,2}А.А. Андрейчук (*andreychuk@mail.com*)²Ю.С. Белинская (*belinskaya.us@gmail.com*)¹Д.А. Макаров (*makarov@isa.ru*)¹¹ Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, Москва² Институт искусственного интеллекта AIRI, Москва

Аннотация. Планирование траектории для неголономных робототехнических систем в среде с динамическими препятствиями – нетривиальная задача, для которой отсутствует универсальное решение. В работе предлагается сведение этой задачи к поиску пути на графе кинодинамических примитивов движения, которые предварительно строятся методом накрытий. Для учета темпоральной компоненты при планировании предлагается использование подхода безопасно-интервального планирования¹.

Ключевые слова: планирование траектории, эвристический поиск, управление, метод накрытий, примитивы движения.

Введение

Зачастую в искусственном интеллекте и робототехнике задача планирования траектории рассматривается как задача поиска пути на графе, вершинам которого соответствуют допустимые состояния мобильного робота, ребрам – элементарные траектории (например, отрезки). Для вдоль такой траектории обычно применяются методы теории автоматического управления (например, управление с прогнозирующими моделями, MPC). Зачастую для неголономных роботов итоговые траектории существенно отличаются от первоначально спланированных. В случае, когда в среде имеются препятствия, в том числе – движущиеся, это повышает риск столкновений. Для снижения этого риска в данной работе предлагается

¹ Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ, проект № 20-57-00011.

использовать следующий подход. До начала планирования строится база кинодинамических примитивов движения, т.е. коротких по продолжительности траекторий движения, учитывающих кинематические и динамические ограничения робота. Затем осуществляется эвристический поиск пути на графе, индуцируемом примитивами. Затем осуществляется следование по построенной траектории. Как показывают результаты проведенного экспериментального исследования (численного моделирования), отклонение робота от траектории при таком подходе не превышает 11 см., что существенно снижает риск столкновений.

1 Постановка задачи

Рассмотрим робота с дифференциальным приводом. Состояние робота в любой момент времени задается тройкой $s(t)=(x, y, \theta)$, где x, y – координаты центра масс, θ – угол поворота. Управление задается двойкой $u(t)=(v, \omega)$: линейная и угловая скорость (векторные величины). Обозначим через $Sobs(t)$ конфликтное множество состояний в момент t , т.е. при $s(t) \in Sobs(t)$ робот сталкивается с динамическим или статическим препятствием. Пусть заданы начальное и целевое состояния: $start, goal \notin Sobs(t)$. Задача состоит в отыскании управления $u(t)$, такого что результирующая траектория системы из $start$ в $goal$ лежит вне $Sobs(t)$ для любого t .

2 Метод решения

Предлагаемый метод состоит из 3 фаз: построение примитивов движения, поиск пути на решетке примитивов, следование по траектории.

Задача построения отдельного примитива движения является задачей с двумя граничными условиями, т.е. нужно построить $u(t)$, переводящее систему из одного заданного состояния в другое. Для решения этой задачи используется метод накрытий [Белинская и др, 2014], разработанный для плоских динамических систем (система, описывающая движения робота с дифференциальным приводом, является плоской [Tang, 2009]) и сводит исходную задачу к двум связанным задачам Коши, для которых достаточно просто получить решение.

После построения заданного числа примитивов (в работе строится 96 примитивов движения и 56 примитивов вращения на месте), осуществляется поиск пути на графе, состоящем из этих примитивов. На этом этапе происходит учет статических и динамических препятствий. Для учета последних для каждой вершины графа рассчитывается безопасный интервал, т.е. временной интервал в течение которого робот может находиться в этой вершине без столкновений: $[t1, t2]$. Затем осуществляется эвристический поиск в пространстве $(k, [t1, t2])$, где k – это вершина графа,

с помощью алгоритма SIPP [Яковлев, 2020]. Результатом является исполнимая и неконфликтная траектория.

Следование по построенной траектории осуществляется с помощью комбинированного закона управления. Для примитивов поворота на месте и движения используются различные контроллеры, переключение между которыми осуществляется по времени. Необходимость использования различных контроллеров обусловлена тем фактом, что при $v=0$ система не является плоской.

3 Результаты экспериментальных исследований

Исследование проводилось на двух типах карт размера 64x64 м: пустой и карте комнат, соединенных узкими проходами. Число динамических препятствий варьировалось от 100 до 250. Они двигались по случайным траекториям с фиксированными скоростями. Старт и финиш всегда располагались в противоположных частях карты.

Среднее время работы планировщика варьировалось от 0.15 до 3.3 с (в зависимости от типа карты и числа движущихся препятствий). Предсказуемо наиболее простой конфигурацией для планировщика была пустая карта с малым числом динамических препятствий.

После построения расчетных траекторий осуществлялось следование по ним с замером среднеквадратичного отклонения. В среднем оно составило 1 см (при максимуме в 11 см). Таким образом, роботу удавалось проследовать по траектории практически без отклонений.

Заключение

Предложенный подход представляется перспективным для внедрения в системы управления колесными роботами с дифференциальным приводом, т.к. обеспечивает высокую скорость планирования и точность следования по построенной траектории.

Список литературы

- [Белинская и др, 2014] Белинская Ю.С., Четвериков В.Н. Метод накрытий для терминального управления с учетом ограничений. // Дифференциальные уравнения. 2014. Т. 50, № 12. С. 1629 - 1639.
- [Яковлев, 2020] Яковлев К.С. AA-SIPP: Алгоритм планирования в среде с динамическими препятствиями // Искусственный интеллект и принятие решений, 1, 2020. С. 80-82.
- [Tang, 2009] Tang C. Differentially Flatness-based Kinematic and Dynamic Control of a Differentially Driven Wheeled Mobile Robot // Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics.

ЛОКАЛЬНОЕ ПЛАНИРОВАНИЕ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В СРЕДЕ С ДИНАМИЧЕСКИМИ ПРЕПЯТСТВИЯМИ: ПРЕДВАРИТЕЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ

Б. Ангуло (*brian.angulo@phystech.edu*)

Московский физико-технический институт, Москва

Аннотация. Локальное планирование траектории для автомобилей в среде со статическими и динамическими препятствиями до сих пор остается нетривиальной задачей. С одной стороны при планировании необходимо обеспечивать учет динамики автомобиля, что сама по себе уже является трудоемкой задачей, а с другой стороны необходимо избежать столкновения автомобиля со статическими и динамическими препятствиями. Для решения данной задачи в работе предлагается использовать метод на основе обучения с подкреплением.

Ключевые слова: планирование траектории, обучение с подкреплением, объезд препятствий, автономные автомобили.

Введение

Кинодинамическое планирование движения в среде с динамическими препятствиями широко применяется в системах автономных автомобилей. Учет динамику автомобиля при планировании является нетривиальной задачей. Однако, динамические препятствия накладывают еще больше ограничений на задачу локального планирования из-за непредсказуемых будущих их траекторий движений.

Существуют два общих подхода к кинодинамическому планированию: методы планирования на основе примитивов движения [Likhachev, M. 2009] и на основе сэмплинга [Karaman, S. 2010]. Данные методы растут некоторое дерево, где от родителя строятся динамически выполнимые траектории, которые затем проверяются на столкновение и добавляются в дерево только те траектории, которые свободны от столкновения. В отличие от этих методов, методы на основе обучения с подкреплением в используют сенсорную информацию автомобиля, позволяющую агенту напрямую избежать столкновения [Faust, A. 2018]. Это в свою очередь позволяет строить более безопасные и приближенные к реальности траектории. Предварительные результаты показывают превосходство данного метода перед классическим методом (ExpStab) [Astolfi, A. 1999].

1 Постановка задачи

В качестве упрощенной модели рассмотрим велосипедную модель автомобиля. Состояние автомобиля в каждый момент времени определяется тройкой $s(t) = (x, y, \theta)$, где x, y – координаты передней оси колес автомобиля, θ – угол поворота главной оси автомобиля. Управление задается двойкой $u(t) = (v, \gamma)$: линейная скорость и угол поворота колес автомобиля. Обозначим через $X_{free}(t)$ свободное множество состояний в момент t , а через $D_{obs}(t)$ – множество динамических препятствий. Пусть даны два состояния: начальное $start$ и конечное $goal$. Требуется найти управления $u(t)$ для перехода из $start$ в $goal$ так, что каждое промежуточное состояние $s(t) \in X_{free}(t)$ и $s(t) \notin D_{obs}(t)$, т.е. состояние автомобиля должно принадлежать свободному пространству, а также, избежать столкновения с динамическими препятствиями.

2 Метод решения

Предлагаемый метод состоит в применении метода обучения с подкреплением для генерации управлений автомобиля. Агент обучается предсказывать действия $a(t)$ на основе его наблюдения $o(t)$, которое включает в себя сенсорную информацию автомобиля. На каждом временном шаге обучения агент получает наблюдение $o(t)$, затем выполняет действие $a(t)$ и получает некоторую награду $r(t)$.

Конфигурационное пространство агента $S = (x, y, \theta, v, \gamma)$ – это набор всевозможных его состояний. В качестве наблюдения агента $o(t)$ используется кортеж, состоящий из элементов из конфигурационного пространства $o(t) = (\Delta x, \Delta y, \Delta \theta, \Delta v, \Delta \gamma, \vartheta, u, \gamma)$ вместе с показателями псевдолидара, которые излучаются из передней оси автомобиля и покрывают 180° относительно его главной оси с шагом 10° . Символ Δ обозначает разность между значением соответствующего параметра в конечном состоянии и параметра в текущем состоянии.

Действия агента описываются двойкой $a(t) = (a, \omega)$, где a – линейное ускорение автомобиля, ω – угловая скорость. Управление автомобилем $u(t)$ можем получить от действий нашего агента $a(t)$ с помощью следующих преобразований: $v = v_0 + a \cdot t, \gamma = \gamma_0 + \omega \cdot t$.

Награда $r = (r_{goal}, r_{timeStep}, r_{backward}, r_{field}, r_{collision})$ состоит из следующих слагаемых, где r_{goal} – награда за достижение цели, $r_{timeStep}$ – штраф за каждый шаг обучения, $r_{backward}$ – штраф за движение задним ходом, r_{field} – плотная награда за приближение к цели, $r_{collision}$ – штраф за столкновение с препятствием.

Предлагаемый подход состоит из трех этапов обучения агента с возрастающей сложностью (curriculum learning): обучение агента в среде без

препятствий, в среде со статическими препятствиями, и в среде со статическими и динамическими препятствиями. На каждом этапе создаются обучающая и валидационная выборки в рассматриваемой среде. Каждая выборка состоит из сгенерированных случайных заданий, где каждое задание представляет с собой кортеж из двух элементов из конфигурационного пространства *start* и *goal*. Переход на следующий этап обучения определяется 90% порогом успешности на валидационной выборке.

Итак, агент генерирует последовательность действий $(a(t), \dots, a(t + T))$ для перехода автомобиля из одного состояния в другое, обеспечивая кинодинамическую выполнимость траектории и избежание столкновения со статическими и динамическими препятствиями.

3 Результаты экспериментальных исследований

Исследование проводилось на основе алгоритма сэмплирования RRT как и в предлагаемом методе [Chiang, H. 2019], где в качестве алгоритма локального планирования был взят наш обучаемый алгоритм. Эксперименты проводились на двух картах парковки размера 60x100 м. Были определены десять заданий разной сложности, где начальных состояний всего десять и одно конечное состояние. Применение нашего агента в среднем уменьшает время достижения цели автомобиля примерно в 30% по сравнению с классическим методом (ExpStab).

Список литературы

- [Likhachev, M. 2009] Planning long dynamically feasible maneuvers for autonomous vehicles. The International Journal of Robotics Research, (2009): 933-945.
- [Karaman, S. 2010] Optimal kinodynamic motion planning using incremental sampling-based methods. IEEE Conference on Decision and Control, (2010): 7681-7687.
- [Astolfi, A. 1999] Exponential Stabilization of a Wheeled Mobile Robot Via Discontinuous Control, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 121(1): 121–126.
- [Faust, A. 2018] PRM-RL: PRM-RL: Long-range Robotic Navigation Tasks by Combining Reinforcement Learning and Sampling-Based Planning. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2018: 5113-5120.
- [Chiang, H. 2019] RL-RRT: Kinodynamic motion planning via learning reachability estimators from RL policies. IEEE Robotics and Automation Letters (2019): 4298-4305.

УДК 629.7.08

ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ О НЕЗАПЛАНИРОВАННОЙ ПОСАДКЕ БЛА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ ¹

Ким Н.В., проф., канд. тех. наук
 Бодунков Н.Е., канд. тех. наук
 Московский авиационный институт (национальный
 исследовательский университет), Москва

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, анализ ситуаций, модель описания среды, критерий Гурвица

Введение

При автономном управлении беспилотными летательными аппаратами (БЛА) в составе бортовых программно-алгоритмических средств необходимо иметь алгоритмы, обеспечивающие принятие решений в условиях неопределенности. Факторами неопределенности могут быть: трудно прогнозируемые погодные условия, геометрическая и опорная проходимость поверхности, на которую планируется совершить посадку и др. Принятие решений в подобных задачах, например, решений: «совершить посадку» или «продолжить полет» предлагается реализовать в рамках методов «Игры с Природой» на базе критерия Гурвица. При этом решение должно учитывать различные варианты развития событий в соответствии с неопределенностью текущей ситуации, стратегий Природы и Стратегий БЛА.

1 Методика

В общем случае модель ситуации, позволяющая сформировать наборы Стратегий Природы и БЛА, представляет из себя совокупность трех моделей:

$$M = \langle O, Env, Task \rangle,$$

где O – модель БЛА, Env – модель окружающей среды, $Task$ – модель целевой задачи.

Анализ ситуации (ситуационный анализ) [Endsley, 2003, p.312], [Kim, 2015, p.2015] направлен на формирование описаний ситуаций,

¹ Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-08-00613 А.

обеспечивающих углубленное понимание взаимодействия факторов, существенных для решения поставленных целевых задач (ЦЗ). В процессе анализа проводится классификация текущих и прогнозируемых ситуаций, позволяющая выбрать наиболее эффективные управляющие действия с учетом решаемых ЦЗ.

По критерию Гурвица наилучшей является стратегия, для которой величина критерия S будет наибольшей

$$S = \max_i [(1 - a) \max_j \alpha_{ij} + a \min_j \alpha_{ij}]$$

где a – степень (коэффициент) оптимизма, α_{ij} – выигрыш при реализации БЛА i -й стратегии и j -й стратегии противником (природой).

Выбор коэффициента a представляет собой задачу, которая во многих случаях решается субъективно, что сложно реализовать в условиях автономного полета. В рамках решаемой задачи (принятие решения о посадке или продолжении полета) степень пессимизма a определяет «ожидания аварии» при посадке БЛА. Чем больше значение a , тем меньше ожидаемая вероятность безопасной посадки и меньше значение возможного выигрыша. При повышении оптимизма и стремлении a к нулю ожидаемый выигрыш возрастает, и стратегия посадки P1 становится более конкурентноспособной.

Назначение коэффициента a может производиться различными методами. Наиболее корректный, но сложный подход базируется на технологии анализа ситуаций, подразумевающий построение моделей текущей и прогнозируемых ситуаций. Уточнение параметров модели среды, в т.ч. подстилающей поверхности, позволяет оценивать вероятность безопасной посадки с большей достоверностью и, соответственно, принимать более эффективные решения по управлению БЛА. В более простых вариантах значение коэффициента a может определяться, например, с учетом стоимости БЛА по задаваемой зависимости $a(C)$, где C – стоимость БЛА.

Для принятия решения по критерию Гурвица используется матрица выигрыша от выбора той или иной стратегии α_{ij} . В случае задачи посадки выигрыш соответствует безопасности посадки в данных условиях (стратегия P1) или безопасности продолжения полета (стратегия P2). Пусть безопасность будет определяться коэффициентом в диапазоне 0 – 10. При $\alpha_{ij} = 0$ БЛА будет точно потерян. При $\alpha_{ij} = 10$ БЛА гарантированно безопасно сядет или продолжит полет.

2 Обсуждения

Модельные эксперименты, проведенные для 4-х Стратегий Природы и 2-х Стратегиях БЛА («Посадка» и «Продолжение полета»), показали существенное повышение безопасности БЛА при использовании предлагаемого подхода.

В случае полной определенности условий выбирается конкретная строка матрицы выигрыша. А критерий Гурвица вырождается в выбор варианта с максимальным значением коэффициента безопасности.

Понятия «плохих», «хороших» погодных условий или поверхности – нечеткие (мягкие). Тогда необходимо рассматривать распределение достоверностей стратегий природы P_{Envj} . В случае присутствия неопределенности в описании условий, коэффициенты выигрыша должны быть пересчитаны:

$$\widetilde{\alpha}_{i,j} = P_{Envj} * \alpha_{i,j}$$

В случае полного отсутствия информации варианты условий будут равновероятны. Например, для четырех вариантов – $P_{Envj} = \frac{1}{4}$. Таким образом, при полной неопределенности ситуации решение связано непосредственно с коэффициентом оптимизма.

Неопределенность в описании условий наблюдения может динамически меняться. Так, например, можно уточнить параметры среды (погодных условий или поверхности посадочной площадки). Соответственно будет изменяться и распределение потерь, а в итоге и принимаемое решение.

Выводы

Таким образом, при принятии решений о посадке БЛА или продолжении полета в реализуемых бортовых алгоритмах необходимо предусматривать возможные стратегии природы, состояние БЛА и ожидаемые исходы, учитываемые коэффициента оптимизма в используемом критерии Гурвица.

Предложен метод выбора коэффициента оптимизма, а также показано его влияние на принимаемое решение при различных уровнях неопределенности стратегии природы.

Список литературы

- [Tulum K. 2009] Tulum K. Situation aware UAV mission route planning / Tulum K., Durak U. and Ider S. Paper // IEEE Aerospace Conference Proceedings, doi:10.1109/AERO.2009.4839602, 2009.
- [Tan L. 2019] Tan L., Wu J, Yang X and Song S. Research on optimal landing trajectory planning method between an UAV and a moving vessel // Applied Sciences (Switzerland) 2019 9(18).

- [Endsley M 2003] Endsley M., Bolte B. and Jones D. Designing for Situation Awareness: An Approach to User-Centered Design. New York: Taylor & Franciss p. 312.
- [Kim N. 2015] Kim N. and Bodunkov N. Adaptive surveillance algorithms based on the situation analysis // Computer Vision in Control Systems - 2 eds. M Favorskaya, L Jain (New-York:Springer) chapter 7 pp. 169-200.
- [Kim N. 2018] Kim N, Bodunkov N, Mikhailov N. Automatic decision-making by the on-board system of an unmanned aerial vehicle during the traffic monitoring // Aerospace MAI Journal, 25, pp. 99-108
- [Mutzenich C. 2021] Mutzenich C., Durant S., Helman S. and Dalton P. Updating our understanding of situation awareness in relation to remote operators of autonomous vehicles // Cognitive Research: Principles and Implications, vol. 6, no. 1.
- [Gaeta A. 2021] Gaeta A., Loia V. and Orciuoli F. A comprehensive model and computational methods to improve situation awareness in intelligence scenarios // Applied Intelligence, 51(9), 6585-6608. doi:10.1007/s10489-021-02673-z
- [Bodunkov N.E. 2018] Semantic descriptions in the problem of autonomous landing of an unmanned aerial vehicle // Tekh. Zrenie, no. 1 (12), pp. 21–25.
- [Ким Н.В. 2020] Ким Н.В., Носков В.П., Рубцов И.В. и Аникин В.А. Автоматизация посадки беспилотного вертолета на необорудованную площадку // Известия ЮФУ. Технические науки №1, стр.17-25.

УДК 629.7.08

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ АТАК НА СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Бодунков Н.Е.

Арефин В.В.

Кобринец С.К.

Московский авиационный институт (национальный
исследовательский университет), Москва

Ключевые слова: распознавание объектов, сверточные нейронные сети, состязательные атаки

Введение

В настоящее время беспилотные транспортных средств (БТС), в том числе беспилотные летательные аппараты (БЛА) активно используются для решения широкого спектра целевых задач (ЦЗ), например, поиска объектов, мониторинга, доставки грузов и пр.

Многие задачи, связанные с обнаружением, распознаванием и оценкой положения объектов интереса, эффективно решаются с использованием сверточных нейронных сетей. Однако с ростом популярности нейронных сетей растет интерес к задачам противодействия им. Недавние исследования показали, что точность работы сверточных нейронных сетей можно существенно уменьшить добавлением относительно небольших возмущений к входному изображению. Такие воздействия называются атаками.

1 Обзор методов атак

Атаки можно разделить на две группы – атаки типа «белый ящик», и «черный ящик». В атаке «Белый ящик» атакующая сторона знает все об атакуемой нейронной сети – структуру, веса обученной сети и даже выборку изображений, на которой производилось обучение сети [Wang Y. 2021].

При атаке «черный ящик» атакующая сторона ничего не знает о структуре сети и ее параметрах. Однако доступ к сети все равно необходим. Такая атака часто формируется путем подачи на вход НС различных искаженных изображений и анализом достоверностей и меток классов на ее выходе [Pin-Yu Chen 2017].

Обычно сверточные нейронные сети представляют собой различные комбинации специализированных сверточных слоев (которые

предназначены для выделения признаков) и «классических» полносвязных слоев, выступающих в роли классификаторов. Суть всех атак заключается в том, чтобы на атакуемое изображение добавить признаки существенно более весомые (для классификатора) чем признаки атакуемого объекта. Таким образом, классификатор будет реагировать на искажения, а не на сам объект. Важно отметить, что данные виды атак не только маскируют признаки объекта (существующие сети устойчивы к таким видам искажений), но и формируют новые, ложные признаки.

Существует несколько распространенных методов атак на нейронные сети: «пиксельные атаки», «вредоносное искажение» и «вредоносные патчи» (или «заплатки»). Пиксельная атака заключается в изменении одного или нескольких пикселей исходного изображения. Во время атаки ищутся «чувствительные» для НС области изображения. При изменении цвета этих областей повышается вероятность ошибок классификатора. Суть атаки состоит в определении количества, положения и цвета «чувствительных» областей (пикселей). При этом, даже с изменением одного пикселя возможно реализовать атаку. В статье [Su J. 2019] показана возможность такой атаки. Также, показана принципиальная возможность и реализация данного вида атак с 1 – 5 пикселями. Следует отметить, что данный вид атак относится к классу «черный» ящик, т.е. не обязательно обладать информацией о структуре сети для ее реализации.

2 Методика исследования

Данная работа посвящена исследованию устойчивости пиксельной атаки к различным дестабилизирующим факторам и возможности ее реализации в реальных условиях для противодействия системе мониторинга дорожной обстановки. В ходе эксперимента была проведена пиксельная атака на изображение, на котором представлены объекты класса «Автомобиль» полученные с борта летательного аппарата (вид «сверху»).

В рамках исследования атака проводилась на нейронную сеть класса YOLO v4. В связи с отсутствием обученной на исследуемый класс объектов сетей была подготовлена выборка и произведено обучение.

Чтобы оценить возможность реализации данной атаки в реальных условиях необходимо провести ряд исследований ее устойчивости к различным дестабилизирующим факторам: изменению яркости, контраста, масштаба, повороту, различным шумам. В рамках данной работы рассматривались изменения масштаба и зашумление искаженного изображения. Рассмотрена методика проведения пиксельной атаки для сетей VGG16 и YOLOv4, предварительно обученной на изображения транспортных средств с борта летательного аппарата (как имитации системы дорожного мониторинга). За основу была взята существующая реализация

пиксельной атаки. Однако, для ее использования под нейронную сеть YOLOv4 потребовались некоторые изменения. Запуск доработанной атаки на тестовом изображении показал ее работоспособность. Т.е. все объекты интереса на искаженном изображении перестали распознаваться. Следует отметить, что исходные достоверности распознавания объектов интереса были близки к 1.

3 Анализ результатов

Сравнение изменения достоверности распознавания объектов на эталонном и атакованном изображениях при различных значениях шума, показало, что атака устойчива к рассматриваемым воздействиям на всем диапазоне изменения дисперсии шума.

Показано, что изменение масштаба изображения также мало влияет на результат атаки. При значениях масштабирующего коэффициента больше 0.25 нейронная сеть распознает объекты с достоверностью близкой к 1. Однако, после атаки достоверность класса «автомобиль» для тех же объектов становится близкой к 0.

Выводы

Полученные результаты показали устойчивость атаки в широком диапазоне изменения масштаба и дисперсии шума. Таким образом, несмотря на относительную простоту (по сравнению с другими видами атак), пиксельную атаку в реальных условиях можно считать физически реализуемой.

Список литературы

- [**Su J. 2019**] Su J., Vasconcellos D. V., Sakurai K. One pixel attack for fooling deep neural networks // IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2019, vol. 23, pp. 828 – 841. DOI: 10.1109/TEVC.2019.2890858
- [**Bhambri S. 2020**] Bhambri S., Muku S., Tulasi A., Balaji A. B. A Survey of Black-Box Adversarial Attacks on Computer Vision Models. arXiv:1912.01667, 2020, 33 p.
- [**Goodfellow I. 2015**] Goodfellow I., Shlens J., and Szegedy C. Explaining and harnessing adversarial examples. arXiv:1412.6572, 2015.
- [**Moosavi-Dezfooli S. 2017**] Moosavi-Dezfooli S., Fawzi A., Fawzi O., Frossard P. Universal adversarial perturbations. arXiv:1610.08401, 2017.
- [**Liu X. 2019**] Liu X., Yang H., Liu Z., Song L., Li H., Chen Y. DPATCH: An Adversarial Patch Attack on Object Detectors. arXiv:1806.02299, 2019.
- [**Tom B. 2018**] Tom B. Mané D., Roy A. Adversarial patch. arXiv:1712.09665, 2018.
- [**S. Das 2011**] Das S., Suganthan P. Differential evolution: A survey of the state-of-the-art // IEEE transactions on evolutionary computation, 15(1): pp.4–31, 2011.

- [**Simonyan K. 2015**] Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv:1409.1556v6, 2015.
- [**Bochkovskiy A. 2020**] Bochkovskiy A., Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv:2004.10934, 2020.
- [**Bodunkov N. 2018**] Bodunkov N., Kim N., Mikhaylov N. The ground objects monitoring by uav using a search entropy evaluation // Applied Informatics and Cybernetics in Intelligent Systems pp.443-452. DOI:10.1007/978-3-030-51974-2_42
- [**Wang Y. 2021**] Wang Y., Liu J., Chang X, Mišić J., Mišić Vojislav B. IWA: Integrated Gradient based White-box Attacks for Fooling Deep Neural Networks. arXiv:2102.02128, 2021.
- [**Pin-Yu Chen 2017**] Pin-Yu Chen, Zhang H., Sharma Y., Yi J., Hsieh Cho-Jui. Zoo: Zeroth Order Optimization based Black-box Attacks to Deep Neural Networks without Training Substitute Models. arXiv:1708.03999, 2017.
- [**Lin Tsung-Yi 2015**] Lin Tsung-Yi, Maire M., Belongie S., Bourdev L., Girshick R, Hays J and etc. Microsoft COCO: Common Objects in Context. arXiv:1405.0312, 2015.
- [**Vargas D. 2019**] Vargas D. V., Su J. Understanding the One-Pixel Attack: Propagation Maps and Locality Analysis. arXiv:1902.02947, 2019.

УДК 004.896

МЕТОД ИНТЕГРАЦИИ ЦЕНТРАЛИЗОВАННОГО МНОГО-АГЕНТНОГО ПЛАНИРОВАНИЯ И ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННОГО ИЗБЕГАНИЯ СТОЛКНОВЕНИЙ

С.А. Дергачев (*dergachev@isa.ru*)
ФИЦ ИУ РАН, Москва
НИУ ВШЭ, Москва

Аннотация. Методы навигации, основанные на реактивном избегании столкновений, зачастую эффективны в вычислительном отношении и хорошо масштабируются на большое число агентов, однако во многих сценариях вероятны ситуации взаимоблокировки. В связи с этим предлагается использование методов централизованной много-агентной навигации на локально ограниченных участках карты в случае возникновения взаимоблокировки. В работе производится экспериментальная оценка предложенного метода и показывается, что использование локальных координированных групп значительно увеличивает вероятность успеха.

Ключевые слова: много-агентная навигация, планирование пути, избегание столкновений

Введение

Одной из важных задач, возникающих в мобильной робототехнике, является задача много-агентной навигации. Подходы к решению этой задачи могут быть разделены на централизованные [Wilde, 2013], [Barer, 2014] и децентрализованные [Van Den Berg, 2011]. В централизованных подходах предполагается существование центрального планировщика, создающего общий план для всех агентов. Одним из основных преимуществ таких подходов является наличие теоретических гарантий, однако существуют ситуации, когда сенсорные и коммуникативные возможности агентов ограничены, тогда применяются децентрализованные подходы, основанные на реактивном избегании столкновений. Во многих ситуациях они позволяют агентам успешно справляться с поставленными задачами, но существует ряд сценариев, когда использование таких методов приводит к возникновению взаимоблокировок.

В работе рассматривается вопрос локального использования алгоритмов централизованного много-агентного планирования для разрешения ситуаций взаимоблокировок. Эта работа является расширенными тезисами ранее опубликованного исследования [Dergachev, 2021].

1. Метод

В начале каждый агент производит поиск индивидуального пути по карте статических препятствий, используя алгоритм Theta* [Nash, 2007], действующий на графах регулярной декомпозиции. После того, как путь был построен, агент начинает двигаться вдоль него, избегая столкновений, используя алгоритм ORCA [Van Den Berg, 2011].

На каждом временном шаге агент проверяет условие детектирования ситуаций взаимоблокировки и в случае ее обнаружения, агент инициирует переход в координированный режим и отправляет запрос на присоединение соседним агентам, а также их соседям. После этого участники координированной группы обмениваются информацией о своем состоянии, глобальном пути, и назначаются случайные приоритеты. Эта информация используется для построения локального задания для планировщика, а именно для расчета границ локальной области планирования и для назначения стартовых и целевых вершин. Так как участники группы обладают одинаковыми знаниями, формирование задания производится каждым агентом индивидуально, причем гарантируется, что полученные задания и решения у всех агентов будут идентичны.

Как только задание было сформировано, запускается процесс решения с последовательным запуском двух алгоритмов с общим лимитом времени: Push and Rotate [Wilde, 2013] и ECBS [Barer, 2014]. Первый алгоритм позволяет быстро находить решения, однако имеющие высокую стоимость. Для ее снижения используется субоптимальный алгоритм ECBS, требующий при этом заметно больше времени. После нахождения решения агенты начинают движение к своим локальным стартовым вершинам и запускают исполнение плана. Когда план был выполнен, все агенты возвращаются к обычному режиму работы.

2. Экспериментальные исследования

Для экспериментального тестирования предложенный метод был реализован на языке C++. Для тестирования были использованы 4 различные карты (Warehouse, Gaps 1, Gaps 2, Rooms). Изображения карт продемонстрированы поверх графиков на рисунке 1. Для каждой карты было сгенерировано по 250 случайных заданий с 40 парами стартов и финишей. В экспериментах предложенный метод (ORCA*+MAPF) сравнивался с

базовым методом, без детекции взаимоблокировок (ORCA*). Для каждого задания тестирование проводилось с числом агентов равным 10, 15, ..., 40.

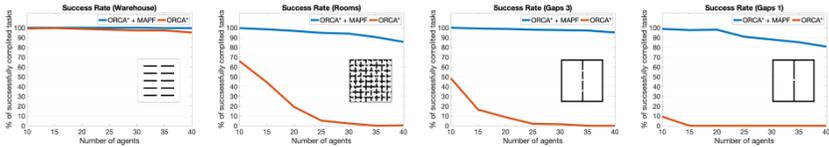


Рис. 1. Графики зависимости процента успешно решенных заданий от числа агентов на 4 различных картах

Процент заданий для каждого числа агентов, где все агенты достигли своих целей без столкновений, показан на рисунке 1. Как можно видеть, предложенный подход превосходит базовый алгоритм на всех картах, где встречаются маленькие замкнутые пространства или узкие проходы.

Заключение

В работе была рассмотрена проблема децентрализованной много-агентной навигации и проблема возникновения ситуаций взаимоблокировки. Был описан метод интеграции централизованных алгоритмов планирования для повышения степени кооперации при возникновении взаимоблокировки. Было проведено экспериментальное тестирование предложенного метода в различных сценариях и показано, что данный метод значительно превосходит базовый децентрализованный.

Список литературы

- [Wilde, 2013] Wilde B. De, Mors A. W. Ter, Witteveen C. Push and rotate: Cooperative multi-agent path planning // AAMAS 2013, 2013. P. 87–94.
- [Barer, 2014] Barer M. et al. Suboptimal variants of the conflict-based search algorithm for the multi-agent pathfinding problem // SoCS 2014, 2014. P. 19–27.
- [Van Den Berg, 2011] Berg J. Van Den et al. Reciprocal n-body collision avoidance // Robotics research, 2011. P. 3–19.
- [Dergachev, 2021] Dergachev S., Yakovlev K. Distributed Multi-agent Navigation Based on Reciprocal Collision Avoidance and Locally Confined Multi-agent Path Finding // CASE 2021, 2021. P. 1489-1494.
- [Nash, 2007] Nash A. et al. Theta*: Any-angle path planning on grids // AAAI 2007, V.2. P. 1177–1183.

УДК 004.8

АДАПТИВНОЕ ПЛАНИРОВАНИЕ МАНЁВРОВ БЕСПИЛОТНОГО АВТОМОБИЛЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПОВЕДЕНЧЕСКИХ ДЕРЕВЬЕВ НА ПЛАТФОРМЕ APOLLO

М. Жамал (*mayssjamal@phystech.edu*)¹

А.И. Панов (*panov.ai@mipt.ru*)^{1,2}

¹ Московский Физико-Технический Институт, Долгопрудный

² Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, Москва

Аннотация. В системах автономного вождения планирование поведения играет критическую роль. При наличии множества динамических препятствий алгоритм планирования должен быть безопасным и адаптируемым к изменениям условий вождения. В данной работе представлен алгоритм адаптивного планирования манёвров, основанный на эволюционирующем поведенческом дереве, обновляемом с помощью генетического программирования. Алгоритм был протестирован на платформе Apollo управления беспилотных автомобилей.

Ключевые слова: планирование манёвра, поведенческие деревья, беспилотный транспорт, Apollo platform, генетическое программирование.

Введение

Планирование маневров является одной из основных задач в системах автономного вождения. В непредсказуемых условиях планировщик должен выбрать наилучшее безопасное решение. Неправильное решение ставит под угрозой не только жизни пассажиров самого транспортного средства, но и жизни пешеходов и пассажиров других ближайших автомобилей.

Конечный автомат [Urmsen et al., 2008] является ранним подходом к интеллектуальному планированию манёвров беспилотного автомобиля (БА). Среди последних подходов [Ulbrich et al., 2013] можно выделить вероятностны методы, такие, как Марковские процессы принятия решений. Такие методы основаны на поиске оптимальной стратегии, которая максимизирует некоторую функцию вознаграждений выполнения действия. Благодаря своей гибкости, реактивности и модульности, поведенческие

дерева (ДП) [Lovino et al., 2020] является эффективным инструментом для планирования манёвров агента. Поскольку объем дерева увеличивается пропорционально сложности системы планирования, в данной работе предлагается найти оптимальную структуру дерева с помощью генетического программирования.

1 Постановка задачи

В качестве примера планирования манёвра мы рассматриваем принятие решения о манёвре обгона. Мы используем генетическое программирование (ГП), чтобы найти лучшую структуру поведенческого дерева. Структура дерева обозначается строкой символов x . Для нахождения лучшей структуры ДП манёвра обгона решается задача оптимизации функции приспособленности с помощью алгоритма ГП, где строка x^* обозначает программу дерева поведения обгона с максимальным значением функции приспособленности:

$$f(x) \rightarrow \max: \text{найти } \vec{x}^* \text{ где } \forall \vec{x} \in G: f(x) \leq f(\vec{x}^*) = f^*$$

где G - пространство генотипов.

2 Метод решения

Узлы действия, условия и управления являются примитивами поведенческого дерева. Существует три возможных действия: “Сохранить полосу движения”, “Перестроиться влево” и “Перестроиться вправо”. Узел управления может быть последовательностью (sequence) или узлом выбора (selector). Условные узлы задают состояние окружающей среды и включают в себя: диапазон скоростей БА, диапазон скоростей препятствия, полосу движения и зону на полосе, на которой находится препятствие. Каждый узел обозначается символом, структура дерева поведения обозначается строкой последовательности символов.

Алгоритм начинает работу с некоторой начальной популяцией (множество особей), далее для каждой особи происходит декодирование строки-особи в структуру ДП, и затем оценивается её приспособленности на симуляторе Apollo. Новое поколение формируется следующим образом: выбираются 10% лучших по приспособленности особей предыдущей популяции и 90% новых особей после размножения. Для размножения отбирается μ пар особей (родителей) на основании их приспособленности методом бинарного турнира. Отобранные особи изменяются через операцию скрещивания (crossover) или операцию мутации (mutation) с определенной вероятностью. После формирования новой популяции начинается новая итерация с оценением приспособленности особей новой популяции на симуляторе Apollo.

Приспособленность каждой особи определяется двумя факторами: достижением цели без столкновения и временем достижения при использовании программы ДП, которую обозначает строка-особь. Если особь (ДП) вызвала столкновение, ей будет присвоено отрицательное значение приспособленности. Если цель достигнута без столкновения, приспособленность определяется разницей между временем выполнения действия “Сохранить полосу движения” T^{a_0} , и временем выполнения действия вывода дерева T^{a_x} : $f(x) = T^{a_0} - T^{a_x}$.

В результате, ДП, которое приводит к обгону и более быстрому достижению цели без столкновения, будет присвоено высокое значение пригодности, а ДП, который приводит к действию “Сохранить полосу движения”, будет присвоено значение приспособленности, близкое к нулю.

3 Результаты экспериментальных исследований

Сценарий обгона включает в себя три полосы на многополосном шоссе, при этом БА всегда находится в средней полосе. Существует переднее препятствие с начальным расстоянием 20 м и со случайной скоростью в диапазоне от 2,7 до 5,5 м/с. Есть также 5 препятствий, расположенных случайным образом на соседних полосах движения. Соседние препятствия движутся со случайной скоростью (от 2,7 до 6,5 м/с).

Алгоритм начинается со случайной первой популяцией; после 50 поколений все особи популяции (структуры) достигли цели, не столкнувшись ни с одним из препятствий. Также в популяции появилось несколько структур дерева с успешным обгоном.

При запуске алгоритма с популяцией, содержащей одно ДП, которое включает действие обгона, 75% популяции достигло цели, выполнив манёвра обгона. Это показывает, что генетический алгоритм динамически приближается к оптимальному значению приспособленности. Алгоритм оптимизирует функцию приспособленности, развивая деревья, которые выводят действие обгона для более быстрого достижения цели.

Список литературы

- [Urmson et al., 2008] Urmson, C., Anhalt, J., Bagnell, D., Baker, C., Bittner, R., Clark, M., Dolan, J. Autonomous driving in urban environments: Boss and the urban challenge // Journal of Field Robotics 25. С. 425 – 466. 2008.
- [Ulbrich et al., 2013] Ulbrich, S., Maurer, M. Probabilistic online pomdp decision making for lane changes in fully automated driving // Proc. 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). P. 2063 - 2067. 2013.
- [Iovino et al., 2020] Iovino, M., Styruud, J., Falco, P., & Smith, C. Learning behavior trees with genetic programming in unpredictable environments // arXiv preprint arXiv:2011.03252. 2020.

УДК 004.853; 004.94

МОДЕЛИРОВАНИЕ АДАПТИВНОГО ПОВЕДЕНИЯ МНОГОЗВЕННЫХ ШАГАЮЩИХ РОБОТОВ

В.А. Данилов (vldanilov90@gmail.com)

С.А.К. Диане (diane1990@yandex.ru)

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова
Российской академии наук, Москва

Аннотация. Предложена структура адаптивной системы управления многозвенным шагающим роботом. Разработана виртуальная модель робота, сочетающая трёхмерное визуальное представление робота и динамику его перемещения в заданных системах координат.

Ключевые слова: шагающий робот, многозвенный робот, обучение с подкреплением, имитационное моделирование

Введение

Целью данной работы является разработка математической модели движения шагающего робота и алгоритмов адаптации данной модели в условиях неопределенности кинематической схемы и условий внешней среды.

Предложенная математическая модель шагающего робота состоит из трех основных подмоделей, выполняющих различные функции: модель прямой кинематики, модель обратной кинематики и динамическая модель.

Особенностью динамической модели для шагающих роботов является необходимость построения так называемой «контактной модели», которая служит для описания сил, действующих на стопы шагающего аппарата, со стороны опорной поверхности.

1 Архитектура экспертной системы управления

Исполнительные органы проектируемого робота имеют инсектоморфную форму и, соответственно, имеют три звена и три системы координат. Исходя из этого, необходимо получить три матрицы преобразования для каждого сочленения. Наиболее простым и эффективным способом для их получения является представление в параметрах Денавита-Хартенберга.

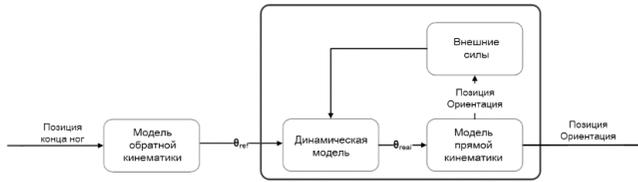


Рис. 1. Экспертная система управления шагающим роботом

На основе выбранного типа конструкции шагающего робота возможно решение прямой задачи кинематики с использованием геометрического подхода, где пространственная геометрия конечностей раскладывается на простые геометрические задачи на плоскости.

Решение обратной задачи кинематики позволяет передвигать конечности робота в положения, определяемые выбранным алгоритмом движения.

В свою очередь, реализация алгоритма движения для конкретной модели шагающего робота зависит от числа подвижных конечностей. В частности, для четырехногого и шестиногого роботов возможны поочередная и диагональная схема передвижения ног.

Наряду с кинематикой передвижения требуется учитывать внешние силы, приложенные к роботу со стороны поверхности перемещения и иных объектов внешней среды. Это обуславливает необходимость внедрения динамической модели робота в контур экспертной системы управления [Danilov, 2020], архитектура которой представлена на рис. 1.

2 Управление роботом в режиме обучения с подкреплением

Компенсация неопределенностей в процессе взаимодействия робота с внешней средой возможна за счет добавления интеллектуальной надстройки к системе управления роботом. Так, на рис. 2. интеллектуальный агент взаимодействует со средой (включающей в том числе и робота) и формирует корректирующие сигналы для базовой системы управления на основе алгоритма DDPG [Fujimoto, 2018].

В состав агента входят критик, исполнитель и компаратор. Критик – подсистема, оценивающая целесообразность действия в текущей ситуации. Исполнитель – модуль ситуационного управления, настраиваемый по информации, получаемой от критика. Компаратор – модуль сравнения сигнала критика с эталонным значением вознаграждения агента $R(s,a)$.

Функция вознаграждения формируется экспертом и включает информацию о высоте центра масс робота над поверхностью, о требуемых скоростях движения робота по осям x , y , а также угловой скорости.

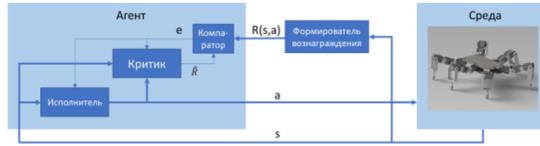


Рис. 2. Архитектура системы управления роботом с самообучением.

3 Виртуальная модель шагающего робота

Отработка алгоритмов обучения проводилась на имитационной модели четырехногого шагающего робота. По результатам проведенных исследований было показано, что робот формирует стратегию передвижения даже при отсутствии априорно заданного алгоритма шагания (рис. 3).

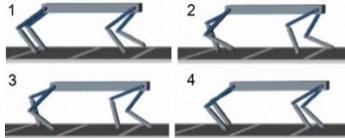


Рис. 3. Фрагмент движения робота по результатам обучения

Предложенный алгоритм был также отработан на моделях бипедального и шестиногого роботов, что позволяет говорить об универсальности подхода и возможности реализации системы, адаптирующейся к неопределенностям в кинематике шагающих конструкций, в т.ч. к ситуациям поломки некоторых сочленений.

Дальнейшее развитие управляющих алгоритмов связано с применением аналитических методов управления движением, основанных на обратной задаче кинематики, для предварительной настройки нейронной сети исполнителя и сокращения общего времени обучения.

Список литературы

- [Danilov, 2020] Danilov V.A., Diane S.A.K., Goncharenko V.I., Artamonov A.G. Algorithms for intelligent control of multi-link walking robots with self-learning capabilities / Proceedings of the 22th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications (DSPA). NY: IEEE, 2020. pp. 1-5.
- [Fujimoto, 2018] Fujimoto, Scott, Herke van Hoof and David Meger. Addressing Function Approximation Error in Actor-Critic Methods. ArXiv abs/1802.09477, 2018

УДК 681.5

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКОГО АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ С ЭТАЛОННОЙ МОДЕЛЬЮ В ЗАДАЧАХ ГРУППОВОГО ПОЛЕТА БПЛА

Т.З. Муслимов (*tagir.muslimov@gmail.com*)

Уфимский государственный авиационный технический
университет (УГАТУ), г.Уфа

Аннотация. В тезисах доклада рассматривается задача настройки групповых регуляторов беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) с помощью методов нечеткой логики. Самонастройка коэффициентов в данных регуляторах осуществляется с помощью адаптивного управления с эталонной моделью. При неполных данных о модели самих БПЛА удастся сохранить устойчивость формации и улучшить качество переходных траекторий.¹

Ключевые слова: БПЛА, групповое управление, нечеткая логика.

В данном исследовании под «формацией», в том числе и беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), понимается выдерживающая заданную геометрическую форму в процессе своего движения группа автономных мобильных роботов. Часто встречающийся в публикациях термин «строй» изначально применялся к полету самолетов в качестве «ведущего» и «ведомых», при этом траекторное управление движением «ведомых» определяется траекторным движением «ведущего». Термин «строй» не может применяться в случае отсутствия «ведущего» по причине децентрализованного характера взаимодействия в формации. Как отмечается в статье [Zakiev et al., 2018], следует с осторожностью использовать термин «рой» в применении к роботам, так как он предполагает выполнение ряда условий по отношению к самим роботам и к характеру их взаимодействия.

При моделировании управления децентрализованной формацией БПЛА сложной задачей является подбор параметров групповых регуляторов. Это связано как с высоким порядком динамики полных моделей БПЛА, так и с ее неопределенностью. При этом отсутствие настройки коэффициентов

¹ Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (Соглашение № 075-15-2021-1016).

групповых регуляторов может приводить к неэффективным траекториям полета и к потере устойчивости всей формации БПЛА [Muslimov et al., 2020].

Использование нечетких регуляторов для настройки траекторного управления одиночными БПЛА успешно показано, например, в работе [Demir et al., 2016]. В статье [Muslimov et al., 2021] излагается подход к самонастройке групповых регуляторов БПЛА с использованием нечеткого адаптивного управления с эталонной моделью. Суть данного подхода заключается в оснащении каждого БПЛА эталонной моделью всей формации. При этом используются упрощенные кинематические модели второго порядка самих БПЛА, что гарантирует невысокую вычислительную нагрузку на бортовые системы. Каждый БПЛА производит вычисления согласно эталонной модели и сравнивает их с данными о реальных относительных положениях по отношению к другим БПЛА в формации. Далее эти рассогласования поступают в нечеткий регулятор, правила нечеткого вывода для которого задаются на основе нечетких функций Ляпунова, что обеспечивает асимптотическую устойчивость контура адаптации.

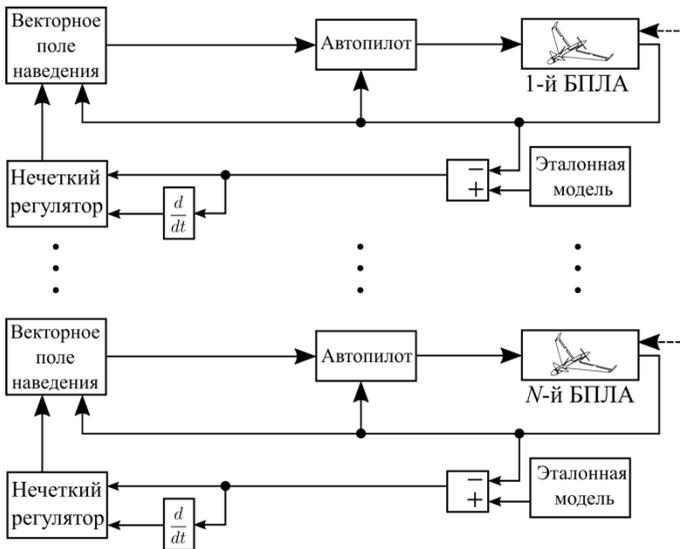


Рис. 1. Общая схема нечеткого адаптивного управления с эталонной моделью группой БПЛА

Работоспособность подхода проверялась на полных нелинейных моделях малых БПЛА, в том числе в задаче следования за движущимся наземным объектом. По результатам моделирования можно сделать вывод, что применение нечеткого адаптивного управления с эталонной моделью в

задачах группового полета БПЛА позволяет сохранять устойчивость системы строя БПЛА, а также улучшать переходные траектории при построении ими заданной геометрической формы. Таким образом, появляется возможность не проводить трудоемкий процесс выбора коэффициентов групповых регуляторов и сохранить работоспособность системы управления в случае неопределенной динамики летательных аппаратов.

В качестве направления дальнейших исследований можно назвать применение данного подхода к настройке групповых регуляторов в других сценариях полета формации БПЛА, таких как: следование вдоль линии пути; реализация трехмерных формаций; облет препятствий. Возможно использование данного подхода к настройке систем управления карданным подвесом камеры мини-БПЛА. Также представляет интерес настройка параметров группового регулятора, синтезированного на основе подходов нелинейного управления, и сравнение такой настройки с методом интегральной адаптации.

Список литературы

- [Zakiev et al., 2018] Zakiev A., Tsoy T., Magid E. Swarm Robotics: Remarks on Terminology and Classification. In: Ronzhin A., Rigoll G., Meshcheryakov R. (eds) Interactive Collaborative Robotics. ICR 2018. // Lecture Notes in Computer Science, 2018. Vol. 11097. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-99582-3_30
- [Muslimov et al., 2020] Muslimov T. Z., Munasypov R. A. Coordinated UAV Standoff Tracking of Moving Target based on Lyapunov Vector Fields // 2020 International Conference Nonlinearity, Information and Robotics (NIR). IEEE, 2020. <https://doi.org/10.1109/NIR50484.2020.9290189>
- [Demir et al., 2016] Demir B. E., Bayir R., Duran F. Real-time trajectory tracking of an unmanned aerial vehicle using a self-tuning fuzzy proportional integral derivative controller // International Journal of Micro Air Vehicles. 2016. Vol. 8. №. 4. P. 252-268. <https://doi.org/10.1177/1756829316675882>
- [Muslimov et al., 2021] Muslimov, T.Z. and Munasypov, R.A. Multi-UAV cooperative target tracking via consensus-based guidance vector fields and fuzzy MRAC // Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2021. Vol. 93 No. 7, pp. 1204-1212. <https://doi.org/10.1108/AEAT-02-2021-0058>.

УДК 62-521

ПОВЫШЕНИЕ УСТОЙЧИВОСТИ БЕСПИЛОТНОГО ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА ПРИ НЕСТАБИЛЬНЫХ УСЛОВИЯХ ПОЛЁТА

Н.В. Ким (*nkim2011@list.ru*)М.В. Походенко (*m.poxodenko@mail.ru*)

МАИ, Москва

Аннотация. Рассматривается задача повышения устойчивости беспилотного летательного аппарата при скачкообразном изменении условий полета, формирующем высокие аэродинамические возмущения. Предлагаемый подход основан на адаптации автопилота к внешним воздействиям путём автоматизации процесса настройки параметров ПИД-регулятора с использованием искусственной нейронной сети (ANN). Результаты модельных экспериментов подтверждают возможность повышения устойчивости исследуемого летательного аппарата.

Ключевые слова: Беспилотный летательный аппарат, устойчивость, ПИД-регулятор, коррекция коэффициентов.

Введение

Расширение круга задач, решаемых беспилотными летательными аппаратами (БЛА), требует обеспечения стабильности параметров полёта БЛА, осуществляемого с помощью автопилота [Чулин и др, 2018].

При некоторых нештатных ситуациях возможен переход БЛА в неустойчивый режим. В данной работе в качестве причины возникновения таких ситуаций рассматривается внезапное краткосрочное усиление ветра, возникающее, как правило, в условиях горной местности или плотной городской застройки, и формирующее высокое аэродинамическое возмущение.

Возможны 3 варианта реакций автопилота БЛА на возникающие опасные ситуации:

1. Автопилот парирует дестабилизирующие возмущения;
2. БЛА переходит в неустойчивый режим полёта;
3. БЛА переходит в неустойчивый режим, но физически реализуем возврат в управляемый режим полёта путём дополнительной настройки коэффициентов ПИД-регулятора [Андропов и др, 2016].

Основная часть

Целью настоящей работы является повышение эффективности работы БЛА, с точки зрения расширения условий управляемого режима полёта.

В качестве объекта исследований выбран малоразмерный БЛА самолетного типа. В рамках данной работы предложено проводить исследования на упрощённой линеаризованной модели.

Метод исследования

В данной работе был реализован следующий ряд этапов исследований:

- Формирование линейной модели;
- Оценка устойчивости модели;
- Корректировка ПИД-регулятора;
- Тестирование полученного автопилота.

На первом этапе исследований была сформирована линеаризованная модель БЛА, параметры которой были рассчитаны в соответствие с параметрами исходной модели.

Для оценки влияния изменяемых внешних факторов на устойчивость системы использовалась методология, основанная на логарифмических амплитудно-фазовых частотных характеристиках.

Для перехода системы из области неустойчивых режимов в область устойчивых была реализована настройка автопилота с использованием алгоритма на основе искусственной нейронной сети (ANN) [Kumar, 2016]. Структурная схема ЛА с использованием ANN представлена на рис. 1.

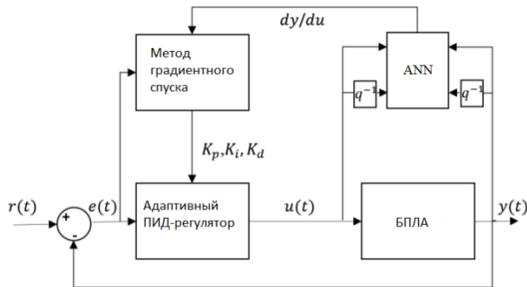


Рис. 1. Структурная схема ЛА с адаптивным контуром управления.

Результаты исследований

В рамках оценки работоспособности реализованного автопилота рассматривались переходные процессы, имитирующие скачкообразное изменение условий полета, кратковременно уменьшающие значение

декремента затухания в модели БЛА. При этом на вход системы подавался ступенчатый тип сигнала в качестве желаемого угла тангажа.

В качестве примера полученных результатов представлены выходные изменения угла тангажа БЛА (Рис. 2) при штатных настройках ПИД-регулятора (кривая Standart PID) и настройках адаптивного контура управления (кривая Adaptive).

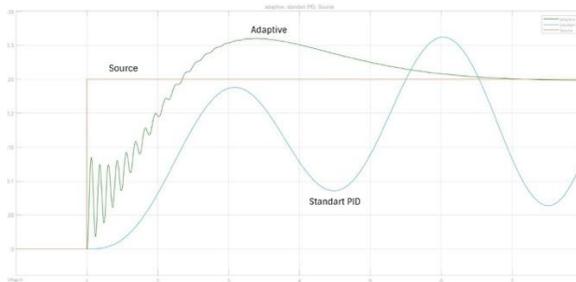


Рис. 2. Графики изменения угла тангажа.

После настройки коэффициентов ПИД-регулятора процесс стабилизируется и тангаж стремится к заданному положению.

Таким образом, адаптивная настройка коэффициентов ПИД-регулятора позволяет повысить устойчивость БЛА в рассматриваемых ситуациях.

Заключение

В работе рассмотрена задача повышения устойчивости беспилотного летательного аппарата в сложных условиях полёта. Реализован подход, основанный на настройке ПИД-регулятора автопилота с помощью искусственной нейронной сети. Проведенные модельные эксперименты подтверждают возможность повышения устойчивости полета БЛА.

Список литературы

- [Андропов и др, 2016] Андропов С.С., Гирик А.В., Будько М.Ю., Будько М.Б. Стабилизация беспилотного летательного аппарата на основе нейросетевого регулятора // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2016. №5.
- [Чулин и др, 2018] Чулин Н.А., Миронова И.В. Система управления беспилотным летательным аппаратом // Инженерный журнал: наука и инновации. 2018. №9 (81).
- [Kumar, 2016] Kumar R., Srivastava S., and Gupta J. R. P. (2016, July). Artificial neural network based PID controller for online control of dynamical systems. In 2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES) (pp. 1-6). IEEE.

УДК 004.8

УЛУЧШЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ИССЛЕДОВАНИЯ НЕИЗВЕСТНОЙ МЕСТНОСТИ ДЛЯ АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ С ПОМОЩЬЮ ВИЗУАЛЬНОГО КАРТИРОВАНИЯ И ЛОКАЛИЗАЦИИ

К.Ф. Муравьев (*kirill.mouraviev@yandex.ru*)
Федеральный исследовательский центр “Информатика и управление” Российской академии наук, Москва

Аннотация. Исследование неизвестной местности (ИНМ) - важный шаг в автономной навигации роботизированных систем. В данной работе представлен ряд улучшений для алгоритмов ИНМ, позволяющий их использовать с методами одновременного картирования и локализации по видеопотоку (vSLAM). Проведено экспериментальное исследование представленных улучшений в фотореалистичной симуляционной среде на RGB-D и монокулярных входных данных.¹

Ключевые слова: исследование неизвестной местности, визуальное картирование и локализация, симулятор, робототехника.

Введение

Подается как расширенные тезисы статьи [Muravyev et al., 2021].

Зачастую основным датчиком на робототехнической системе является видеокамера. В таких случаях для автономной навигации в неизвестной среде применяются алгоритмы исследования неизвестной местности (ИНМ) совместно с алгоритмами визуального картирования и локализации (vSLAM). Методы vSLAM как правило имеют ряд проблем, таких, как ошибки масштаба, сбой при поворотах на месте и в среде без ориентиров. Данные проблемы необходимо учитывать при выборе алгоритма ИНМ.

В данной работе представлены усовершенствования алгоритма ИНМ для работы с методами vSLAM. Представленные улучшения протестированы в фотореалистичной симуляционной среде.

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки РФ (проект № 075-15-2020-799).

1 Обзор предложенного метода

1.1. Базовый вариант

Автономная навигация робота в неизвестной среде осуществляется по схеме, представленной на рисунке 1. В качестве модуля SLAM используется метод RTAB-MAP [Labbe et al., 2019]. Для планирования пути до цели используется алгоритм Theta* [Nash et al., 2007].

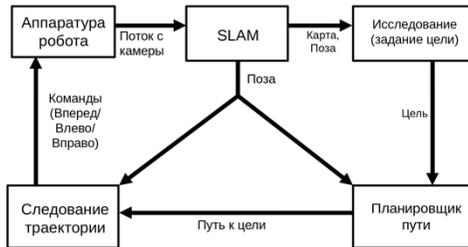


Рис. 1. Схема работы ИММ совместно с SLAM.

За основу для модуля постановки цели взят алгоритм `explore_lite`². Данный алгоритм ищет границы между свободными ячейками построенной карты и неизвестным пространством. У каждой границы вычисляется стоимость по следующей формуле:

$$cost_i = \alpha \|f_{i,c} - p\|_2 - \beta n_i$$

где $f_{i,c}$ — центроид границы, p — позиция робота, n_i — размер границы (количество ячеек карты). В качестве цели выбирается граница с наименьшей стоимостью.

1.2. Предложенные улучшения

Основным улучшением метода ИММ является изменение функции стоимости границ:

$$cost_i = \alpha \sum_{j=0}^k \|p_{j+1} - p_j\|_2 - \beta n_i + \gamma |\angle(q, p_1 - p_0)|$$

где p_0, p_1, \dots, p_k — путь от позиции робота до цели, q — вектор ориентации робота.

Также в метод ИММ была добавлена пост-обработка построенной SLAM карты — уменьшение разрешения и расширение препятствий. Дополнительно в ИММ была встроена имитация «детектора столкновений».

² https://wiki.ros.org/explore_lite

В случае, если модуль следования траектории даст команду «движение вперед», а модуль SLAM фиксирует отсутствие движения вперед, на карту перед позицией робота наносится препятствие.

2 Экспериментальное исследование

Эксперименты проводились в двух режимах: RGB-D и монокулярном с восстановлением карт глубин с помощью нейросети. Для проведения экспериментов были использованы сцены из коллекции данных Gibson [Xia et al., 2018] и фотореалистичный симулятор Habitat [Savva et al., 2019]. Эффективность метода ИНМ оценивалась с помощью относительного покрытия — отношения площади построенной SLAM карты к площади всей сцены в моменты времени от 15с до 240с.

Оценка эффективности ИНМ в RGB-D режиме производилась отдельно на больших сценах (более 60 м²) и на малых сценах. Среднее покрытие за 240с на малых сценах с базовым вариантом ИНМ составило 94%, с усовершенствованным ИНМ — 97%. На больших сценах прирост покрытия оказался еще более заметен — от 78% до 84%.

Эксперименты в монокулярном режиме показали, что система с предложенными улучшениями способна работать автономно и строить правдоподобную карту. Среднее покрытие за 240с работы составило 44%. Видео с демонстрацией работы алгоритма доступно по ссылке <https://drive.google.com/file/d/1QJWmjR9Y2VWbycZVwz3Y6D19Rzkp-zjB>.

Список литературы

- [Muravyev et al., 2021] Muravyev K., Bokovoy A., Yakovlev K. Enhancing Exploration Algorithms for Navigation with Visual SLAM //Russian Conference on Artificial Intelligence. – Springer, Cham, 2021. – С. 197-212.
- [Labbe et al., 2019] Labbé M., Michaud F. RTAB-Map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation //Journal of Field Robotics. – 2019. – Т. 36. – №. 2. – С. 416-446.
- [Nash et al., 2007] Nash A. et al. Theta^{^*}: Any-angle path planning on grids //AAAI. – 2007. – Т. 7. – С. 1177-1183.
- [Bokovoy et al., 2019] Bokovoy A., Muravyev K., Yakovlev K. Real-time vision-based depth reconstruction with nvidia jetson //2019 European Conference on Mobile Robots (ECMR). – IEEE, 2019. – С. 1-6.
- [Xia et al., 2018] Xia F. et al. Gibson env: Real-world perception for embodied agents //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2018. – С. 9068-9079.

УДК 007.52

ЭЛЕМЕНТЫ КОНТАГИОЗНОГО ПОВЕДЕНИЯ В ГРУППЕ ПОДВОДНЫХ РОБОТОВ

В.В. Воробьев (*Vorobev_VV@nrcki.ru*)
НИЦ Курчатовский Институт, Москва

В.В. Карпов (*kvv96@mail.ru*)
НИЦ Курчатовский Институт, Москва

А.С. Наседкин (*alec96@inbox.ru*)
НИЦ Курчатовский Институт, Москва

Аннотация. В работе рассматривается проблематика биоподобной подводной робототехники, сфера применения которой – незаметное наблюдение за акваторией для военных и гражданских нужд, показывается междисциплинарность этого подхода. Особое внимание в работе уделяется вопросам группового поведения роботов, как одного из элементов, необходимых к реализации для создания биоподобного подводного робота. Рассматриваются алгоритм совместного стайного движения и технические аспекты реализации коммуникационной системы роботов для тестирования поведенческих аспектов. Приводятся результаты опытов на реальной группировке АНПА.

Ключевые слова: подводная робототехника, биоинспирированная робототехника

Введение

Одной из задач подводной групповой робототехники является задача создания биоподобных АНПА. Основная сфера их применения – скрытное наблюдение за акваторией для военных (разведка) и гражданских (морские исследования) нужд. Решение этой задачи требует совместных усилий различных специалистов, т.к. биоподобие робота складывается из его поведенческих и морфологических, т.е. внешних свойств, особи. Для этого необходимо разработка новых эффекторов, материалов, сенсоров и датчиков, а также новых алгоритмов, которые позволят роботу вести себя идентично представителю водной фауны как индивидуально, так и в составе группы.

На текущий момент работы в области биоподобной подводной робототехники, в основном, посвящены конструкции таких аппаратов

[Castaño et al, 2019], [Shibata, 2016], методом обеспечения движения [Карпов и др., 2021] и плавучести [Scaradozzi et al., 2017], [Katzschmann et al., 2018]. В [Nissan, 2009] показан алгоритм, позволяющий наземным роботам, используя принципы движения рыб в стае, двигаться в потоке, не сталкиваясь друг с другом. В [Карпов и др., 2021] представлен пример реализации механизма движения за лидером в группе из 3-х биоподобных подводных роботов. Общий вывод после анализа работ: разработка биоподобного подводного робота имеет длительную историю как минимум с начала 90-х годов [Allison, 2021], но при этом вопросы создания биоподобного подводного робота как комплексной проблемы остаются за рамками этих исследований.

В работе речь пойдет об одном из аспектов проблемы – об элементах контагиозного поведения роботов, а именно о задаче совместного стайного движения, в основе которого лежит принцип доминантности.

1 Постановка задачи

Совместное стайное движение является одним из базовых элементов, из которых складывается контагиозное поведение рыб. В свою очередь, реализация такого поведения необходимо для обеспечения поведенческой незаметности АНПА, т.е. он должен себя вести так же, как и реальный биологический объект, в данном случае – рыба. Для этого достаточно сигнальной коммуникационной подсистемы, с крайне ограниченным словарем передаваемых символов, для определения статуса роботов. Тогда стайное поведение сводится к обмену этими статусами между роботами, и тот, чей статус выше определяет поведение группы в целом, т.к. они стараются держаться этого робота и повторять действия за ним.

В связи с этим необходимо реализовать сигнальную коммуникационную подсистему с радиусом действия не менее 300 мм в воде, протестировать ее работу в реальной среде, а также провести ряд экспериментов с реализацией контагиозного поведения подводных роботов.

2 Программно-аппаратный комплекс и эксперименты

Реализован программно-аппаратный комплекс (Рис. 18), численностью 3 шт., с модифицированной системой связи ближнего радиуса действия, которая, в отличие от системы [Карпов и др., 2021], состоит из 20-и параллельно соединенными ИК-диодами, работающими в импульсном режиме, и имеет радиус действия в 400 мм. Излучаемый роботом сигнал кодировался числом таких импульсов в оправляемой пачке. Получая такой сигнал, робот сравнивал его с излучаемым сигналом, и если он был меньше, старался двигаться к его источнику. Благодаря этому формировалась стая

роботов, которая старалась двигаться за лидером группы, повторяя его действия.

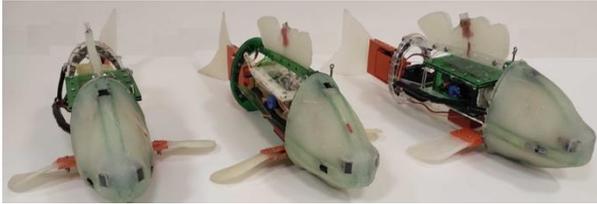


Рис. 18 Подводные роботы

Таким образом, был создан рабочий прототип системы связи ближнего радиуса действия для АНПА на основе ИК канала. Его реализация позволила провести эксперименты в области разработки алгоритмов группового поведения. Эксперименты подтверждают работоспособность базовых механизмов группового поведения и являются основой для дальнейших работ по снижению поведенческой заметности группы АНПА.

Список литературы

- [Allison, 2021] Allison Marsh. Meet Catfish Charlie, the CIA's Robotic Spy [Электронный ресурс]. URL: <https://spectrum.ieee.org/tech-history/silicon-revolution/meet-catfish-charlie-the-cias-robotic-spy>.
- [Castaño et al., 2019] Castaño M.L., Tan X. Model Predictive Control-Based Path-Following for Tail-Actuated Robotic Fish // J. Dyn. Syst. Meas. Control. Trans. ASME. 2019. V. 141. № 7.
- [Katzschmann et al., 2018] Katzschmann R. K., DelPreto J., MacCurdy R., Rus D. Exploration of underwater life with an acoustically controlled soft robotic fish // Sci. Robot. 2018. V. 3. № 16. P. 1–12.
- [Nissan, 2009] Nissan EPORO Robot Car «Goes to School» on Collision-free Driving by Mimicking Fish Behavior - <https://global.nissannews.com/en/releases/release-a193f9ccb50e0c75e6827123be5c6f1d-091001-01-e>.
- [Scaradozzi et al., 2014] Scaradozzi D., Palmieri G., Costa D., Pinelli A. BCF swimming locomotion for autonomous underwater robots: a review and a novel solution to improve control and efficiency // Ocean Engineering. 2017. V. 130. P. 437-453.
- [Shibata, 2016] Shibata M. Fish-Like Robot Encapsulated by a Plastic Film // Recent Advances in Robotic Systems. , 2016.
- [Карпов и др., 2021] Карпов В.В., Наседкин А.С., Воробьев В.В. Об одной реализации стайного поведения в группе подводных роботов // Научно-техническое развитие судостроения-2021., 2021. С. 13.

УДК 623.746.-519

ПЛАНИРОВАНИЕ ОПТИМАЛЬНОЙ ТРАЕКТОРИИ ОБЛЕТА СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОГО ПОЛЯ ГРУППОЙ БПЛА

Р.Р. Галин (*grr@ipu.ru*)

Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН,
Москва

Г.К. Тевяшов (*glebtevyashov96@yandex.ru*)

Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН,
Москва

Аннотация. В данной статье приводится решение задачи построения оптимальной траектории облета сельскохозяйственного поля несколькими беспилотными летательными аппаратами (БПЛА). Алгоритм формирования траектории является более экономичным по сравнению с простыми алгоритмами, где осуществляется прямолинейное движение от одного конца поля к другому с некоторыми отступами. Для проверки работы алгоритма был разработан дополнительный модуль, где была экспериментально показана адекватность работы предлагаемого алгоритма на трехмерной модели реального поля.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, сельское хозяйство, траектория полета, облет по траектории.

Введение

Основными направлениями использования БПЛА в сельском хозяйстве, как и в одной из важнейшей отрасли в жизнедеятельности человека, являются мониторинг и отслеживание состояния сельскохозяйственных угодий, распыление пестицидов, высокоточное картографирование полей, а также своевременное внесение удобрений и полив различных культур. [Dileer et al., 2020] Конечной целью апробации и совершенствования различных методов и способов применения БПЛА является их эффективное автономное задействование, в том числе в составе групп, для выполнения вышеуказанных задач в рамках системы интеллектуального сельского хозяйства.

1 Алгоритмы планирования траектории полета

Преимуществами использования БПЛА по сравнению с наземной техникой являются экономия ресурсов и времени при выполнении сельскохозяйственных процедур. Но одновременно с этим существуют ограничения времени работы дрона, поэтому траектории БПЛА задаются таким образом, чтобы минимизировать время облета подобластей, назначенных каждому дрону. Основной сложностью являются неправильные форм площадей облета, возникающие препятствия, а также задача минимизации количества точек полета. [Shahbandi et al., 2019]

Классическое решение задачи полного охвата исследуемой области заключается в клеточной декомпозиции рассматриваемой площади, затем осуществляется планирование траектории облета с помощью алгоритмов, делящиеся на две группы. Алгоритмы с простой схемой облета предполагают прямолинейное движение от одной границы области к противоположной с определенными отступами. В качестве же примера алгоритма со сложной траекторией полета можно привести энергосберегающий алгоритм, определяющий центростремительное движение по спирали от границ области облета. Облет с использованием нескольких БПЛА, предполагает разбиение области на подобласти и их облет с использованием простых или сложных алгоритмов облета, но при этом расходуется больше энергоресурсов. [Abbyasov et al., 2020]

Алгоритм оптимизации, предложенный авторами, включает в себя четыре этапа: преобразование координат заданного поля в декартовы; вычисление оптимального порядка разбиения поля, назначаемые для облета каждому БПЛА; формирование итоговой траектория полета каждого дрона; а также минимизация времени облета каждым дроном в группе. [Mamchenko et al., 2021]

В качестве тестового поля, подлежащего облету и поливу, была использована трехмерная модель реальной местности, засеянной подсолнухом (Рис. 1).



Рис. 1. Процесс тестирования алгоритма облета модели поля тремя БПЛА.

В симуляторе производилось варьирование значений площадей для каждого дрона и пересчет времени выполнения задания. Таким образом

были получены массивы значений времени выполнения заданий каждым БПЛА, из которых был выбран набор значений, соответствующий минимальному максимальному времени облета подобласти с помощью БПЛА.

Соответствующая выбранным значениям времени траектория полета может быть не только визуализирована в виртуальном симуляторе, но и выгружена в установленном формате в виде реального полетного задания для группы БПЛА с привязкой реальных географических координат моделируемой области облета и промежуточных точек траектории полета.

2 Заключение

В статье проведен анализ современных подходов применения БПЛА при решении задач, связанных с мониторингом, картографированием и обработкой сельскохозяйственных полей. Наиболее эффективным является применения алгоритмов совместного облета поля несколькими дронами одновременно, позволяякратно сократить время облета полей практически любой формы. Разработанное алгоритмическое решение оптимизации траектории на основе времени облета был апробирован в виртуальном симуляторе полетов БПЛА и их групп, разработанном в ИПУ РАН. Предложенный подход и алгоритм оптимизации облета полей продемонстрировали эффективность и адекватность при проведении виртуального эксперимента по облету трехмерной модели реального поля группой из трех дронов.

Список литературы

- [Abbyasov et al., 2020] Abbyasov B., Lavrenov, R., Zakiev, A., Tsoy, T., Magid E., Svinin, M., Martinez-Garcia, E.A. Comparative analysis of ROS-based centralized methods for conducting collaborative monocular visual SLAM using a pair of UAVs // Proceedings of CLAWAR 2020 - p. 113-120.
- [Dileep et al., 2020] M. R. Dileep, A. V. Navaneeth, S. Ullagaddi and A. Danti, "A Study and Analysis on Various Types of Agricultural Drones and its Applications," 2020 Fifth International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN), Bangalore, India, 2020, pp. 181-185.
- [Mamchenko et al., 2021] Mark V. Mamchenko, Gleb K. Tevyashov, Andrey N. Migachev, Rinat R. Galin, Konstantin A. Kulagin, Petr M. Trefilov, Rodion O. Onisimov, Nikolay V. Goloburdin Algorithm for Multi-drone Path Planning and Coverage of Agricultural Fields / Agriculture Digitalization and Organic Production. St. Petersburg, Russia: Springer Singapore, 2021.
- [Shahbandi et al., 2019] Gholami Shahbandi, Saeed & Magnusson, Martin. (2019). 2D Map Alignment With Region Decomposition. Autonomous Robots.
- [Sampaio et al., 2019] Sampaio, P.A.; da Silva Sousa, R.; Rocha, A.N. Reducing the range of perception in multi-agent patrolling strategies. J. Intell. Robot.

Для заметок

**Российская ассоциация искусственного интеллекта
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова
Российской академии наук**

**ШЕСТОЙ ВСЕРОССИЙСКИЙ
НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКИЙ СЕМИНАР
«БЕСПИЛОТНЫЕ ТРАНСПОРТНЫЕ
СРЕДСТВА С ЭЛЕМЕНТАМИ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА»
(БТС-ИИ-2021)**

16-19 ноября 2021
Москва, Россия

Труды семинара

ISBN 978-5-6042802-4-9



Подписано в печать 30.03.2022
Тираж 100 экз. Формат 60x84/16
Печать – офсетная. Бумага офсетная. Заказ №1405.
Отпечатано в типографии «Политехника-сервис»
с оригинал-макета заказчика.