## Отчет о выполнении проекта № 16-19-00044 «Принципы распределения задач между сервисными роботами и средствами киберфизического интеллектуального пространства при многомодальном обслуживании пользователей» в 2020 году

## Сведения о фактическом выполнении годового плана работы

Согласно утвержденному план в 2020 году были выполнены следующие основные задачи проекта:

1. На основе предыдущих исследований, в которых был разработан прототип емкостного датчика давления [1], матричная структура на основе единичных ячеек емкостных датчиков давления [2], а также единичная ячейка комбинированного датчика давления и приближения [3]. В ходе работы над пунктом 1 заявленного в плане работ научного исследования на 2020 год была разработана комбинированная матрица давления и приближения (далее матричный датчик). Каждая ячейка комбинированного матричного датчика давления и приближения состоит из двух основных частей: первичного емкостного преобразователя (ПЕП) и интерфейсной схемы. ПЕП преобразует изменения в приложенной к датчику силе или изменения в дистанции между датчиком и объектом в изменение электрической емкости. Интерфейсная схема служит для преобразования изменения емкости ПЕП в выходной сигнал датчика.

В разработанном схемотехническом решении интерфейсная схема является общей для всех ячеек матрицы, при этом количество объединяемых интерфейсной схемой ячеек зависит от конкретной области применения и требований к масштабированию. Емкостный принцип работы матричного датчика позволяет получить большую стабильность выходного сигнала по сравнению с пленочными тензорезистивными датчиками. Также среди других преимуществ разработанной матрицы можно простоту выделить изготовления, доступность используемых отсутствие материалов, необходимости индивидуальной настройки каждой ячейки И масштабируемость решения.

На базе разработанных схемотехнических и конструктивных решений были изготовлены экспериментальные прототипы единичного датчика, а также матриц датчиков с размерностью  $2 \times 2$ ,  $2 \times 3$  ячеек (рисунок 1) и матрица датчиков с размерностью  $4 \times 16$  (рисунок 2). Матричный датчик с размерностью  $2 \times 2$  был внедрен в схват манипулятора, матрица с четырьмя ячейками была внедрена в стопы антропоморфного робота «АНТАРЕС», разработанного ранее [4], [5]. Получаемые с матриц датчиков показания напряжения позволяют отследить процесс приближения конечности робота к поверхности объекта и однозначно определить переход к непосредственному контакту с ним. Более подробная информация по пункту 1 доступна в расширенной версии отчета по ссылке [6].



Рисунок 1 – Матрица датчиков давления и приближения из 6 ячеек в сравнении с матрицей из 4 ячеек и единичным датчиком



Рисунок 2 – Матрица датчиков давления и приближения на 64 ячейки

2. В связи с существенными различиями в характере графиков напряжения, полученных для различных типов материалов, не было определено обобщающее параметрическое выражение с конечным набором известных параметров, которое бы обеспечивало требуемую точность аппроксимации зависимости напряжения, генерируемого датчиком, от расстояния до объекта. Поэтому в ходе работы над пунктом 2, заявленного в плане работ научных исследований на отчетный период за 2020 год, были использованы метолы машинного обучения разработана И определения типа материала объекта и специализированная модель расстояния до него на основе методов машинного обучения.

Для построения модели, которая обеспечивает определение расстояния до объектов на основе разработанных технических решений, были апробированы следующие методы машинного обучения: метод опорных векторов (МОВ) (1), дерево решений (2), наивный байесовский классификатор (НБК) (3), случайный лес (4), логистическая регрессия (5), метод k-ближайших соседей (6), градиентный бустинг (7), модель нейронной сети (Keras, функция активации ReLU) (8).

Были проведены эксперименты по распознаванию типа материала объекта измерению расстояния до него. Изменение расстояния И осуществлялось в пределах от 0 до 10 мм с шагом в 1 мм. Образцы из двух типов материалов (проводники и диэлектрики) были закреплены на способами испытательном стенде тремя \_ без углового смещения относительно емкостного датчика, с угловым смещением 45° и в перекрытии одной ячейки.

Метод k-ближайших соседей оказался наиболее эффективным для решения задачи бинарной классификации для определения типа материала среди апробированных моделей (1-8), точность его работы составила 96,9%. В ходе экспериментов для задачи определения расстояния до объекта среди моделей (1-8) наиболее эффективным оказался метод случайного леса, точность его работы составила 72,8%.

Чтобы улучшить результаты определения расстояния до объекта было решено переобучить модель случайного леса, дополнив обучающую выборку информацией о типе материала, полученной с использованием модели kближайших соседей. Таким образом, на первом этапе производится определение типа материала посредством метода k-ближайших соседей, а затем распознанный класс материала и сигналы с датчиков подаются на вход модели на основе метода случайного леса. На выходе разработанной модели определяется расстояние до объекта в диапазоне от 1 до 10 мм. Разработанная модель на основе двух методов позволила повысить точность распознавания расстояния до объекта до 78,7%.

Надежный захват целевого объекта (ЦО) и дальнейшие манипуляции с ним при использовании комбинированных датчиков давления и приближения требуют определения точек контакта схвата манипулятора и ЦО. Данные точки (точки захвата) расположены на поверхности ЦО и обеспечивают наиболее надежное соприкосновение при захвате ЦО манипулятором. Была проведена сравнительная оценка решений по определению точек захвата ЦО, в результате которой был выбран метод 6-DOF GraspNet [7], поскольку он продемонстрировал наилучшие показатели по доле успешных попыток захвата ЦО для подавляющего большинства комбинаций параметров сцены, рассмотренных в работе [8]. В качестве входных данных методу 6-DOF GraspNet необходимо подать карту глубины, которая может быть получена способами, подробно исследованными В несколькими работе [9]. Проведенный сравнительный анализ [8] способов получения карты глубины позволил выбрать в качестве наиболее подходящего решения модель нейронной сети ResNet-50, дополненную Upsampling-слоями, поскольку данная модель обладает меньшим количеством обучающих параметров и требует меньшего количества данных для обучения.

По результатам проведенных исследований в ходе выполнения проекта был разработан алгоритм для захвата ЦО с использованием комбинированных матричных датчиков давления и приближения (рисунок 3), где введены следующие обозначения:

1. є – заданная точность ориентации относительно ЦО;

2. µ – заданная точность по положению относительно ЦО;

3. λ – заданная точность по касанию ЦО;

4. σ – отклонение по заданному давлению на ЦО для начала манипулирования.



Рисунок 3 – Алгоритм работы манипулятора с установленными матрицами датчиков давления и приближения на схвате

Согласно предложенному алгоритму на основе метода [7] осуществляется определение точки захвата объекта, т.е. целевой точки для перемещения рабочего органа манипулятора. Информация о положении целевой точки в дальнейшем используется для генерации траектории перемещения схвата. В качестве планировщика траектории используется метод RRT-Connect [10], выбранный в результате ранее проведенного Разработанный подробного анализа. алгоритм перемещения звеньев комбинированных использует информацию с датчиков давления И приближения, контролируя процесс приближения схвата манипулятора в малой окрестности точки захвата путем установки необходимой для захвата ориентации и положения с заданными точностями.

Для апробации предложенных решений на манипуляторе антропоморфного робота «АНТАРЕС» были получены основные кинематические уравнения в соответствии с его кинематической схемой с

помощью метода Денавита-Хартенберга, позволяющие решать прямую и обратную задачу кинематики.

Матрица комбинированных датчиков давления и приближения из 4-х ячеек была установлена в каждый палец двупалого захвата (рисунок 4), с которым был проведен ряд экспериментов по захвату объектов из проводящих и диэлектрических материалов, с различным расположением объекта относительно схвата манипулятора.



Рисунок 4 – Матрица датчиков давления и приближения в манипуляторе робота «АНТАРЕС»

На основе полученных экспериментальных данных и разработанной модели с применением машинного обучения установленные в манипулятор комбинированные матрицы датчиков позволяют определять приближение к объекту на расстоянии до 5 мм и измерять силу давления до 6 Н.

Результаты экспериментов захвату объекта, ПО смещенного относительно геометрического центра схвата манипулятора, показали, что приближение возможно однозначно определить к проводящему И диэлектрическому объекту до касания с ним и в момент захвата. Разработанная матрица датчиков позволяет определить точки касания с объектом и измерить контактные силы в каждой из них.

Для внедрения комбинированных датчиков давления и приближения в стопы педипуляторов антропоморфного робота был разработан алгоритм походки, который учитывает информацию с данных сенсоров при расчете кинематики. На рисунке 5 представлен разработанный алгоритм перемещения педипулятора на один шаг малой длины относительно исходного состояния, соответствующего устойчивому положению робота на двух педипуляторах, где  $\phi$  – заданная точность по приближению стопы педипулятора к поверхности перемещения робота;  $\theta$  – заданная точность, которая равна допустимому отклонению расчетного значения точки нулевого момента (THM) от желаемого.

Движение робота (ходьба) предполагает использование информации о желаемых значениях углов звеньев педипуляторов, положения центра масс (ЦМ) робота и ТНМ для каждого цикла управления. Предполагается, что в ЦМ концентрируется масса робота, что позволяет моделировать его динамику как

динамику инвертированного маятника. Основным источником информации для вычислений положения ЦМ и ТНМ являются данные с ячеек комбинированных матриц датчиков давления и приближения, установленных на каждой стопе педипулятора. С помощью разработанного алгоритма точки траектории перемещения робота, по вычисляются известным аналитическим выражениям решается обратная задача кинематики для помощью определения углов звеньев, которых рассчитываются с управляющие воздействия для каждого сочленения педипулятора.



Рисунок 5 – Алгоритм выполнения шага одним педипулятором

В стопы педипулятора робота «АНТАРЕС» были установлены разработанные комбинированные датчики давления и приближения, представленные на рисунке 6.



Рисунок 6 – Датчики давления и приближения в стопах робота «АНТАРЕС»

Внедрение комбинированных датчиков давления и приближения в стопы антропоморфного робота позволило значительно улучшить качество походки и поддержания равновесия. Робот способен поддерживать равновесие

в случае, когда шаг осуществляется на предварительно неизвестную наклонную поверхность. Проведены эксперименты, в которых робот совершал 20 отдельных шагов по двум типам наклонных поверхностей с углом наклона 5 и 10 градусов. Первый тип поверхности представлял собой искусственный газон с высотой ворса 10мм, вторая поверхность – ровный деревянный помост. На основе проведенных экспериментов, было выявлено, что при установке датчиков в основных точках опоры стопы количество ситуаций, связанных с потерей баланса и последующими падениями робота «АНТАРЕС» снизилось на 31,2%. Таких показателей удалось достигнуть за счет применения емкостного первичного преобразователя, который позволяет получать высокую чувствительность и низкое значение циклического дрейфа, что необходимо для точного расчёта ТНМ при каждом шаге. Проведенное циклическое нагружение матриц с деформируемой проставкой из силикона в течение 10000 циклов показало средний дрейф значений АЦП 1,39 %, что позволяет эксплуатировать датчик для силомоментного очувствления автономных робототехнических систем.

Установленная в схват манипулятора матрица датчиков позволяет определить точки касания с объектом и измерить контактные силы в каждой из них. Проведены эксперименты по захвату объектов, имеющих форму цилиндра, прямоугольного параллелепипеда и сферы. Объекты были выполнены из различных материалов: условно не деформируемые с твердостью более 50 единиц по Шору и легко деформируемые с твердостью материала менее 10 единиц по Шору. Обратная связь по силе давления позволяет осуществлять захват легко деформируемых объектов без нарушения их формы при предварительном задании допустимой силы схвата. Информация о силе давления схвата позволила минимизировать количество случаев выскальзывания объекта при манипулировании им до 0,89 %. Данные о приближении к объекту пальцев схвата манипулятора и позволяет успешно производить захват объекта на основе целевой точки в 97 % случаев.

Единовременное тактильное и силомоментное очувствление робототехнической системы позволяет улучшить ее функционирование в окружающей среде, что особенно актуально при взаимодействии в киберфизических средах с различными объектами и человеком.

Более подробная информация по пункту 2 доступна в расширенной версии отчета по ссылке [6].

3. В рамках выполнения работ по пункту 3, заявленному в плане работ на 2020 г. по данному проекту, была проведена экспериментальная оценка реализации метода получения виртуальных трехмерных представлений объектов окружающей среды, для определения их геометрических характеристик и положения в пространстве в соответствии с концепцией, предложенной в рамках предыдущего этапа проекта.

По результатам проведения ряда соответствующих экспериментальных исследований, было принято решение отказаться от формирования трехмерных представлений объектов в форме наборов вокселей за счет

использования видеоданных, получаемых средствами киберфизического интеллектуального пространства (КФП), поскольку такой подход к решению задачи при использовании большого числа средств КФП является крайне ресурсоемким и не позволяет осуществлять оценку в режиме реального времени, а соответственно не может быть масштабирован на сцены больших размеров. Кроме того, была выявлена проблема наложения дискретных трехмерных получаемых отдельными средствами КФП. сеток. наблюдающими исследуемые сцены с отличающихся ракурсов, связанная с погрешностями формирования таких сеток и соответственно приводящая к некорректному совмещению вокселей, признанных ассоциированными с представлениями объектов, выявленных на исследуемой сцене.

Таким образом, для решения задачи оценки пространственных характеристик объектов и получения их трехмерных представлений было предложено комплексное решение, основанное на распределении задач между сервисными роботами и компонентами КФП. Соответствующее решение включает в себя два ключевых компонента: подход к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению с использованием методов машинного обучения [6] и алгоритм получения трехмерных представлений и оценки пространственных характеристик объектов сцены с использованием сервисных робототехнических средств (РС) [6].

Разработанный подход к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению с использованием методов машинного обучения включает в себя следующие основные этапы:

1) Детектирование объектов на исследуемом изображении:

а. Передача полученного изображения с камеры RealSense D435 [11] в нейросетевую модель Mask R-CNN [12];

b. Определение количества объектов на изображении и их принадлежности к определенному классу объектов;

с. Выделение боксов на изображении, соответствующих задетектированным объектам;

d. Определение для каждого бокса пяти опорных точек: вершин и центра бокса;

2) Определение пространственных областей сцены, соответствующих пикселям исследуемого изображения, полученного с камеры RealSense D435;

3) Определение высоты, размеров и пространственных координат объектов, задетектированных на изображении.

Предложенный подход содержит три ключевых этапа, каждый из которых направлен на решение отдельной группы подзадач. По результатам первого этапа за счет применения нейросетевой модели Mask R-CNN к исследуемому изображению формируется массив О, состоящий из множества наборов опорных точек боксов объектов Pointsj и названий классов Clsj, соответствующих задетектированным объектам Obj. Второй этап разработанного подхода направлен на определение пространственных областей сцены, соответствующих пикселям исследуемого изображения, полученного с камеры RealSense D435. По итогам данного этапа формируется массив центров пространственных участков сцены Сі для пикселей, соответствующих опорным точкам боксов объектов из наборов Pointsj, входящих в состав массива О. На заключительном этапе данного подхода осуществляется определение оценок высоты, линейных размеров И пространственных координат объектов, задетектированных на исследуемом изображении. По результатам выполнения данного этапа в отношении каждого задетектированного на изображении объекта Obj ( $\forall Obj \in O$ ), определяются оценочные значения трех ключевых характеристик размера данных объектов (высота, длина и ширина), а также оценки местоположений данных объектов в системе координат, связанной с объективом фиксирующей видеокамеры. Обобщенная алгоритмическая модель разработанного подхода к оценке пространственных положений и характеристических свойств объектов сцены по изображениям представлена на рисунке 7.

8 представлены поэтапные Ha рисунке результаты работы разработанного подхода на некотором исследуемом изображении. На рисунке RGB-изображение исследуемой представлено сцены. Согласно 8.a разработанному подходу, в первую очередь осуществляются детектирование и классификация объектов с использованием нейросетевой модели Mask R-CNN (рисунок 8.б). На данном кадре было детектировано три объекта: стул, стол и шкаф. Далее, в соответствии с разработанным алгоритмом, для заданного участка сцены строится карта глубины с использованием камеры RealSense D435 (см. рисунок 8.в). На рисунке 8.г представлена карта глубины исследуемой сцены с выделенными боксами и подписанными классами объектов. Результаты определения пространственного положения и размеров задетектированных объектов представлены на рисунке 8.д.

Апробация и оценка качества разработанного подхода к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению с использованием методов машинного обучения проводилась на основании тестового набора данных, включающего в себя 12000 изображений различных сцен с офисными помещениями. Данный набор данных был сформирован с использованием камеры глубины RealSense D435. Каждому изображению **I**<sub>i</sub>, входящему в состав тестового набора данных, соответствует некоторый набор значений параметров **P**<sub>i</sub>. Описание данных параметров представлено далее:

1) Тип целевого объекта *Т*. Включает в себя 4 различных класса объектов: шкафы (1), стулья (2), столы (3), растения (4).

2) Размер целевого объекта *R*. В качестве параметра, характеризующего размер объектов, предлагается выбрать среднее значение длин проекций объекта на каждую из осей координат l (м). Таким образом, каждый целевой объект будет отнесен к одной из следующих категорий, исходя из значения l: 1 – [0; 0,5], 2 – [0,5; 1], 3 – [1; 2].

3) Уровень освещенности сцены L. Тестовый набор данных включает в себя изображения, сформированные при различных уровнях освещенности сцены: 50%, 70% и 100%, где за 100% взят нормативный уровень освещенности для офисных помещений [13].



Рисунок 7 – Обобщенная алгоритмическая модель разработанного подхода к оценке пространственных положений и характеристических свойств объектов сцены



a

В



Рисунок 8 – Поэтапные результаты работы предложенного подхода на некотором исследуемом участке сцены. a) RGB-изображение сцены с 2-3 простыми объектами на сцене; б) Результат работы Mask R-CNN с выделенными боксами и подписанными классами объектов; в) Карта глубины исследуемой сцены, полученная при помощи камеры RealSense D435; г) Карта глубины исследуемой сцены с выделенными боксами и подписанными классами объектов; д) Результирующее RGB-изображение с подписанными параметрами объектов

апробации результатам предложенного Согласно подхода, к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению на тестовом наборе из 12000 изображений предложенное решение показало приемлемый уровень точности определения размеров и пространственного положения объектов для изображений с уровнями освещенности 100% и 70%. Усредненные по классам значения относительной погрешности определения размеров объектов для соответствующих наборов изображений составили соответственно 0,1449 и 0,3313, а усредненные по классам значения относительного отклонения при определении пространственного положения объектов для данных наборов изображений составили – 0,1010 и 0,1711.

рамках выполнения проекта также был разработан алгоритм B представлений пространственных трехмерных оценки получения И

характеристик объектов сцены с использованием сервисных PC, направленный на уточнение полученных ранее (с использованием подхода, представленного выше) оценок пространственных характеристик целевых объектов, а также определение формы данных объектов. Рассмотрим ключевые шаги данного алгоритма:

1) Запрашиваются актуальные данные в отношении объекта  $Ob_i$  для которого требуется выполнить оценку его характеристик с использованием PC:  $Ob_i = \langle ID_i, Cl_i, R_i, Pos_i \rangle$ , где  $ID_i$  – уникальный идентификатор объекта в КФП;  $Cl_i$  – класс объекта ( $Cl_i \in Cl, Cl = \{Cl_j \mid j = (1,n)\}$ );  $R_i$  – линейный размер объекта, представляющий собой вектор, компоненты которого соответствуют оценкам длин проекций объекта  $Ob_i$  на оси координат трехмерного пространства;  $Pos_i$  – пространственное положение объекта, определенное как оценка положения центроида данного объекта.

2) Запрашивается информация в отношении актуального положения сервисного PC  $RS_i$ , которому была поставлена соответствующая задача по оценке пространственных характеристик объекта  $Ob_i$ :  $RS_i = \langle RSID_i, RSPos_i \rangle$ , где  $RSID_i$  — уникальный идентификатор сервисного PC;  $RSPos_i$  — пространственное положение данного PC, представленное вектором, описывающим положение данного устройства относительно некоторой системы отсчета в КФП.

3) В зависимости от класса целевого объекта  $Ob_i$ , определяется радиус региона интереса  $RReg_i$ . В общем случае регион интереса  $Reg_i$  представляет собой окрестность некоторого радиуса  $RReg_i$  вокруг предполагаемого местоположения объекта, оценка которого получена средствами КФП с использованием ранее описанного подхода. Радиус  $RReg_i$  определяется в соответствии со следующим выражением:  $RReg_i = \gamma * M(\{|R(Ob_k)|, Cl(Ob_k) = Cl(Ob_k), k \in (1,...,K)\}),$  где K – число зарегистрированных на территории КФП объектов.

Представленное выше выражение представляет собой медианную оценку линейных размеров всех объектов класса, к которому принадлежит целевой объект  $Ob_i$ , помноженную на некоторый коэффициент  $\gamma$ . Конечное выражение для  $\gamma$  определяется в рамках первичной настройки системы мониторинга и зависит от габаритов PC  $RS_i$ , реализующего выполнение задачи по оценке характеристик, и углов обзора фиксирующего устройства данного PC.

4) Определяем первичное представление региона интереса  $Reg_i$  как в плоскости XY радиуса *RReg<sub>i</sub>* с центром в точке, окружность соответствующей оценке пространственного положения целевого объекта  $Pos(Ob_i)$ . Совмещаем первичное представление региона интереса  $Reg_i$  с территории КΦП \_ Map. К двумерной картой результирующему представлению региона интереса  $FReg_i$  относятся лишь такие области  $A_i$ , которые одновременно принадлежат первичному представлению региона интереса, a также двумерной карте территории ΚΦΠ:

 $FReg_i = \{A_j \mid A_j \in Reg_i, A_j \in Map\}$ . Таким образом, из результирующего представления региона интереса  $FReg_i$  исключаются все области, находящиеся вне территории КФП.

5) На следующем шаге настоящего алгоритма с использованием подхода к глобальному планированию движения и оценке местности для наземных роботов в универсальных средах [14] осуществляется формирование маршрута движения сервисного PC  $RS_i$  и последующее перемещение данного PC по полученному маршруту до региона интереса  $FReg_i$ .

6) После того, как регион интереса  $FReg_i$  был достигнут, С использованием прямого монокулярного SLAM-алгоритма LSD-SLAM [15] осуществляется исследование результирующего региона интереса FReg<sub>i</sub>. По результатам применения LSD-SLAM формируется трехмерная карта PCloud<sub>i</sub> участка сцены, соответствующего двумерному региону интереса FReg<sub>i</sub>, в форме облака точек трехмерного евклидового пространства. Таким образом, полученное трехмерное представление исследуемого участка сцены может быть представлено в следующем виде:  $PCloud_i = \{P_{ij} \mid j = (1, N)\}$ , где N – число точек, облаку являющемуся точек, принадлежащих трехмерным представлением исследуемого участка сцены;  $P_{ii}$  – точка в трехмерном евклидовом пространстве, ассоциированная с исследуемым участком сцены.

7) Набор кадров видеоряда, полученных с фиксирующего устройства PC  $RS_i$ , которые были использованы в процессе формирования облака точек  $PCloud_i$  обозначим как  $Img_i$ :  $Img_i = \{Img_{im} | m \in (1,...,M)\}$ , где M – число уникальных кадров видеоряда, использованных в процессе формирования облака точек  $PCloud_i$ .

8) Для каждого кадра  $Img_{im}$  из набора  $Img_i$  известна позиция  $RSPos_m$  и ориентация  $RSrot_m$  PC  $RS_i$ , в которых оно находилось в момент фиксации такого кадра. Таким образом каждый кадр  $Img_{im}$  однозначно ассоциирован с некоторым пространственным положением PC, которое описывается позицией PC  $RSPos_m$  и ориентацией PC  $RSrot_m$ :

 $Img_{im} \to RSPos_m, Img_{im} \in Img_i, m \in \{1, ..., M\};$  $Img_{im} \to RSrot_m, Img_{im} \in Img_i, m \in \{1, ..., M\}.$ 

9) В отношении каждого пространственного положения РС  $RS_i$ , характеризуемого позицией  $RSPos_m$  и ориентацией  $RSrot_m$ , можно однозначно определить соответствующую позицию  $CPos_m$  и ориентацию  $Crot_m$  фиксирующей видеокамеры, установленной на данном РС. Таким образом, каждый кадр  $Img_{im}$  является однозначно ассоциированным с положением фиксирующей видеокамеры данного РС, описываемым позицией  $CPos_m$  и ориентацией  $Crot_m$ .

10) На следующем шаге в рамках настоящего алгоритма для каждого кадра  $Img_{im}$  из набора  $Img_i$  с использованием нейросетевой модели Mask R-CNN [13] осуществляется сегментация соответствующего изображения с целью выделения на нем сегментов целевого объекта  $Ob_i$ . Результирующее

сегментированное изображение обозначим как SegImg<sub>im</sub>, а выделенные нейросетевой моделью сегменты как Seg<sub>imw</sub>:

 $SegImg_{im} \rightarrow \{Seg_{imw} | Seg_{imw} \in SegImg_{im}, w \in (1, W)\},\$ 

где W – число уникальных сегментов, выделенных на изображении SegImg<sub>im</sub>.

Каждый сегмент изображения  $Seg_{imw}$ , в свою очередь, представляет собой некоторый набор пикселей данного изображения, ассоциированный с некоторым распознанным нейросетевой моделью объектом:  $Seg_{imv} = \{Pix_{imu} | u = 1,...,U\}$ , где U – число пикселей изображения  $SegImg_{im}$ , принадлежащих сегменту  $Seg_{imw}$ .

11) Далее, для каждого сегментированного изображения SegImg<sub>im</sub>, ассоциированного с кадром *Img<sub>im</sub>*, однозначно зная параметры И пространственное положение фиксирующего устройства (*CPos<sub>m</sub>*, *Crot<sub>m</sub>*), ассоциированное с кадром Img<sub>im</sub>, можно определить область на трехмерной карте исследуемого участка сцены, охватываемую данным фиксирующим устройством, и соответственно сформировать отображение пикселей *Pixima* сегментированного изображения SegImg<sub>im</sub> в точки трехмерного участка исследуемой сцены. Таким образом, с каждым пикселем *Pix<sub>ima</sub>* ассоциирован некоторый набор точек *PSet<sub>img</sub>* трехмерного участка исследуемой сцены:  $f: Pix_{imq} \rightarrow PSet_{imq}$ , где  $Pix_{imq}$  – некоторый пиксель сегментированного изображения SegImg<sub>im</sub>; PSet<sub>imq</sub> – набор точек, принадлежащих облаку точек  $PCloud_i$ , ассоциированный с данным пикселем; q – число уникальных точек в трехмерном пространстве, ассоциированных с пикселем *Pix<sub>ima</sub>*.

12) На следующем шаге в отношении каждого сегментированного изображения  $SegImg_{im}$  осуществляется поиск сегментов  $Seg_{imv}$ , соответствующих целевому объекту  $Ob_i$ . Некоторый сегмент  $Seg_{imv}$  признается связанным с целевым объектом в случае, если выполняется следующее условие:

$$Cl(Seg_{imv}) = Cl(Ob_i). \tag{1}$$

Набор сегментов изображения *SegImg<sub>im</sub>*, для которых справедливо выражение (1) обозначим как *SegSet<sub>im</sub>*:

$$SegSet_{im} = \{Seg_{imv} | ClSeg_{imv}\} = Cl(Ob_i), v = \overline{1,V},$$

где V – число уникальных сегментов на изображении  $SegImg_{im}$ , для которых справедливо выражение (см. выражение 1 в приложении).

13) Поскольку каждый сегмент из набора *SegImg<sub>im</sub>*, представляет собой набор пикселей, на следующем шаге алгоритма осуществляется определение набора *PixSet<sub>im</sub>* уникальных пикселей изображения *SegImg<sub>im</sub>*, которые были признаны связанными с объектом(-ами) целевого класса:

 $PixSet_{im} = Seg_{im1} \cup ... \cup Seg_{imV}, \forall Seg_{imv} \in SegSet_{im}, v = \overline{1, V}.$ 

14) Далее, в отношении каждого полученного набора уникальных пикселей *PixSet<sub>im</sub>* определяется результирующий набор уникальных точек в трехмерном пространстве *PSet<sub>im</sub>*, которые по результатам обработки изображения *SegImg<sub>im</sub>*, были признаны принадлежащими объекту(-ам) целевого класса:

 $PSet_{im} = \{f(Pix_{im1}) \cup ... \cup f(Pix_{imc}) | Pix_{imc} \in PixSet_{im}, c = 1, ..., C\},$ где C – число уникальных пикселей изображения  $SegImg_{im}$ , которые были признаны связанными с объектом(-ами) целевого класса.

15) На следующем шаге настоящего алгоритма, в отношении каждой точки  $P_{ij}$  трехмерного пространства, принадлежащей облаку точек  $PCloud_i$  исследуемого участка сцены, инициализируется частотный показатель  $Count_{ij}$ . Данный показатель призван отражать число вхождений точки  $P_{ij}$  ( $P_{ij} \in PCloud_i$ ) в наборы вида  $PSet_{im}$ . Определим функцию G(PSet, P) так, что:

$$\begin{cases} G(PSet, P) = 1, P \in PSet \\ 0 \end{cases}.$$
(2)

Тогда значение показателя *Count<sub>ij</sub>*, ассоциированного с некоторой точкой *P<sub>ij</sub>* может быть найдено следующим образом:

$$Count_{ij} = \sum_{m=1}^{M} G(PSet_{im}, P_{ij}).$$
(3)

16) Далее осуществляется формирование результирующего набора точек трехмерного пространства  $PRezSet_i$ , принадлежащих объекту(-ам) целевого класса. С целью повышения устойчивости получаемых результатов точка  $P_{ij}$  считается принадлежащей набору  $PRezSet_i$ , если частотный показатель *Count<sub>ij</sub>*, ассоциированный с данной точкой превосходит некоторое минимальное значение  $\eta$ :

$$P_{ij} \in PRezSet_i, \text{если:} \begin{cases} Count_{ij} \ge \eta, P_{ij} \to Count_{ij} \\ P_{ij} \in PCloud_i, j \in (1, ..., N) \end{cases}$$
(4)

Таким образом, набор  $PRezSet_i$  может быть определен следующим образом:  $PResSet_i = \{P_{il} | P_{il} \in PCloud_i, l = \overline{1,L}\}$ , где L – число уникальных точек в трехмерном пространстве, принадлежащих облаку точек  $PCloud_i$ , для которых справедливо выражение (4).

17) Поскольку существует ненулевая вероятность того, что в исследуемом регионе интереса  $FReg_i$ , помимо целевого объекта  $Ob_i$ , могут быть и иные объекты аналогичного класса, то точки из набора PRezSet<sub>i</sub> не могут быть однозначно интерпретированы, как точки, ассоциированные с целевым объектом. Для решения данной проблемы, а конкретно для идентификации как групп точек, связанных с различными объектами целевого определения занимаемых ИМИ областей класса. так И трехмерного пространства на исследуемом участке сцены воспользуемся гипотезой, что точки одного и того же объекта Ова формируют область, плотность точек внутри которой существенно превышает плотность за ее пределами. Приведенная выше формулировка задачи, BO многом совпадает с формулировкой задачи в рамках методов кластеризации по плотности элементов. В данном случае в качестве элементов выборки выступают точки  $P_{il}$ , принадлежащие набору  $PRezSet_i$ , а в качестве потенциальных кластеров – объекты целевого класса  $Ob_a$ , расположенные на исследуемом участке сцены.

Для решения приведенной выше задачи в рамках настоящего алгоритма, было принято решение использовать метод кластеризации DBSCAN [16]. Радиус окрестности *R* и пороговое число точек в окрестности *N*<sub>crit</sub> выбираются

таким образом, чтобы число выбросов по результатам кластеризации точек из набора *PRezSet*<sup>*i*</sup> было минимальным.

18) На следующем шаге осуществляется формирование наборов точек  $ObPSet_a$ , ассоциированных с некоторыми конкретными объектами  $Ob_a$ , выделенными на исследуемом участке сцены по результатам кластеризации. Некоторая точка  $P_{il}$  из набора  $PRezSet_i$  включается в набор  $ObPSet_a$ , если выполняется следующий набор условий:

$$\begin{cases} ClustID_{il} == ClustID_a \\ P_{il} \rightarrow ClustID_{il} \\ ObPSet_a \rightarrow ClustID_a \end{cases}$$
(5)

По результатам выполнения данного шага в отношении каждого выделенного на исследуемом участке местности объекта целевого класса  $Ob_a$  формируется соответствующий набор точек  $ObPSet_a$ .

19) Далее, осуществляется оценка пространственных положений каждого выделенного на исследуемом участке местности объекта целевого класса *Ob<sub>a</sub>*. Оценка пространственного положения каждого такого объекта выполняется в соответствии со следующим выражением:

$$Pos(Ob_a) = \frac{\sum_{h=1}^{H_a} P_{ih} | P_{ih} \in ObPSet_a}{H_a},$$
(6)

где  $H_a$  – число точек трехмерного пространства, принадлежащих набору  $ObPSet_a$ , ассоциированному с объектом  $Ob_a$ .

20) На следующем шаге осуществляется идентификация соответствия между целевым объектом  $Ob_i$  и некоторым выделенным объектом целевого класса  $Ob_a$ . Обозначим набор задетектированных объектов целевого класса как ObDet. Тождественным целевому объекту  $Ob_i$  признается такой объект  $Ob_a$  из набора ObDet, для которого представленное ниже выражение принимает минимальное значение:  $|Pos(Ob_i) - Pos(Ob_a)|$ .

Таким образом, по завершении данного шага, однозначно идентифицируется представление целевого объекта  $Ob_i$  – объект  $Ob_a$ , выделенный на исследуемом участке сцены. Кроме того, с целевым объектом  $Ob_i$  становится ассоциированным набор точек трехмерного пространства  $ObPSet_a$ .

21) Дальнейшие шаги настоящего алгоритма посвящены уточнению пространственных характеристик целевого объекта  $Ob_i$ , на основе информации об ассоциированных с ним точках трехмерного пространства  $P_{ih}$  ( $P_{ih} \in ObPSet_a, h=\overline{1,H_a}$ ). В первую очередь осуществляется корректировка оценки пространственного положения объекта:  $Pos(Ob_i) = Pos(Ob_a), Ob_a \rightarrow Ob_i$ . Далее обновляются значения оценки линейных размеров  $R_i$  данного объекта:

$$R(Ob_i) = (R_{xi}, R_{yi}, R_{zi}),$$
$$R_{xi} = \left|\frac{\sum_{j=1}^n R_{xminj}}{n} - \frac{\sum_{j=1}^n R_{xmaxj}}{n}\right|;$$

$$R_{yi} = \left| \frac{\sum_{j=1}^{n} R_{yminj}}{n} - \frac{\sum_{j=1}^{n} R_{ymaxj}}{n} \right|;$$
$$R_{zi} = \left| \frac{\sum_{j=1}^{n} R_{zminj}}{n} - \frac{\sum_{j=1}^{n} R_{zmaxj}}{n} \right|,$$

где  $R_{xmin}$ ,  $R_{ymin}$ ,  $R_{zmin}$  – наборы из *n* минимальных значений проекций точек из набора *ObPSet<sub>a</sub>* на оси координат *x*, *y* и *z* соответственно;  $R_{xmax}$ ,  $R_{ymax}$ ,  $R_{zmax}$  – наборы из *n* максимальных значений проекций точек из набора *ObPSet<sub>a</sub>* на оси координат *x*, *y* и *z* соответственно.

Форма объекта  $Ob_i$  представляет собой конечный неупорядоченный набор точек в трехмерном пространстве, связанных с исследуемым объектом и, в свою очередь, тождественна непосредственно набору точек  $ObPSet_a$ :

$$F(Ob_i) = ObPSet_a.$$

Результатом работы алгоритма является обновленный набор значений параметров целевого объекта  $Ob_i$ :  $<ID_i$ ,  $Cl_i$ ,  $R_i$ ,  $Pos_i$ ,  $F_i>$ , где  $R_i$  и  $Pos_i -$ обновленные оценки линейного размера и пространственного положения целевого объекта соответственно, а  $F_i -$ форма целевого объекта (набор точек в трехмерном пространстве, связанных с исследуемым объектом). Таким образом, представленный выше алгоритм за счет применения сервисного PC  $RS_i$ , а также ряда методов и подходов к анализу визуальных данных, обеспечивает обновление оценок пространственных характеристик целевого объекта  $Ob_i$ , полученных с использованием средств КФП, а также позволяет осуществить определение формы такого объекта.

4. В ходе выполнения пункта 4 и 5, заявленного в плане работ научного исследования по данному проекту на 2020 год был дополнительно разработан и апробирован метод отслеживания процессов взаимодействия пользователей с объектами на видеопоследовательностях, включающий в себя следующие основные этапы:

1) Детектирование на кадрах видеопоследовательности пар вида «пользователь – объект взаимодействия»:

а. Детектирование пользователей и объектов с использованием предобученной модели нейронной сети Mask R-CNN;

b. Определение потенциальных пар «пользователь – объект взаимодействия» с использованием разработанного алгоритма предварительной идентификации взаимодействия;

2) Идентификация фактов начала взаимодействия:

а. Получение данных о пользователе – детектирование и сегментация рук пользователя с использованием нейросетевой модели Yolo v3 [17];

b.Формирование карты глубины для кадров видеопоследовательности с помощью нейронной сети FCRN-DepthPrediction [18];

с. Идентификация фактов взаимодействия с использованием разработанного алгоритма, основанного на оценке пространственного положения рук пользователей относительно потенциальных объектов взаимодействия;

3. Анализ процессов взаимодействия пользователей с объектами:

а. Трекинг пар пользователь – объект в процессе взаимодействия за счет применения метода отслеживания объектов на основе рекуррентных нейронных сетей Rolo [19];

b. Идентификация завершения процессов взаимодействия.

Обобщенная алгоритмическая модель разработанного метода отслеживания процессов взаимодействия пользователей с объектами представлена на рисунке 9, а поэтапные результаты работы данной модели на некотором кадре видеопоследовательности – на рисунке 10.



Рисунок 9 – Обобщенная алгоритмическая модель разработанного метода отслеживания процессов взаимодействия пользователей с объектами на видеопоследовательности





Рисунок 10 – Результаты работы предложенной модели: а) исходный кадр видеопоследовательности; б) результаты детектирования пользователей и объектов; в) результаты выявления потенциальных пар «пользователь – объект взаимодействия»; г) результаты детектирования и сегментации рук; д) результаты формирования карты глубины для данного кадра видеоряда; е) результаты оценки производной функции *dF* в соответствии с алгоритмом идентификации взаимодействий; ж) результат идентификации взаимодействий между потенциальными парами «пользователь – объект»

В рамках проекта контроль, управление, а также распределение задач между компонентами КФП и сервисными РС обеспечивается разработанной в рамках проекта алгоритмической моделью мониторинга и управления манипуляций над объектами процессами на территории КФП [6]. Предложенная модель, используя набор разработанных в рамках данного проекта решений, позволяет реализовать полный автоматизированный мониторинг положений и состояний различного рода объектов на территории КФП, позволяет отслеживать факты появления, внесения новых объектов, а также изъятия уже зарегистрированных объектов с территории КФП. Предложенная модель также контролирует все процессы взаимодействия с объектами, осуществляемые как со стороны пользователей КФП, так и ΚΦΠ. представленных сервисными PC. компонентов В основе функционирования данной алгоритмической модели находятся, разработанные в рамках проекта и рассмотренные выше методы, подходы и алгоритмы, основанные на широком применении средств технического зрения технологий обучения, И машинного В том числе установленных непосредственно на сервисных РС, функционирующих на территории КФП.

## Сведения о достигнутых конкретных научных результатах в отчетном году

В ходе выполнения проекта в 2020 году были достигнуты следующие результаты.

1. Разработана матричная структура датчика давления и приближения, основанная на ранее разработанных комбинированных датчиках давления и приближения [2]. Традиционные конструкции комбинированных датчиков давления и приближения имеют раздельные первичные преобразователи физических величин. Разработанная матрица отличается от аналогов тем, что в ней используется единый первичный емкостный преобразователь для измерения двух физических величин – давления и приближения. Данная особенность позволяет повысить разрешение матрицы без увеличения её толщины. Разработанные схемотехническое и конструктивные решения позволяют легко масштабировать размерность матричного датчика и изменять параметры чувствительности и рабочего диапазона ячеек.

2. Разработана модель классификации типа материала и оценки расстояния до объекта на основе анализа выходных сигналов разработанного комбинированного матричного датчика средствами машинного обучения. Предложенное решение основано на последовательном применении в обработке данных метода k-ближайших соседей для определения типа материала и алгоритма случайного леса для итоговой оценки расстояния до объекта. По результатам проведенной апробации полученной модели точность определения типа материла составила 96,9%, а отклонение оценки расстояния до объекта от истинного значения не превышает 0,5 мм в 78,7% случаев.

3. Разработан алгоритм расчета траектории перемещения схвата манипулятора к целевой точке захвата с заданной точностью, который позволяет по полученной с помощью технического зрения и искусственных

нейронных сетей информации о точке захвата объекта построить траекторию манипулятора. Использование полученного аналитического решения прямой и обратной задач кинематики обеспечивает вычисление необходимых углов поворота каждого звена по промежуточным точкам сгенерированной траектории. Внедрение в пальцы схвата манипулятора комбинированных матричных датчиков давления и приближения позволяет корректировать ориентацию и положение схвата манипулятора с заданными точностями при приближении его к целевому объекту и при захвате объекта с учетом заданных отклонений.

4. Проведена апробация разработанной матричной структуры датчика давления и приближения в схвате манипулятора. Данные о приближении к объекту пальцев схвата манипулятора позволяют успешно производить захват объекта на основе информации о целевой точке в 97% случаев. Обратная связь по силе давления позволяет осуществлять захват легко деформируемых объектов без нарушения их формы при предварительном задании допустимой силы схвата. Использование данных о силе давления схвата в цепи управления позволило уменьшить количество случаев выскальзывания объекта при манипулировании им до 0,89 %.

5. Разработан и апробирован алгоритм перемещения педипулятора антропоморфного робота на один шаг малой длины относительно исходного состояния, соответствующего устойчивому положению робота на двух педипуляторах. В разработанном алгоритме для расчета положения центра масс и точки нулевого момента робота используются данные матрицы давления и приближения. Разработанный алгоритм был апробирован на антропоморфном роботе «AHTAPEC». Внедрение комбинированных датчиков давления и приближения в стопы антропоморфного робота, а также использование разработанного алгоритма позволило значительно улучшить качество походки и поддержания роботом равновесия. В результате внедрения разработанного алгоритма робот «АНТАРЕС» способен поддерживать равновесие при передвижении по неровным поверхностям, например, когда шаг осуществляется на наклонную поверхность, об угле наклона которой нет предварительных данных.

6. Проведена апробация разработанной матричной структуры датчика давления и приближения в стопах робота «АНТАРЕС». Было выявлено, что при установке датчиков в основных точках опоры стопы количество ситуаций, связанных с потерей баланса и последующими падениями робота «АНТАРЕС» снизилось на 31,2%.

7. Проведена экспериментальная оценка реализации ранее разработанного в рамках проекта метода получения виртуальных трехмерных представлений объектов окружающей среды, по результатам которой были выявлены уязвимости предложенного решения, в частности: низкая способность к масштабированию ввиду критического роста потребляемых вычислительных ресурсов при увеличении числа используемых средств киберфизического пространства (КФП); погрешности формирования и наложения дискретных сеток, связанных с отдельными средствами КФП,

приводящие к некорректному совмещению вокселей, признанных ассоциированными с представлениями объектов, выявленных на исследуемой сцене.

8. Разработано альтернативное решение задачи оценки пространственных характеристик объектов и получения их трехмерных представлений, основанное на распределении задач между сервисными роботами и компонентами КФП. Соответствующее решение включает в себя два ключевых компонента: подход к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению с использованием машинного обучения; алгоритм получения методов трехмерных представлений и оценки пространственных характеристик объектов сцены с использованием сервисных робототехнических средств.

9. Разработан подход к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению с использованием методов машинного обучения. Предложенный подход содержит три ключевых этапа, каждый из которых направлен на решение отдельной группы подзадач: детектирование объектов на исследуемом изображении; определение пространственных областей сцены, соответствующих пикселям исследуемого изображения, полученного с камеры RealSense D435; определение высоты, размеров и пространственных координат объектов, задетектированных на изображении. Согласно результатам апробации предложенного подхода к определению пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению на тестовом наборе из 12000 изображений предложенное решение показало приемлемый уровень точности определения размеров и пространственного положения объектов для изображений с уровнями освещенности 100% и 70%. Усредненные по классам значения относительной погрешности определения размеров объектов для соответствующих наборов изображений составили соответственно 0,1449 и 0,3313, а усредненные по относительного отклонения при определении классам значения пространственного положения объектов для данных наборов изображений составили – 0,1010 и 0,1711.

10. Разработан алгоритм получения трехмерных представлений и оценки пространственных характеристик объектов сцены с использованием сервисных робототехнических средств, направленный на **уточнение** полученных с использованием средств КФП оценок пространственных характеристик целевых объектов, а также определение формы данных объектов. Предложенный алгоритм основан на комбинированном применении прямого монокулярного SLAM-алгоритма LSD-SLAM и сегментационной нейросетевой модели Mask R-CNN, обеспечивающих построение трехмерного облака точек исследуемого участка сцены и идентификацию точек, ассоциированных с объектами целевого класса. Последующее использование метода кластерного анализа DBSCAN, а также априорной информации в отношении местоположения целевого объекта, полученной оценки КФП посредством применения подхода к определению средствами пространственного положения и размеров объектов сцены по изображению с

использованием методов машинного обучения, позволяет определить набор точек, соответствующих целевому объекту, и образующих его трехмерное представление. Последующий анализ данного набора точек позволяет скорректировать оценку пространственных характеристик объекта.

апробирован 11. Разработан И метод отслеживания процессов взаимодействия пользователей с объектами на видеопоследовательностях, включающий в себя следующие основные этапы: детектирование на кадрах видеопоследовательности пар вида «пользователь – объект взаимодействия»; взаимодействия; идентификация факта начала анализ процессов взаимодействия пользователей с объектами. По результатам апробации метода отслеживания взаимодействий пользователей с предложенного наборе 1000 видеопоследовательностей, объектами на тестовом ИЗ предложенное решение показало довольно высокое качество детектирования и отслеживания взаимодействий для видеопоследовательностей с уровнями освещенности 100% и 50%. Усредненные показатели точности (accuracy, recall, precision) детектирования взаимодействий для соответствующих наборов видеопоследовательностей составляют {0,82; 0,78; 0,76} и {0,70; 0,59; усредненные 0.70} соответственно, а доли корректно отслеженных взаимодействий для данных наборов видеопоследовательностей составили 81% и 71%.

12. Разработана модель мониторинга управления процессами И КФП. над объектами на территории Данная манипуляций модель обеспечивает контроль, управление, а также распределение задач между компонентами КФП и сервисными робототехническими средствами в рамках реализации процессов оценки пространственных характеристик и положения процессов объектов. а также мониторинга взаимодействий с соответствующими объектами. Предложенная модель, используя набор разработанных в рамках данного проекта решений, позволяет реализовать полный автоматизированный мониторинг положения и состояния объектов различного типа на территории КФП. Кроме того, она позволяет отслеживать факты появления, внесения новых объектов, а также изъятия уже зарегистрированных объектов с территории КФП. Предложенная модель процессы взаимодействия также контролирует все с объектами, осуществляемые как со стороны пользователей КФП, так и со стороны представленных сервисными робототехническими компонентов КФП, средствами.

## Литература

1. Krestovnikov K., Saveliev A., Cherskikh E. Development of a circuit design for a capacitive pressure sensor, applied in walking robot foot // 2020 IEEE 20th Mediterranean Electrotechnical Conference (MELECON). IEEE, 2020. C. 243-247. DOI: 10.1109/MELECON48756.2020.9140509

2. Ерашов А.А., Крестовников К.С., Быков А.Н. Разработка схемотехнического решения и конструкции емкостной матрицы датчиков

давления для применения в робототехнике // Робототехника и техническая кибернетика. №4. 2020 (Принято к печати)

3. Krestovnikov K., Cherskikh E., Zimuldinov E. Combined Capacitive Pressure and Proximity Sensor for Using in Robotic Systems // Proceedings of 15th International Conference on Electromechanics and Robotics "Zavalishin's Readings" (ER(ZR) 2020). – Springer, Singapore, 2021. – P. 513-522. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5580-0\_42

4. Pavluk N., Ivin A., Budkov V., Kodyakov A., Ronzhin A. Mechanical leg design of the anthropomorphic robot Antares //International Conference on Interactive Collaborative Robotics. – Springer, Cham, 2016. – C. 113-123.

5. Pavluk N., Denisov A., Kodyakov A., Ronzhin A. Mechanical Engineering of Leg Joints of Anthropomorphic Robot // In MATEC Web of Conferences. – EDP Sciences, 2016. – Vol. 77. – p. 04006.

6. Расширенный отчет о выполнении проекта № 16-19-00044 «Принципы распределения задач между сервисными роботами и средствами киберфизического интеллектуального пространства при многомодальном обслуживании пользователей» в 2020 году [Электронный ресурс]. URL: https://lk.spiiras.nw.ru/command.php?a=DownloadFilePublic&t=TProject&p=f\_fi nal\_report&id=475466

7. Mousavian A., Eppner C., Fox D. 6-dof graspnet: Variational grasp generation for object manipulation // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2019

8. Яковлев Р.Н., Рубцова Ю.И., Ерашов А.А. Сравнительная оценка подходов к определению точек захвата объектов робототехническим средством// Мехатроника. Автоматизация. Управление. №2. 2021 (Принято к печати)

9. Rubtsova J., Iakovlev R. Comparative Analysis of Approaches to Depth Map Generation for Robot Navigation //International Confer-ence on Interactive Collaborative Robotics. – Springer, Cham, 2020. – C. 265-272. https://doi.org/10.1007/978-3-030-60337-3\_26

10. Kuffner J. J., LaValle S. M. RRT-connect: An efficient approach to singlequery path planning //Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No. 00CH37065). – IEEE, 2000. – T. 2. – C. 995-1001.

11. Keselman L., Iselin Woodfill J., Grunnet-Jepsen A., Bhowmik A. Intel realsense stereoscopic depth cameras //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. – 2017. – C. 1-10.

12. Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask r-cnn //Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. – 2017. – C. 2961-2969

13. ГОСТ Р 55710-2013 Освещение рабочих мест внутри зданий. Нормы и методы измерений: утвержден и введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 8 ноября 2013 г. N 1364-ст. – URL: http://docs.cntd.ru/document/1200105707

14. Krüsi P. et al. Driving on point clouds: Motion planning, trajectory optimization, and terrain assessment in generic nonplanar environments //Journal of Field Robotics.  $-2017. - T. 34. - N_{\odot}. 5. - C. 940-984.$ 

15. Engel J., Schöps T., Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM //European conference on computer vision. – Springer, Cham, 2014. – C. 834-849.

16. Schubert E. et al. DBSCAN revisited, revisited: why and how you should (still) use DBSCAN //ACM Transactions on Database Systems (TODS).  $-2017. - T. 42. - N_{\odot}. 3. - C. 1-21.$ 

17. Redmon J., Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement //arXiv preprint arXiv:1804.02767. – 2018.

18. Laina I., Rupprecht C., Belagiannis V., Tombari F., Navab N. Deeper depth prediction with fully convolutional residual networks //2016 Fourth international conference on 3D vision (3DV). – IEEE, 2016. – C. 239-248.

19. Ning G., Zhang Z., Huang C., Ren X., Wang H., Cai C., He Z. Spatially supervised recur-rent convolutional neural networks for visual object tracking //2017 IEEE Inter-national Symposium on Circuits and Systems (IS-CAS). – IEEE, 2017. – C. 1-4.