

МЕТОД РАСПОЗНАВАНИЯ ПОДВОДНЫХ ОБЪЕКТОВ ИСКУССТВЕННОГО ПРОИСХОЖДЕНИЯ

В.А. Бобков, А.П. Кудряшов

Статья посвящена актуальной проблеме обнаружения подводных объектов предположительно искусственного происхождения (ОИ) в рамках миссии мониторинга морского дна с использованием автономного необитаемого подводного аппарата (АНПА), оснащенного стереокамерой. К такого рода объектам относятся, наряду с объектами подводной промышленной инфраструктуры, затонувшие объекты, объекты военного назначения и др. В частности, актуальной задачей является обнаружение ОИ рядом с трубопроводами и другими коммуникациями. Обнаружение этих объектов предполагает их локализацию в автоматическом режиме и распознавание характеристик, указывающих на искусственный характер происхождения объекта. В отличие от традиционного подхода, основанного на сравнении входных данных с априори заданной моделью объекта, в данной работе предлагается метод непосредственного распознавания методами компьютерного зрения характерных для ОИ элементарных геометрических элементов (ГЭ) во входном 3D-облаке точек, получаемым обработкой стереопары изображений. В качестве таких ГЭ рассматриваются пространственные отрезки (ребра параллелепипедов), сферические поверхности, а также цвет, текстура и другие признаки. Согласно предполагаемой методике непосредственная идентификация обнаруженного ОИ с принятием решений о последующих действиях будет осуществляться оператором в режиме офф-лайн на основе анализа полученных снимков и данных автоматической алгоритмической обработки на борту АНПА. Проведенные вычислительные эксперименты с модельными данными подтвердили перспективность предложенного метода обнаружения подводных ОИ.

Ключевые слова: объект искусственного происхождения, распознавание, стереоизображения, автономный необитаемый подводный аппарат, 3D облако точек, геометрические элементы

Введение

Одной из актуальных задач сегодня в области подводной робототехники является поиск и распознавание искусственных подводных объектов по фотоизображениям с использованием АНПА. В [1] проведен обзор как алгоритмических, так и нейросетевых методов, обсуждаются все тенденции в алгоритмах обнаружения подводных объектов и проводится комплексное сравнительное исследование. В целом все методы можно разделить на два класса: алгоритмические методы и методы машинного обучения.

Алгоритмические методы обработки изображений включают в себя: гистограммный анализ (анализ распределения цветов в изображении, что может помочь выделить объекты, отличающиеся по цвету от фона), обнаружение краев (объекты могут иметь характерные геометрические формы (например, пря-

моугольники для ящиков, круги для колес и т.д.), сегментация изображений, использование текстурных признаков (таких как Local Binary Patterns (LBP) или гистограммы градиентов (HOG)) с последующим анализом полученных данных.

Методы машинного обучения. Использование предварительно обученных моделей для определения класса объекта. Этот тип методов базируется на применении нейросетей различных типов. Они направлены на извлечение основных характеристик или признаков исходных образов и изображений, а также классификацию этих образов и на решение задач оптимизации. Применяются архитектуры: сверточные сети (convolutional neural networks — CNN), трансформеры (visual transformers), автоэнкодеры (autoencoders) и ряд других. Нейросетевые методы часто обеспечивают высокую точность распознавания образов, особенно когда имеется доступ к

большим объемам данных для обучения. Они могут быть адаптированы к различным задачам распознавания образов: сегментации, классификации, детекции объектов. Нейросети способны автоматически извлекать сложные признаки из изображений. Это делает их эффективными в распознавании объектов с разнообразными текстурными и геометрическими характеристиками. Обзор эволюции нейросетевых методов обнаружения объектов представлен в [2]. К недостаткам нейросетевых методов можно отнести то, что для достижения высокой точности нейросети требуют большого количества данных для обучения, что может быть ограничивающим фактором в случае ограниченной доступности данных. Обучение и работа с нейросетями требует значительных вычислительных ресурсов и специализированных аппаратных ускорителей. Неправильно подобранные данные могут привести к переобучению или низкой производительности нейросетей.

В данном обзоре мы остановимся на алгоритмических методах поиска объектов. К ним можно отнести следующие работы.

В [3] авторы предлагают метод обнаружения искусственных объектов и материалов на изображениях окружающей (не городской) местности. Подход использует анализ компонентов оттенков и насыщенности (HSV and YCbCr) изображения в качестве входных данных для модуля сегментации, в котором используется метод среднего сдвига. Этот метод может обнаруживать различные неестественные объекты и в первую очередь предназначен и оптимизирован для обнаружения людей на фотоснимках. Авторы, правда, утверждают, что ошибка второго рода достигает 40%.

В [4] на основе механизма визуального восприятия текстуры предлагается метод обнаружения искусственных объектов путем извлечения особенностей текстуры и геометрической структуры. Искусственные объекты маркируются обнаружением линий и углов на основе отклика оператора Сюзен (Susan operator), а края обнаруживаются с помощью метода Тупина (Turin approach). Классификации авторы не делают, просто выделяют предположительно искусственные участки изображения.

В статье [5] приводятся результаты исследования эффективности алгоритма поиска и распознавания малоконтрастных объектов изображений в системе технического зрения подводного робота. Авторами предложен алгоритм поиска и распознавания искусственного объекта по его известным геометрическим и контурным характеристикам. Алгоритм, по сути, подобен алгоритму вычисления двумерной корреля-

ционной функции между двух изображений: контуром эталона, снятого под разными углами и с разным масштабом, и рассматриваемым видом. Контурные извлекаются методом Робертса.

Метод на основе анализа контуров объектов предложен в [6]. Авторы утверждают, что контуры искусственных объектов в основном состоят из прямых линий, угловых точек и простых кривых, а контуры природных объектов обычно состоят из сложных кривых и нескольких угловых точек. И на основании этого утверждения делают свою классификацию на естественный/искусственный объекты.

Метод на основе анализа формы объекта с применением инвариантов, в частности для детектирования одной модели подводных мин, предложен в [7]. Использованы только модельные данные на однородном фоне.

В [8] и [9] рассматривается проблема распознавания объектов из бесцветных 3D-облаков точек в подводных средах. В ней представлены обзор и сравнение производительности современных глобальных дескрипторов для целей распознавания 3D-объектов, когда 3D-модель объекта доступна априори. Рассматриваемые методы предназначены для таких сценариев применения, как осмотр, техническое обслуживание и ремонт (IMR) промышленных подводных конструкций, состоящих из труб и соединительных объектов.

В [10] приведена реальная система 3D-зрения, установленная на подводном роботе. В частности, тут реализован алгоритм выделения отдельных объектов методом нахождения и анализа их контуров. Для отработки алгоритма используется съемка в бассейне, куда помещены контрастные объекты. Также вычисляются габариты и расстояния до объектов. Однако задача классификации обнаруженных объектов на естественный/искусственный не решается. Продолжением работы этого же коллектива разработчиков является [11], в которой используются уже реальные данные в морской среде, для детектирования отдельных объектов служат критерии цветового подобия (с переводом цветовой схемы из RGB в HSV) и построения по ним замкнутого контура искомого объекта.

В [12] авторы предлагают метод обнаружения искусственных структур на подводных фотоснимках. Для этого ими были оценены три метода извлечения признаков изображения: цветовые моменты, локальные бинарные шаблоны (LBP) и разложение вейвлета Хаара (colour moments, local binary patterns (LBP), Haar wavelet decomposition) на предмет их способности отличать подводные структуры от фоновых областей. По утверждению авторов, из трех рассмотрен-

ных методов извлечения признаков LBP оказался наиболее эффективным.

Следует также отметить статью [13], в которой авторы предлагают метод выделения отдельных объектов на подводных фотоснимках с использованием глобального контраста. Основная цель работы состоит в выделении малоконтрастных объектов в сильно зашумлённых снимках, что позволит в значительной степени удалить фоновый шум и значительно повысить точность метода обнаружения подводных объектов.

В настоящей статье предлагается метод автоматического обнаружения подводных объектов искусственного происхождения (ОИ) по фотоизображениям с использованием АНПА. В отличие от традиционного подхода, основанного на сравнении входных данных с априори заданной моделью объекта, в данной работе предлагается метод непосредственного распознавания характерных для ОИ элементарных геометрических элементов (ГЭ) во входном 3D-облаке точек. Особенностью данной постановки задачи является автоматическая идентификация ОИ без непосредственной конкретизации его типа (согласно рассматриваемому режиму инспекции непосредственное распознавание типа объекта осуществляется в режиме offline).

■ Постановка задачи

Решается задача обнаружения подводных объектов предположительно искусственного происхождения (ОИ) в рамках миссии мониторинга морского дна с использованием АНПА, оснащенного стереокамерой. Обнаружение такого рода объектов предполагает их локализацию в автоматическом режиме и распознавание характеристик, указывающих на искусственный характер происхождения объекта. Необходимо разработать алгоритмический подход к решению этой задачи, основанный на обработке фиксируемых оптических стереоизображений методами компьютерного зрения. В качестве характерных признаков ОИ в алгоритмическом подходе рассматриваются геометрические характеристики, текстуры и другие признаки. Согласно предполагаемой методике непосредственная идентификация обнаруженного ОИ с принятием решений о последующих действиях будет осуществляться оператором в режиме офф-лайн на основе анализа полученных снимков и данных автоматической обработки (пространственные геометрические характеристики). В частности, одной из практически важных задач указанного типа является обнаружение предметов

искусственного происхождения возле подводного трубопровода. Для навигации АНПА используется ранее разработанный авторами метод визуальной навигации (МВН).

Таким образом, решение указанной проблемы обнаружения подводных ОИ с использованием АНПА требует решения задач:

- разработка методов/алгоритмов распознавания/идентификации подводных ОИ на основе предложенных характерных признаков таких объектов;
- совместное функционирование предлагаемого метода распознавания ОИ с методом МВН;
- выполнение вычислительных экспериментов с получением оценок эффективности разработанных алгоритмов.

■ Метод поиска и распознавания ОИ

Поиск и распознавание ОИ выполняется регулярно с заданным шагом при прохождении по поисковой траектории АНПА. Расчет траектории движения выполняется методом визуальной навигации (МВН) [14], который обеспечивает вычисление положения и ориентации АНПА в каждой позиции траектории движения на основе обработки стереоизображений. Под шагом здесь понимается расстояние между соседними расчетными позициями траектории. Шаг можно измерять в кадрах, снимаемых с фиксированной частотой камерой АНПА. Для надежной работы МВН расчеты в позициях траектории выполняются с таким шагом, чтобы перекрытие на снимках соседних позиций было не менее 50%. Промежуточным результатом работы МВН является сопоставленное 2D-множество точечных особенностей на изображениях двух смежных стереопар и их 3D-представление (3D-облако) в системе координат (СК) камеры текущей позиции. 3D-облако служит входными данными для работы предлагаемого метода поиска и распознавания ОИ. В отличие от традиционного подхода, основанного на сравнении входных данных с априори заданной моделью объекта [8], в данной работе предлагается метод непосредственного распознавания характерных для ОИ элементарных геометрических элементов (ГЭ) во входном 3D-облаке точек.

В качестве пространственных ГЭ рассматриваются ребра и сферические поверхности, а на изображениях стереопары – соответствующие им прямолинейные отрезки и окружности (рис.1).

Координаты пространственных ГЭ вычисляются в СК камеры текущей позиции траектории АНПА. Распознавание выполняется в каждой позиции поисковой траектории.



Рис. 1. Примеры искусственных объектов на дне. Модельные сцены:
а – сцена «Бочка»; б – сцена «Свалка»; в – сцена «Сферы»

При распознавании используются три основных предположения для формирования вероятностной оценки и принятия на её основе решения об обнаружении ОИ:

- объект возвышается над морским дном;
- объект имеет в 3D-пространстве видимые ребра и/или сферическую поверхность. Их проекции на изображении детектируются методом Хафа;
- объект имеет цветовой тон, отличающийся от морского дна.

Подтверждение каждого из указанных признаков оценивается в баллах. Решение об обнаружении ОИ при обработке очередного кадра принимается на основе суммарной оценки в баллах с учетом пороговой величины.

Вычислительная схема метода распознавания ОИ реализуется следующим образом.

Проход по всей заданной траектории с выполнением поисковой миссии.

Для двух соседних позиций ($i-1$) и i траектории АНПА выполняется:

1. Фиксация камерой АНПА двух стереопар снимков.

2. Формирование 3D-облака точек методом визуальной навигации (МВН) в системе координат (СК) камеры каждой позиции.

3. Вычисление матрицы координатного преобразования $H_{i-1,i}$ (МВН) из СК позиции $i-1$ в СК позицию i .

При обработке изображения текущей позиции производятся:

1. Удаление на изображении рельефа дна (рис. 2. а, б, в)
2. Поиск/выделение окружностей методом Хафа. Предполагается, что окружность может быть контуром сферического сегмента (рис. 2, г).

3. Фильтрация окружностей:
 - исключение вложенных окружностей, а также слишком больших или слишком маленьких;
 - окружность должна содержать точки, принадлежащие возвышению над дном.

4. Поиск/выделение сферических поверхностей.
Для каждой из найденных окружностей на снимке:
 - выполняется перебор комбинаций четверок точек из точек 3D-облака, проекции которых попадают в окружность;
 - для каждой четверки выполняется построение сферы (неизвестные параметры сферы: положение центра, радиус сферы); решается система уравнений (1):

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2 = (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 + (z-z_2)^2 \\ (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2 = (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 + (z-z_3)^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 + (z-z_3)^2 = (x-x_4)^2 + (y-y_4)^2 + (z-z_4)^2 \end{cases} \quad (1)$$



Рис. 2. Предварительная обработка изображений: а) построение карты глубин; б) размытие карты глубин (исключение детализации); в) вычитание из исходной карты глубин и выполнение пороговой фильтрации методом Оцу; г) выделение окружностей методом Хафа

– проверяются остальные точки на принадлежность к поверхности сферы с использованием метода случайных выборок RANSAC;

– если более половины точек попали на поверхность сферы, то считаем сферу найденной и останавливаем поиск.

5. Поиск/выделение 2D-отрезков методом Канни.

6. Поиск/выделение 3D-отрезков с использованием стереоэффекта:

– сопоставление точек методом SURF на 2D-отрезках, выделенных на изображениях стереопары;

– вычисление 3D-координат точки методом триангуляции лучей на сопоставленных её образах;

– построение пространственного отрезка по двум (или более) точкам.

■ Результаты

Для оценки эффективности предложенного метода распознавания ОИ были выполнены вычислительные эксперименты с модельными данными. Для экспериментов были построены три виртуальные сцены в среде программного моделирующего комплекса [15] (рис. 3).

Сцена 1 состоит из рельефа дна и ОИ в виде бочки, покрытой ржавчиной (были проведены эксперименты с различным положением бочки – как лежащей на грунте, так и частично утопленной в грунт под разными углами); сцена 2 состоит из рельефа дна и множества ОИ: бочки, огнетушители, ящики, трубы, колонны и т.п.; сцена 3 состоит из рельефа дна

и покрытого илом подводного трубопровода, двух лежащих на грунте рядом с трубопроводом сферических объектов и одного ложного объекта типа параллелепипед. Все объекты заданы идеальными множествами 3D-точек. Заметим, что на практике величина погрешностей в точках 3D-облака определяется погрешностью работы метода SURF и метода триангуляции лучей на стереопаре. Поэтому при проведении экспериментов для оценки влияния погрешности в задании 3D-облака на надежность метода распознавания объектов входные данные искажались (внесением погрешностей в координаты 3D-точек).

Результаты экспериментов представлены в таблице и на рис. 4.

Результаты вычислительных экспериментов

Сцена	Протяженность сцены, кадры	Время обработки на кадр в среднем, с	Вероятность нахождения ОИ	Вероятность ошибки идентификации	Точность
1. Бочка	30	0,2	100%	0%	-
2. Свалка	120	0,4	97%	2%	-
3. Сферы	8	0,8	100%	8%	От 2 до 12 см

Пояснение. Под «Вероятностью ошибки идентификации» в таблице понимается вероятность обозначить несуществующий или естественный объект (например, камень) как ОИ. Точность детектирования указывается только для сфер, поскольку для них возможно сравнение с моделью. Для остальных объектов указывается только вероятность присутствия ОИ на кадре.

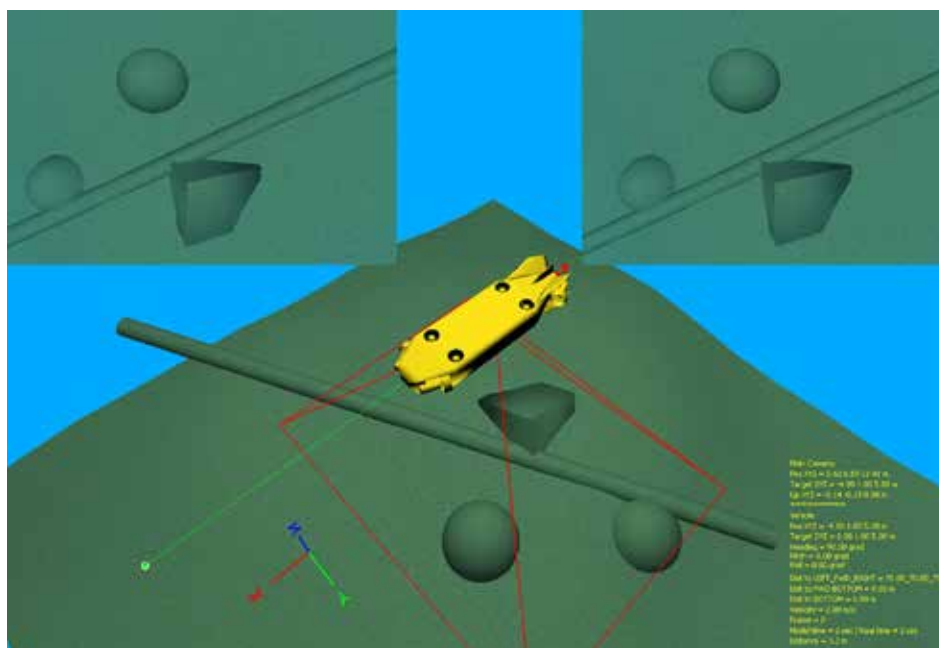


Рис. 3. Моделирующий комплекс: виртуальная сцена 3

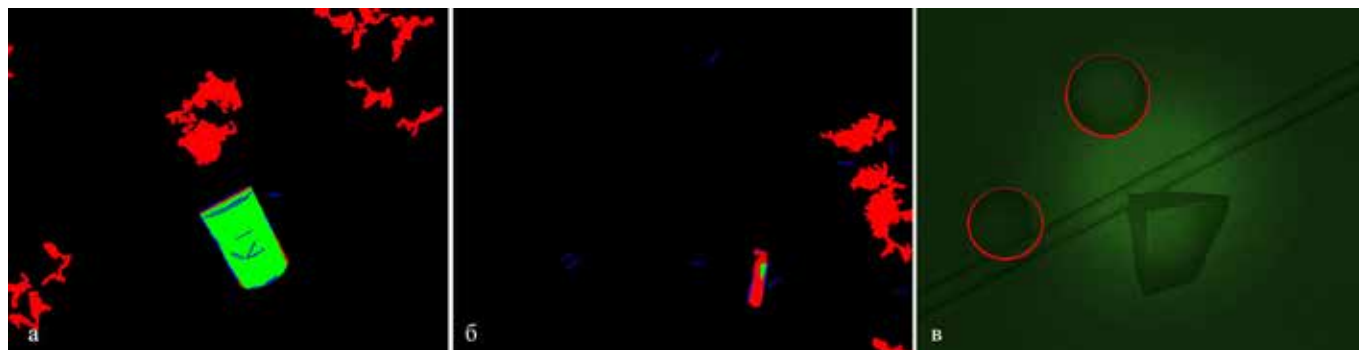


Рис. 4. Найденные ОИ на сценах. На изображениях а и б красными пятнами показаны отличающиеся области по тону, зелеными – области возвышения над грунтом, синим – найденные отрезки. Области, где минимум две этих области пересекаются, детектируется как вероятный искусственный объект. На изображении в красным цветом показаны найденные сферы

Заключение

В работе предложен и протестирован метод распознавания подводных ОИ по стереоизображениям с использованием АНПА. Метод основывается на распознавании характерных для ОИ признаков, в качестве которых в настоящей реализации рассматриваются пространственные отрезки (ребра параллелепипеда), сегменты сферических поверхностей и цвет. Перечень признаков в следующей версии будет расширен. Входными данными для работы метода являются 3D-облака точек, предварительно сгенерированные по стереоизображениям. Результаты экспериментов с модельными данными показали работоспособность предложенной алгоритмической реализации. В перспективе планируется тестирование метода на реальных данных. Также планируется применение нейросетевого подхода к решению задачи обнаружения подводных ОИ.

Гранты и программы

Исследование выполнено за счет государственной темы ИАПУ ДВО РАН 121021700006-0 (FWFW-2021-0004).

Сведения об авторах

БОБКОВ Валерий Александрович, д.т.н., г.н.с.
Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН
Почтовый адрес: 690041 Владивосток, ул. Радио 5, к 408
Область научных интересов: Компьютерная графика, Машинное зрение, Автономные подводные аппараты
Тел.: 89147967295. E-mail: bobkov@dvo.ru
ORCID: 0000-0001-9722-5158

КУДРЯШОВ Алексей Павлович, к.т.н., с.н.с.
Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН
Почтовый адрес: 690041 Владивосток, ул. Радио 5, к 408
Область научных интересов: Компьютерная графика, Машинное зрение, Автономные подводные аппараты
Тел.: 89147054446. E-mail: alkud1981@mail.ru
ORCID: 0000-0003-3595-3648

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Gomes D., Saif A.F., Nandi D. Robust Underwater Object Detection with Autonomous Underwater Vehicle: A Comprehensive Study // *Proceedings of the International Conference on Computing Advancements*. 2020.
2. Yibo S., Zhe S., Weitong Ch. The evolution of object detection methods // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. No. 133 (1). P. 108458.
3. Dujmić H., Papić V., Turić H. A New Method for Detection of Artificial Objects and Materials from Long Distance Environmental Images // *International Journal of Mathematical. Physical and Engineering Sciences*. 2010. Vol. 4, No. 1. P. 22–26.
4. Fei C., Chen H., Ma J. Man-made Object Detection Based on Texture Visual Perception // *International Journal of Engineering and Manufacturing*. 2012. Vol. 2. P. 01–08.
5. Бородулин В.В., Чемерис Д.С., Сай С.В., Сорокин Н.Ю. Алгоритм поиска и распознавания искусственных объектов подводных изображений // *Вест. ТОГУ*. 2012. № 3 (26). С. 67–74.
6. Guili X., Wang Z., Cheng Y., Tian Y., Zhang C. A man-made object detection algorithm based on contour complexity evaluation. *Chinese Journal of Aeronautics*. 2017. No. 30. P. 1931–1940.
7. Кузьменко А.В. Идентификация подводных объектов по оптическому изображению // *Морские интеллектуальные технологии*. Т. 48, № 2-2. 2020.
8. Himri K., Ridao P., Gracias N. 3D Object Recognition Based on Point Clouds in Underwater Environment with Global Descriptors: A Survey // *Sensors*. 2019. No. 19. P. 4451.
9. Himri K., Ridao P., Gracias N. Underwater Object Recognition Using Point-Features, Bayesian Estimation and Semantic Information // *Sensors*. 2021. No. 21. P. 1807.
10. Кабанов А.А., Крамарь В.А., Крамарь О.А. Система 3D-зрения для подводного робототехнического комплекса // *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. 2021. № 2 (54). С. 113–125.
11. Kramar V., Kabanov A., Kramar O., Fateev S., Karapetian V. Detection and Recognition of the Underwater Object with Designated Features Using the Technical Stereo Vision System // *Fluids*. 2023. Vol. 92, No. 8.
12. Roberts P., Helmholtz P., Parnum I., Krishna A. Image feature extraction methods for structure detection from underwater imagery // *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Cairo: Egypt, 2023. Vol. XLVIII-1/W2-2023. P. 1067–1074.
13. Chen Zh., Zhang Zh., Dai F., Bu Y., Wang H. Monocular Vision-Based Underwater Object Detection // *Sensors*. Vol. 8, No. 17. 2017. P. 1784.
14. Bobkov V., Melman S., Kudrashov A., Scherbatiuk A. Vision-based navigation method for a local maneuvering of the autonomous underwater vehicle // *IEEE OES International Symposium on Underwater Technology*. Busan: South Korea, 2017.
15. Melman S., Bobkov V., Inzartsev A., Pavin A. Distributed Simulation Framework for Investigation of Autonomous Underwater Vehicles' Real-Time Behavior // *Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE*. Washington DC, 2015.

THE METHOD FOR RECOGNITION UNDERWATER ARTIFICIAL OBJECTS

V.A. Bobkov, A.P. Kudryashov

The article is devoted to the current problem of detecting underwater presumably artificial objects (AO) within the framework of a seabed monitoring mission using an autonomous unmanned underwater vehicle (AUV) equipped with a stereo camera. Such objects include, along with underwater industrial infrastructure objects, sunken objects, military objects, etc. In particular, a pressing task is to detect objects near pipelines and other communications. Detection of these objects involves their automatic localization and recognition of characteristics indicating the artificial nature of the object's origin. In contrast to the traditional approach based on comparing input data with an a priori given model of the object, this paper proposes a method for direct recognition using computer vision methods of elementary geometric elements (GE) characteristic of the object in the input 3D point cloud obtained by processing a stereo pair of images. Such GEs include spatial segments (parallelepiped edges), spherical surfaces, as well as color, texture and other features. According to the proposed methodology, direct identification of the detected object with the adoption of decisions on subsequent actions will be carried out by the operator in offline mode based on the analysis of the received images and data from automatic algorithmic processing on board the AUV. The computational experiments performed with model data confirmed the prospects of the proposed method for detecting underwater objects.

Keywords: artificial object, recognition, stereo images, autonomous unmanned underwater vehicle, 3D point cloud, geometric elements

References

1. Gomes, D., Saif, A.F., & Nandi, D. Robust Underwater Object Detection with Autonomous Underwater Vehicle: A Comprehensive Study. Proceedings of the International Conference on Computing Advancements. 2020.
2. Yibo, S., Zhe S., Weitong Ch. The evolution of object detection methods. Engineering Applications of Artificial Intelligence Vol.133(1):108458. July 2024.
3. Dujmić, H., Papić, V., Turić, H. A New Method for Detection of Artificial Objects and Materials from Long Distance Environmental Images. International Journal of Mathematical, Physical and Engineering Sciences, No.4. 2010, ; P.22-26
4. Fei, C., Chen, H., & Ma, J. Man-made Object Detection Based on Texture Visual Perception. International Journal of Engineering and Manufacturing, No.2,P. 01-08. 2012.
5. Borodulin V.V., Chmeris D.S., Saj S.V., Sorokin N. Yu. Algoritmn poiska i raspoznavaniya iskusstvennyh ob"ektov podvodnyh izobrazhenij. Vestnik TOGU. 2012. No. 3 Vol. 26. P.67-74.
6. Guili, X., Wang, Z., Cheng, Y., Tian, Y., & Zhang, C. 2017. A man-made object detection algorithm based on contour complexity evaluation. Chinese Journal of Aeronautics, No.30, P.1931-1940.
7. Kuz'menko A.V. Identifikaciya podvodnyh ob"ektov po opticheskomu izobrazheniyu. Morskie intellektual'nye tekhnologii. No. 2-2. Vol.48. 2020.
8. Himri, K., Ridao, P., Gracias, N. 3D Object Recognition Based on Point Clouds in Underwater Environment with Global Descriptors: A Survey. Sensors. 2019, No.19, 4451.
9. Himri, K.; Ridao, P.; Gracias, N. Underwater Object Recognition Using Point-Features, Bayesian Estimation and Semantic Information. Sensors 2021, No.21, Vol.1807.
10. Kabanov A. A., Kramar' V. A., Kramar' O. A. Sistema 3D-zreniya dlya podvodnogo robototekhnicheskogo kompleksa. Prikaspijskij zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii, No.2 Vol.54, P. 113-125. 2021.
11. Kramar, V.; Kabanov, A.; Kramar, O.; Fateev, S.; Karapetian, V. Detection and Recognition of the Underwater Object with Designated Features Using the Technical Stereo Vision System. Fluids 2023, No.8, Vol. 92.
12. Roberts, P., Helmholtz, P., Parnum, I., Krishna, A. Image feature extraction methods for structure detection from underwater imagery. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. XLVIII-1/W2-2023. P. 1067-1074. 2023.
13. Chen, Zh., Zhang, Zh., Dai, F., Bu, Y., Wang, H.. Monocular Vision-Based Underwater Object Detection. Sensors. No.17. Vol.1784. 2017.
14. Bobkov V., Melman S., Kudrashov A., Scherbatyuk A. Vision-based navigation method for a local maneuvering of the autonomous underwater vehicle. IEEE OES International Symposium on Underwater Technology. 2017. Busan. South Korea. February 21-24.
15. Melman S., Bobkov V., Inzartsev A., Pavin A. Distributed Simulation Framework for Investigation of Autonomous Underwater Vehicles' Real-Time Behavior. Proceedings of the OCEANS'15 MTS/IEEE Washington DC, October 19-22, 2015.