Научная статья
УДК 004.932.2:502.175:574.5
DOI: 10.46418/3033-7852_2026_3_3_71–79

МОДЕРНИЗАЦИЯ ПРОГРАММНО-ТЕХНИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ГИДРОБИОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА ВОДНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Илья Александрович Шишкин[1], Александр Игоревич Кушнеров[2], Халид Османович Барххуев[2], Ирина Александровна Сашнина[3]

[1]Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия
[2]Санкт-Петербургский государственный университет промышленных технологий и дизайна, Высшая школа технологии и энергетики, Санкт-Петербург, Россия
[3] Государственное областное автономное учреждение «Новгородский Кванториум», г. Великий Новгород, Россия

© Шишкин И. А., Кушнеров А. И., Барххуев Х. О., Сашнина И. А., 2026

Автор-корреспондент: Х. О. Барххуев, e-mail: axado111@gmail.com

АННОТАЦИЯ

Разработан и апробирован подход к модернизации программно-технического комплекса автоматизированного распознавания зоопланктонных организмов для задач экологического мониторинга водных объектов. Актуальность работы обусловлена высокой трудоемкостью традиционного гидробиологического анализа в камере Богорова и зависимостью результата от квалификации оператора. В модернизированном комплексе совмещены цифровая микроскопия, управляемое позиционирование пробы, нейросетевая детекция объектов и программный учет уникальных организмов. Аппаратная часть включает микроконтроллер ESP32, драйверы TMC2209, линейные актуаторы, USB-микроскоп, камеру Богорова и персональный компьютер, выполняющий инференс модели. Для расширения предметной области сформирована и переразмечена обучающая выборка по девяти таксонам пресноводного зоопланктона; применялись отбраковка некачественных кадров, разметка ограничивающими рамками и аугментация изображений. В программной части реализовано присвоение объектам уникальных идентификаторов, что предотвращает повторный учет одного организма при последовательном просмотре видеопотока; введен порог доверия 0,15 для исключения низкоуверенных срабатываний. На контрольном видеоматериале система сформировала итоговую статистику по 54 уникальным объектам шести распознанных классов, а зарегистрированное время инференса отдельных кадров находилось примерно в диапазоне 98–103 мс. Показано, что предложенная архитектура обеспечивает переход от визуального обнаружения к воспроизводимому машинному подсчету и формированию структурированных данных. Ограничением текущего этапа является отсутствие в материалах проекта полной метрической валидации по precision, recall и mAP на независимой тестовой выборке; такая валидация определена как обязательный следующий этап перед применением комплекса в регулярном экологическом мониторинге. Предложена последовательность дальнейшей метрической валидации и подготовки комплекса к практическому применению.

Ключевые слова: экологический мониторинг, зоопланктон, компьютерное зрение, нейронные сети, YOLO, автоматизация, гидробиологический анализ, камера Богорова, распознавание изображений

Для цитирования: Шишкин И. А., Кушнеров А. И., Барххуев Х. О., Сашнина И. А. Модернизация программно-технического комплекса автоматизированного гидробиологического мониторинга водных объектов на основе компьютерного зрения // Технология и энергетика. 2026. № 3 (3). С. 71–79. DOI: 10.46418/3033-7852_2026_3_3_71–79.

MODERNIZATION OF THE SOFTWARE AND HARDWARE COMPLEX FOR AUTOMATED HYDROBIOLOGICAL MONITORING OF WATER BODIES BASED ON COMPUTER VISION

Ilya Alexandrovich Shishkin[1], Alexander Igorevich Kushnerov[2], Khalid Osmanovich Barkhhuev[2], Irina Alexandrovna Sashnina[3]

[1]Saint Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Saint Petersburg, Russia
[2]Saint Petersburg State University of Industrial Technologies and Design, Higher School of Technology and Energy, Saint Petersburg, Russia
[3]State Regional Autonomous Institution "Novgorod Quantorium", Veliky Novgorod, Russia

Corresponding Author: Kh. O. Barkhhuev, e-mail: axado111@gmail.com

ABSTRACT

An approach to the modernization of a software and hardware system for the automated recognition of zooplankton organisms for aquatic environmental monitoring has been developed and tested. The relevance of the study is associated with the high labor intensity of conventional hydrobiological analysis using a Bogorov counting chamber and the dependence of the results on the operator's qualifications. The upgraded system integrates digital microscopy, controlled sample positioning, neural-network-based object detection, and software-based tracking and counting of unique organisms. The hardware configuration includes an ESP32 microcontroller, TMC2209 drivers, linear actuators, a USB microscope, a Bogorov counting chamber, and a personal computer performing model inference.

To expand the range of recognizable organisms, a training dataset covering nine freshwater zooplankton taxa was compiled and re-annotated. The dataset preparation procedure included rejection of low-quality images, bounding-box annotation, and image augmentation. The software implements the assignment of unique identifiers to detected objects, thereby preventing repeated counting of the same organism during sequential video-stream analysis. A confidence threshold of 0.15 was introduced to exclude low-confidence detections.

During testing on control video data, the system generated final statistics for 54 unique objects belonging to six recognized classes, while the recorded inference time for individual frames was approximately 98–103 ms. The proposed architecture was shown to enable a transition from visual detection to reproducible machine-based counting and the generation of structured data.

A limitation of the current stage of the study is the absence of complete metric-based validation in terms of precision, recall, and mAP using an independent test dataset. Such validation has therefore been identified as a mandatory next step prior to the implementation of the system in routine environmental monitoring. A sequence of further metric validation procedures and measures required to prepare the system for practical application is proposed.

Keywords: environmental monitoring, zooplankton, computer vision, neural networks, YOLO, automation, hydrobiological analysis, Bogorov counting chamber, image recognition

For citation: Shishkin I. A., Kushnerov A. I., Barkhhuev Kh. O. and Sashnina I. A. (2026) 'Modernization of the software and hardware complex for automated hydrobiological monitoring of water bodies based on computer vision', Technology and Energy, no. 3(3), pp. 71–79. DOI: 10.46418/3033-7852_2026_3_3_71–79.

ВВЕДЕНИЕ

Зоопланктон является чувствительным компонентом водных экосистем: изменения его численности, таксономического состава и пространственно-временной структуры используются для оценки состояния водной среды. При этом классическая микроскопическая идентификация и подсчет требуют значительных затрат времени и участия подготовленного специалиста. Современные исследования показывают, что сочетание цифровой съемки, нейросетевой детекции и трекинга позволяет переводить такой анализ в полуавтоматический или автоматический режим и получать данные с существенно более высокой временной частотой [1].

Переход к автоматизированному мониторингу не означает простую замену специалиста алгоритмом. Для надежного применения необходимы контролируемые условия съемки, репрезентативная обучающая база, проверка переносимости модели на реальные пробы и сопоставление с традиционными методами. В обзорной работе по перспективам in situ визуализации отмечается необходимость периода параллельного использования цифровых систем

и классической таксономии до накопления достаточной доказательной базы [2]. Показано также, что современные сверточные сети способны обеспечивать высокую точность распознавания планктона при работе с независимыми природными пробами [3], однако качество классификации определяется не только архитектурой сети, но и циклом адаптации набора классов и обучающих данных [4].

Машинное извлечение признаков из изображений планктона открывает возможности не только для подсчета, но и для оценки размеров, морфологических и функциональных характеристик организмов [5]. В прикладных системах особое значение приобретает локальная обработка данных: программные комплексы DeepLOKI и другие решения показали возможность выполнять классификацию непосредственно на месте наблюдения без постоянной передачи исходных изображений во внешние сервисы [6]. Для ресурсоограниченных вычислителей развиваются методы компрессии и облегчения нейросетей, позволяющие сохранять приемлемое качество при повышении скорости обработки [7].

Обобщение современных методов компьютерного зрения для планктонных изображений показывает, что ключевыми задачами остаются корректная детекция мелких объектов, устойчивость к вариативности фонового изображения, межклассовое морфологическое сходство и переносимость моделей между разными оптическими системами [8]. В экологии планктона глубокое обучение рассматривается как инструмент снижения субъективности и повышения воспроизводимости анализа, но требует прозрачной валидации и контроля ошибок [9]. Систематические обзоры подчеркивают, что операционное внедрение таких решений отстает от исследовательских демонстраций именно из-за проблем качества данных, доменного сдвига и требований к интерпретируемости [10].

Для зоопланктона дополнительно важны размерные признаки и стабильность геометрических измерений: глубокие сети позволяют автоматизировать оценку размеров при разных ориентациях организмов, что расширяет экологическую информативность машинного анализа [11]. Пример систем реального времени RAPID показывает практическую ценность Edge AI для оперативной визуализации и адаптивного мониторинга, одновременно выявляя ограничение по пропускной способности вычислительной части при массовом потоке изображений [12].

Цель настоящей работы — модернизировать программно-технический комплекс (ПТК) автоматического распознавания зоопланктона методами компьютерного зрения и нейронных сетей для мониторинга водных объектов. В соответствии с материалами проекта решались четыре задачи: масштабирование обучающей выборки; рефакторинг и доработка инференс-кода; повышение надежности детекции и учета объектов; валидация функционального результата на контрольном материале. Научно-практическая новизна текущего этапа состоит в объединении управляемого сканирования камеры Богорова с нейросетевой детекцией и ID-ориентированным подсчетом уникальных организмов в едином цикле обработки.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Исходной экспериментальной основой являлся проект модернизации ПТК, включающий автоматическое позиционирование пробы, цифровое получение изображения и нейросетевой анализ. Общая логика комплекса представлена на рисунке 1. В отличие от полностью ручной схемы, оператор после подготовки пробы получает последовательность кадров, формируемых при управляемом перемещении зоны анализа, а программная часть выполняет обнаружение, классификацию и накопление статистики.

Аппаратная часть прототипа (рисунок 2) построена вокруг микроконтроллера ESP32. Управление линейными актуаторами осуществляется через драйверы TMC2209; актуаторы обеспечивают позиционирование камеры Богорова относительно оптической зоны. Изображение формируется USB-микроскопом и передается на персональный компьютер, где выполняется нейросетевой инференс. Такое разделение функций позволяет оставить точное управление движением на микроконтроллерном уровне, а вычислительно более тяжелые операции компьютерного зрения — на ПК.

Функциональная последовательность обработки включает: размещение гидробиологической пробы; позиционирование зоны просмотра; получение кадра; предварительную обработку; нейросетевую детекцию; присвоение обнаруженному объекту класса и идентификатора; отслеживание объекта в последовательных кадрах; исключение повторного подсчета; накопление количества уникальных объектов по классам; формирование итоговой статистики. В текущей версии комплекса порог доверия детектора установлен на уровне 0,15. Значения ниже порога не включаются в итоговый подсчет, что уменьшает влияние слабых срабатываний на статистику.



Рисунок 1. Схема автоматизации экологического мониторинга водных объектов в проекте ПТК
Figure 1. Scheme of automation of environmental monitoring of water bodies in the hardware-software complex project



Рисунок 2. Аппаратная часть комплекса: ESP32, TMC2209, линейные актуаторы, USB-микроскоп, камера Богорова и ПК
Figure 2. Hardware part of the complex: ESP32, TMC2209, linear actuators, USB microscope, Bogorov camera, and PC

Обучающая база формировалась из микроскопических изображений гидробиологических проб. Согласно материалам проекта, в расширенный перечень вошли девять таксонов, приведенных в таблице 1. Снимки проходили сортировку и удаление кадров с низкой резкостью, неравномерным освещением, выраженными артефактами и шумом. Для разметки использовались LabelImg и Roboflow; объекты обозначались ограничивающими рамками с присвоением класса. Для увеличения вариативности применялись повороты, отражения, масштабирование, изменение яркости и добавление шумов. Иллюстрация процесса расширения базы приведена на рисунке 3.



Рисунок 3. Расширение и разметка базы изображений зоопланктона
Figure 3. Expansion and labeling of the zooplankton image dataset

Таблица 1. Состав расширенной обучающей базы
Table 1. Composition of the extended training dataset

№	Таксон (как указан в материалах проекта)	Функциональная группа
1	Senecella calanoides	веслоногие ракообразные
2	Bosmina longirostris	ветвистоусые ракообразные
3	Limnocalanus macrurus	веслоногие ракообразные
4	Eucyclop sseratulus	веслоногие ракообразные
5	Epischura lacustris	веслоногие ракообразные
6	Daphnia rosea	ветвистоусые ракообразные
7	Ceriodaphnia lacustris	ветвистоусые ракообразные
8	Diaphnosoma	ветвистоусые ракообразные
9	Holopedium gibberum	ветвистоусые ракообразные

Для программной валидации использовался контрольный видеоматериал, на котором система выполняла детекцию и трекинг объектов. Ключевым изменением инференс-кода стало присвоение уникального ID отслеживаемому объекту. Если один организм присутствовал в нескольких последовательных кадрах, он продолжал учитываться как единый объект, а не как серия новых детекций. Это принципиально важно для сканирующей системы, поскольку без трекинга итоговая численность зависит от частоты кадров и времени пребывания организма в поле зрения.

В материалах проекта отсутствуют сведения о размере итоговых train/validation/test-подвыборок, версии нейросетевой архитектуры, параметрах обучения, аппаратной конфигурации ПК и значениях precision, recall, F1 и mAP на независимой тестовой выборке. Поэтому в настоящей статье не вводятся искусственно рассчитанные показатели точности. В качестве результатов текущего этапа рассматриваются подтвержденные функциональные характеристики: расширение классов, работоспособность полного контура, ID-ориентированный подсчет, пороговая фильтрация и статистика контрольного запуска. Для публикационной версии после экспериментальной валидации рекомендуется дополнить методику формальным протоколом метрик, представленным в таблице 2.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Модернизация комплекса привела к переходу от одиночной классификации кадров к обработке видеопоследовательности с учетом идентичности объектов. Результат работы инференс-модуля представлен на рисунке 4: на кадрах отображаются рамки детекции, идентификаторы и значения уверенности, а в итоговом отчете — количество уникальных объектов по классам. На приведенном контрольном запуске сформирована статистика по 54 уникальным объектам.

Распределение распознанных объектов контрольного запуска приведено в таблице 3. Наибольшая доля

Таблица 2. Рекомендуемый протокол количественной валидации перед серийным применением
Table 2. Recommended protocol for quantitative validation before serial application

Показатель	Назначение	Рекомендуемый способ оценки
Precision	доля корректных детекций среди всех срабатываний	по каждому классу и macro-average
Recall	доля найденных объектов среди размеченных	по каждому классу и macro-average
mAP@0.5 / mAP@0.5:0.95	интегральное качество объектной детекции	на независимой тестовой выборке
IDF1 / число ID-switch	качество трекинга и устойчивость уникального учета	на видеопоследовательностях с ручной разметкой траекторий
Ошибка подсчета, %	практическое соответствие ручному анализу	|Nавт–Nруч|/Nруч×100%
Время инференса	оценка производительности	мс/кадр и кадров/с на фиксированном ПК

Таблица 3. Итог контрольного запуска системы распознавания
Table 3. Results of the test run of the recognition system

Класс	Уникальные объекты, шт.	Доля, %	Примечание
Ceriodaphnia	10	18,5	учтено по уникальным ID
Bosmina longirostris	12	22,2	учтено по уникальным ID
Diaphnosoma	3	5,6	учтено по уникальным ID
Senecella	23	42,6	учтено по уникальным ID
Epischura	1	1,9	учтено по уникальным ID
Eucyclop	5	9,3	учтено по уникальным ID
Итого	54	100,0	контрольный видеоматериал

пришлась на класс Senecella — 23 объекта (42,6%), далее следовали Bosmina longirostris — 12 (22,2%) и Ceriodaphnia — 10 (18,5%). Для Diaphnosoma обнаружено 3 объекта, для Epischura — 1, для Eucyclop — 5. Сумма классов соответствует общему числу 54, что подтверждает согласованность итогового отчета. Эти значения следует интерпретировать как демонстрацию работы программного контура, а не как характеристику реальной структуры конкретного водоема, поскольку в исходных материалах не приведены условия отбора пробы, объем анализируемой воды и репрезентативность контрольного видеоматериала.

По экранному журналу инференса на демонстрационном материале время обработки отдельных кадров составляло примерно 98–103 мс, то есть порядок производительности находился около 10 кадров/с без учета возможных задержек ввода-вывода и позиционирования. Для лабораторного комплекса с управляемым сканированием такой уровень потенциально достаточен для квазиреального анализа, но его нельзя напрямую переносить на непрерывные высокопроизводительные системы. В работах по Edge AI показано, что при массовых потоках данных вычислительная пропускная способность становится самостоятельным ограничивающим фактором [12].

Порог доверия 0,15 выбран в проекте как фильтр слабых детекций. Низкий порог обычно увеличивает полноту обнаружения, но может повышать число ложноположительных срабатываний, поэтому его оптимальное значение должно определяться по precision — recall-кривой на независимой выборке. В текущих материалах такой анализ отсутствует. Следовательно, порог следует считать инженерной настройкой прототипа, а не статистически оптимизированным параметром. Аналогично высокая доля одного класса в контрольной последовательности не свидетельствует о смещении модели без сопоставления с истинной ручной разметкой.

Существенным результатом является реализация уникального учета объектов. При последовательном сканировании один организм может многократно попадать в поле зрения. Простое суммирование детекций систематически завышает численность, тогда как трекинг с ID позволяет связывать наблюдения между кадрами. Подобная логика соответствует современному направлению автоматизированного видеоориентированного мониторинга, где этапы detection — tracking — correction — statistics рассматриваются как единый рабочий процесс [1]. Для гидробиологического анализа это особенно важно, поскольку итоговые индексы зависят от корректной оценки численности и долей таксономических групп.

Расширение базы до девяти классов повышает содержательность анализа по сравнению с укрупненной классификацией, однако одновременно увеличивает риск

ошибок между морфологически сходными таксонами. Обзоры автоматического распознавания планктона указывают на высокую внутриклассовую вариативность и межклассовое сходство как на основные причины ошибок [8, 10]. Поэтому дальнейшее наращивание базы должно сопровождаться не только увеличением числа изображений, но и контролем баланса классов, разнообразия ориентаций, стадий развития, освещения и качества фона. В проекте обозначена целевая перспектива порядка 5 тыс. объектов; это направление обоснованно, но число изображений само по себе не гарантирует переносимость модели между водоемами.

Для экологического инжиниринга ценность комплекса определяется возможностью переводить микроскопические наблюдения в воспроизводимый цифровой поток данных. После метрической валидации система может быть дополнена автоматическим расчетом индекса Шеннона, сапробности и других показателей, если классы модели и методика пробоотбора соответствуют требованиям выбранного индекса. В материалах проекта расчет этих индексов заявлен как перспектива, поэтому в настоящей работе они не вычислялись. Правильная последовательность развития — сначала доказать точность детекции и счета, затем валидировать таксономическую пригодность и только после этого автоматизировать экологическую интерпретацию.

С точки зрения применимости к тематике «Экологический инжиниринг» разработанный ПТК представляет собой измерительно-информационный элемент системы контроля состояния водных объектов. Он может использоваться как инструмент раннего выявления изменений биотического компонента при воздействии сточных вод и иных антропогенных факторов, но для установления причинно-следственной связи необходимо совместное измерение физико-химических параметров, реплицированный пробоотбор и статистический дизайн наблюдений. Таким образом, нейросетевой модуль не заменяет комплексный экологический контроль, а повышает его оперативность и плотность наблюдений.

Основные ограничения исследования связаны с неполнотой экспериментального протокола в исходных материалах: не приведены точный объем размеченной базы, разделение на выборки, версия YOLO, гиперпараметры обучения, матрица ошибок, сравнение с ручным подсчетом и повторяемость результатов на независимых пробах. Эти ограничения принципиальны для журнальной публикации и должны быть устранены при подготовке окончательной редакции после проведения дополнительной серии экспериментов. При этом уже реализованная аппаратно-программная архитектура и ID-ориентированный учет формируют необходимую основу для такой валидации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполнена модернизация программно-технического комплекса автоматизированного распознавания зоопланктонных организмов, объединяющего камеру Богорова, цифровой USB-микроскоп, управляемые линейные актуаторы на базе ESP32/TMC2209 и нейросетевой модуль на персональном компьютере. Расширена предметная база до девяти таксонов, предусмотрены фильтрация некачественных изображений, разметка ограничивающими рамками и аугментация данных.

Ключевым программным результатом является переход к трекингу с присвоением уникальных ID, предотвращающему повторный учет организма в последовательных кадрах. При пороге доверия 0,15 контрольный запуск сформировал согласованную статистику по 54 уникальным объектам шести распознанных классов; по журналу обработки время инференса отдельных кадров составляло примерно 98–103 мс.

Полученные данные подтверждают функциональную работоспособность полного контура «позиционирование — изображение — детекция — трекинг — подсчет — отчет». Вместе с тем исходные материалы не содержат достаточной информации для доказательства заявляемого повышения точности детекции в метрическом смысле. Перед использованием ПТК в регулярном экологическом мониторинге необходимо провести независимую валидацию с расчетом precision, recall, F1, mAP, метрик трекинга и ошибки автоматического подсчета относительно ручной микроскопии.

Дальнейшее развитие целесообразно направить на увеличение и балансировку базы примерно до 5 тыс. размеченных объектов, формирование отдельных доменных наборов для разных водоемов, создание пользовательского интерфейса и последующий автоматический расчет экологических индексов после верификации таксономической и количественной точности. Такой подход позволяет рассматривать разработанный ПТК как перспективный компонент интеллектуальной системы экологического инжиниринга для оперативного гидробиологического контроля водных объектов.

Список литературы / References

1. Chen Z., Du M., Yang X.-D., Chen W., Li Y.-S., Qian C. and Yu H.-Q. (2023) 'Deep-learning-based automated tracking and counting of living plankton in natural aquatic environments', Environmental Science & Technology, 57 (46), pp. 18048–18057. DOI: 10.1021/acs. est. 3 c00253.
2. Giering S. L. C., Culverhouse P. F., Johns D. G., McQuatters-Gollop A. and Pitois S. G. (2022) 'Are plankton nets a thing

of the past? An assessment of in situ imaging of zooplankton for large-scale ecosystem assessment and policy decision-making', Frontiers in Marine Science, 9, art. 986206. DOI: 10.3389/fmars. 2022.986206.
3. Le K. T., Yuan Z., Syed A., Ratelle D., Orenstein E. C., Carter M. L., Strang S., Kenitz K. M., Morgado P., Franks P. J. S., Vasconcelos N. and Jaffe J. S. (2022) 'Benchmarking and automating the image recognition capability of an in situ plankton imaging system', Frontiers in Marine Science, 9, art. 869088. DOI: 10.3389/fmars. 2022.869088.
4. Conradt J., Börner G., López-Urrutia Á., Möllmann C. and Moyano M. (2022) 'Automated plankton classification with a dynamic optimization and adaptation cycle', Frontiers in Marine Science, 9, art. 868420. DOI: 10.3389/fmars. 2022.868420.
5. Orenstein E. C., Ayata S.-D., Maps F. et al. (2022) 'Machine learning techniques to characterize functional traits of plankton from image data', Limnology and Oceanography, 67 (8), pp. 1647–1669. DOI: 10.1002/lno. 12101.
6. Oldenburg E., Kronberg R. M., Niehoff B., Ebenhöh O. and Popa O. (2023) 'DeepLOKI — a deep learning based approach to identify zooplankton taxa on high-resolution images from the optical plankton recorder LOKI', Frontiers in Marine Science, 10, art. 1280510. DOI: 10.3389/fmars. 2023.1280510.
7. Yue J., Chen Z., Long Y., Cheng K., Bi H. and Cheng X. (2023) 'Toward efficient deep learning system for in-situ plankton image recognition', Frontiers in Marine Science, 10, art. 1186343. DOI: 10.3389/fmars. 2023.1186343.
8. Ciranni M., Murino V., Odone F. and Pastore V. P. (2024) 'Computer vision and deep learning meet plankton: Milestones and future directions', Image and Vision Computing, 143, art. 104934. DOI: 10.1016/j. imavis. 2024.104934.
9. Bachimanchi H., Pinder M. I. M., Robert C. et al. (2024) 'Deep-learning-powered data analysis in plankton ecology', Limnology and Oceanography Letters. DOI: 10.1002/lol2.10392.
10. Eerola T., Batrakhanov D., Vatankhah Barazandeh N. et al. (2024) 'Survey of automatic plankton image recognition: challenges, existing solutions and future perspectives', Artificial Intelligence Review, 57, art. 114. DOI: 10.1007/s10462-024-10745-y.
11. Zhang W., Bi H., Wang D., Cheng X., Cai Z. and Ying K. (2024) 'Automated zooplankton size measurement using deep learning: Overcoming the limitations of traditional methods', Frontiers in Marine Science, 11, art. 1341191. DOI: 10.3389/fmars. 2024.1341191.
12. Pitois S. G., Blackwell R., Close H., Eftekhari N., Giering S. L. C., Masoudi M., Payne E., Ribeiro J. and Scott J. D. (2025) 'RAPID: real-time automated plankton identification dashboard using Edge AI at sea', Frontiers in Marine Science, 11, art. 1513463. DOI: 10.3389/fmars. 2024.1513463.

Информация об авторах

Шишкин Илья Александрович, *кандидат технических наук, доцент, Институт фундаментальной подготовки и технологических инноваций (Институт ФПТИ), Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, 190000, Россия, Санкт-Петербург, Большая Морская ул., д. 67, лит. А; ORCID: 0000-0001-9220-1181; SPIN-код: 7628–5712; AuthorID (РИНЦ): 964677; e-mail: ilya@mail.ru.*

Кушнеров Александр Игоревич, *старший преподаватель кафедры прикладной математики и информатики, начальник экологического компьютерного центра, Высшая школа технологии и энергетики Санкт-Петербургского государственного университета промышленных технологий и дизайна, 198095, Россия, Санкт-Петербург, ул. Ивана Черных, д. 4; SPIN-код: 1281–6294, Author ID (РИНЦ): 674824, ORCID: 0000-0001-5891-5172; e-mail: kushnerov.a.i@yandex.ru.*

Барххуев Халид Османович, *инженер экологического компьютерного центра СПбГУПТД, заведующий лабораторией, ассистент кафедры охраны окружающей среды и рационального использования природных ресурсов, Высшая школа технологии и энергетики Санкт-Петербургского государственного университета промышленных технологий и дизайна; 198095, Россия, Санкт-Петербург, ул. Ивана Черных, д. 4; ORCID: 0000-0001-5415-7108; SPIN-код: 7626–1362; AuthorID (РИНЦ): 1141753; e-mail: axado111@gmail.com.*

Сашнина Ирина Александровна, *Государственное областное автономное учреждение «Новгородский Кванториум»; 173004, Россия, Великий Новгород, Большая Московская ул., д. 39, корп. 1; ORCID: 0009-0009-5397-1410; e-mail: sashninai@mail.ru.*

Information about the authors

Shishkin Ilya Aleksandrovich, *Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Institute of Fundamental Training and Technological Innovations (Institute of FPTI), St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation; 67, lit. A Bolshaya Morskaya St., St. Petersburg, 190000, Russia; ORCID: 0000-0001-9220-1181; SPIN code: 7628–5712; RSCI AuthorID: 964677; e-mail: _ilya@mail.ru.*

Kushnerov Alexander Igorevich, *Senior Lecturer at the Department of Applied Mathematics and Informatics, Head of the Ecological Computer Center, Higher School of Technology and Energy, Saint Petersburg State University of Industrial Technologies and Design; 4 Ivan Chernykh St., Saint Petersburg, 198095, Russia; SPIN code: 1281–6294, Author ID: 674824, ORCID: 0000-0001-5891-5172; e-mail: kushnerov.a.i@yandex.ru.*

Barkhhuev Khalid Osmanovich, *Engineer of the Environmental Computer Center of SPbGUPTD, Head of the Laboratory, Assistant of the Department of Environmental Protection and Rational Use of Natural Resources, Higher School of Technology and Energy, Saint Petersburg State University of Industrial Technologies and Design; 4 Ivan Chernykh St., Saint Petersburg, 198095, Russia; ORCID: 0000-0001-5415-7108; SPIN code: 7626–1362; RSCI AuthorID: 1141753; e-mail: axado111@gmail.com.*

Sashnina Irina Aleksandrovna, *State Regional Autonomous Institution "Novgorod Quantorium"; 39, bldg. 1 Bolshaya Moskovskaya St., Veliky Novgorod, 173004, Russia; ORCID: 0009-0009-5397-1410; e-mail: sashninai@mail.ru.*