Перспективы применения методов восстановления подводных изображений для обеспечения морских геологоразведочных работ

И.В. Семерник¹, А.А. Тарасенко¹, К.В. Самонова¹ ¹ АО «ЮЖМОРГЕОЛОГИЯ», 353461, Россия, г. Геленджик, ул. Крымская, д. 20

Аннотация

В настоящей работе приведен обзор современных методов восстановления и улучшения качества подводных изображений, а также анализ преимуществ и недостатков методов применительно к результатам съемки, полученным в ходе морских глубоководных геологоразведочных работ.

В связи с тем, что основными критериями выбора метода обработки является именно точность и достоверность восстановления подводных изображений, а не быстродействие и улучшение восприятия кадра, наиболее целесообразным является выбор методов, основанных на традиционном подходе и использовании априорной информации, полученной от аппаратных датчиков комплекса, об условиях съемки и взаимном положении камеры и объекта съемки.

<u>Ключевые слова</u>: восстановление подводных изображений, улучшение подводных изображений, морские геологоразведочные работы, морские глубоководные комплексы, методы обработки подводных изображений.

<u>Цитирование</u>: Семерник, И.В. Перспективы применения методов восстановления подводных изображений для обеспечения морских геологоразведочных работ / И.В. Семерник, А.А. Тарасенко, К.В. Самонова // Компьютерная оптика. – 2025. – Т. 49, № 3. – С. 406-434. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1520.

<u>Citation</u>: Semernik IV, Tarasenko AA, Samonova CV. Prospects for the application of underwater image restoration methods to facilitate marine geological exploration. Computer Optics 2025; 49(3): 406-434. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1520.

Введение

Проведение морских геологоразведочных работ по исследованию месторождений железомарганцевых конкреций (ЖМК), кобальтмарганцевых корок (КМК) и глубоководных полиметаллических сульфидов (ГПС) в районах Мирового океана с глубиной до 6000 м осуществляется с помощью специализированного оборудования, осуществляющего гидроакустическую, фото- и видеосъемку морского дна. Все три вида полезных ископаемых (ЖМК, КМК и ГПС) являются комплексными рудными образованиями, содержащими стратегически важные металлы в кондиционных или очень высоких содержаниях (по наземным меркам) и крупных ресурсных объемах.

Резко различается геологическая обстановка нахождения трех указанных типов полезных ископаемых: ЖМК связаны с абиссальными равнинами с основной глубиной залегания 4000–6000 м, корки – с подводными горами (основная глубина залегания – от 800 до 2500 м), а полиметаллические сульфиды – со срединно-океаническими хребтами и зонами островных дуг (основная глубина залегания – 500–3500 м).

Результаты съемки морского дна представляют собой массив данных большого объема, который в дальнейшем обрабатывается вручную или автоматизированными системами для формирования сведений о рудоносности исследуемого месторождения, плотности залегания и размерах конкреций для последующей оценки объемов полезных ископаемых, целесообразности разработки того или иного района морского дна и определения возможного метода их добычи.

При этом качество съемки оказывает определяющее влияние на эффективность анализа и достоверность выводов. Качество подводной фото- и видеосъемки, в свою очередь, определяется многими факторами, включая особенности освещения, расстояние до объекта съемки, мутность воды и пр., которые приводят к ухудшению контрастности, четкости, яркости фотографий, искажению цвета, появлению дымки. Зачастую получаемые фото- и видеоматериалы имеют характеристики, недостаточные для автоматизированного анализа, что приводит к необходимости ручной обработки, увеличивает длительность и стоимость аналитических работ, снижает их эффективность и достоверность. При этом проведение повторной съемки сопряжено со значительными затратами, так как требует использования специализированного геологоразведочного судна и оборудования.

В связи с вышеизложенным разработка методики восстановления подводных изображений с применением современных цифровых интеллектуальных технологий, обеспечивающей минимизацию искажений, вносимых водой и взвешенными в воде частицами, повышение контрастности изображения и восстановление реальных цветов объектов, и ее внедрение в практику геологоразведочных работ повысит их эффективность и достоверность, позволит получить более точные данные для дальнейшей разработки месторождений твердых полезных ископаемых в различных районах Мирового океана.

Кроме того, подобная методика, встроенная в интеллектуальную систему машинного зрения подводных аппаратов, позволит существенно расширить функциональные возможности автономных и телеуправляемых подводных аппаратов за счет обеспечения возможности автоматизации ряда выполняемых операций и повышения эффективности систем распознавания и пр.

1. Обзор существующих методов восстановления подводных изображений

Традиционно методики обработки подводных изображений [1] подразделяются на два основных класса: методы восстановления и методы улучшения качества подводных изображений [2].

Классификация методов восстановления и улучшения подводных изображений приведена на рис. 1.

Методы восстановления подводных изображений основаны на физических моделях распространения оптического излучения в воде. Указанные физические модели имеют большое количество входных параметров (коэффициенты поглощения, рассеяния, степень мутности воды и пр.). При этом для применения физических моделей указанные входные параметры должны быть известны (определены в процессе съемки) либо они могу быть оценены путем использования различных математических моделей. Методы восстановления изображения строят физическую модель, учитывающую механизмы физического ухудшения изображения и основные физические принципы распространения света в воде. Далее осуществляется определение основных параметров физической модели с использованием предварительных знаний, полученных от датчиков или иных аппаратных средств или рассчитанных с применением программных алгоритмов. После чего, наконец, осуществляется восстановление изображения. Следует отметить, что физические модели, заложенные в алгоритмы восстановления изображений, могу иметь различную точность, что оказывает непосредственное влияние на получаемые результаты.

2. Методы восстановления подводных изображений на основе аппаратных средств

Методы восстановления подводных изображений на основе аппаратных средств основываются на применении различного оборудования, которое может использоваться непосредственно для коррекции изображения либо для определения условий съемки и использования этих сведений для последующей обработки изображений. Среди подобных аппаратных средств следует отметить следующие: лазерные источники света, лазерные масштабирующие указатели, лазерные дальномеры, альтиметры, поляризаторы, стереоскопические камеры, специальные эталонные объекты (по размерам и цвету), располагаемые непосредственно возле объекта съемки, телеуправляемые подводные аппараты, буксируемые подводные аппараты и пр. [3].

Поляризационная обработка применяется для минимизации оптического излучения, рассеянного присутствующими в воде органическими и неорганическими частицами, посторонними объектами и пр. Реализация подобных методов осуществляется путем применения поляризованных источников света в совокупности с поляризационными фильтрами, установленными на объектив камеры [4].

Лазерные источники света также применяются для устранения рассеянного излучения путем использования синхронизированной камеры, затвор которой открывается и закрывается в заданные моменты времени, соответствующие дальности до объекта съемки [1].

Лазерные масштабирующие указатели позволяют определить расстояние до объекта съемки, а также взаимную ориентацию камеры и объекта. Указанная информация может применяться для ручной или автоматизированной обработки подводных изображений [5].

Применение стереоскопических камер и специальных эталонных объектов также позволяет получать информацию об удаленности до объекта съемки и взаимной ориентации камеры и объекта для последующей обработки изображения [1].

Такой подход имитирует зрительную систему человека. В процессе съемки используются обычные камеры, которые осуществляют съемку с различными углами зрения. При этом взаимное расположение камер известно. Достоинство данного метода состоит в том, что он позволяет получать информацию о дальности до каждого объекта, попавшего в кадр.

Недостатком данного метода можно назвать двукратное увеличение объема информации, подлежащей хранению и обработке.

Лазерные дальномеры [5] и альтиметры, используемые в составе оборудования на телеуправляемых и буксируемых подводных аппаратах, позволяют также получить ценную информацию о дальности до объекта съемки либо могут использоваться непосредственно для управления процессом съемки (запуска съемки при достижении установленного оператором отстояния подводного аппарата от дна или иных параметров). Их различие состоит в физических принципах, заложенных в их основу. Если дальномер излучает и принимает оптический сигнал, то альтиметр - акустический сигнал. При этом точность и эффективность данного оборудования не всегда однозначна и зависит от параметров морского дна, так как может иметь место слабое отражение оптического сигнала и, как следствие, нестабильная работа лазерного дальномера либо большое количество неплотных донных отложений может привести к неоднозначности показаний альтиметра.



Рис. 1. Классификация методов восстановления и улучшения изображений

Телеуправляемые и буксируемые подводные аппараты являются носителями всего необходимого для проведения съемки оборудования, а также указанного выше оборудования, обеспечивающего оценку и определение дополнительной информации, применяемой в дальнейшем для обработки изображения [5]. Кроме того, технические средства подводных аппаратов позволяют вывести аппарат на необходимую дистанцию до объекта съемки, применение нескольких аппаратов может позволить разнести камеру и источник освещения, что обеспечивает существенное снижение фоновой засветки от рассеянного света. Методы на основе съемки с селекцией по дальности [6, 7] основаны на применении камеры с быстрым затвором, блока управления и синхронизации, а также импульсного лазерного источника света. Взаимная синхронизация затвора камеры и импульсного источника света позволяет запечатлеть в кадре только свет, отраженный от объекта съемки, и исключить свет, отраженный или рассеянный посторонними объектами, расположенными на ином удалении от камеры. Затвор камеры при этом открывается только на короткий промежуток времени, соответствующий длительности импульса источника света.

3. Методы восстановления изображений на основе программных средств

Программные методы восстановления подводных изображений основаны на подходе, целью которого является формирование модели сцены и среды и определение входящих параметров данной модели программными способами на основе информации, содержащейся в изображении. При этом эффективность и результативность методов восстановления определяется главным образом заложенной в основу метода физической модели среды и распространения света под водой [1-3].

В основе методов оптического формирования изображения заложена соответствующая модель, путем определения параметров которой возможно обратить процесс формирования сигнала вспять и получить естественные и четкие изображения объекта съемки.

Так, в работе [8] представлен метод восстановления подводных изображений, основанный на модели рассеяния света. Модель рассеяния и спектр мощности используются для определения исходных параметров фильтра, и параметры оптимизируются с учетом индекса оценки. При этом дополнительно учитываются условия освещенности объекта съемки (естественный или искусственный свет). Недостатком данного метода является итерационный подход, так как он предполагает пошаговое изменение параметра преобразования с оценкой и анализом получившегося результата.

Методы на основе априорной информации [9] опираются в процессе восстановления изображений на сведения, которые удается извлечь из самого изображения программным способом. Среди подобных методов следует отметить метод темнового канала (DCP), метод подводного темнового канала (UDCP), метод максимальной интенсивности (MIP), метод красного канала (RCP) и другие.

Метод темнового канала (DCP) [10, 11] позволяет в первую очередь устранить дымку на подводных изображениях и основан на наблюдении (допущении), что подводные изображения хорошего качества имеют некоторое количество пикселей с очень малой интенсивностью как минимум в канале одного цвета.

В силу того, что при распространении в воде красный свет претерпевает существенно большее ослабление по сравнению с синим и зеленым светом, при анализе подводных изображений красный канал будет всегда доминировать над синим и зеленым при определении темнового канала. Данный факт может приводить к неверной оценке параметров модели и, как следствие, некорректному восстановлению цветности. Для устранения указанного факта был предложен метод подводного темнового канала (UDCP) [12, 13], который при определении темнового канала учитывает только зеленый и красный каналы. Метод темнового канала и метод подводного темнового канала демонстрируют очень близкие результаты с точки зрения количественных характеристик эффективности восстановления изображений, однако последний обладает большей устойчивостью в случаях высокой степени искажений цвета.

В работе [14] представлены результаты применения метода подводного темнового канала, демонстрирующие эффективность данного подхода при обработке изображений с различной степенью и видом искажений. Проведенный сравнительный анализ гистограмм подводных изображений и изображений естественных сцен демонстрирует низкую интенсивность красного канала из-за высокого затухания при распространении в воде.

Метод максимальной интенсивности (МІР) [15] предназначен в первую очередь для устранения дымки на изображениях, возникающей из-за рассеяния света, в основе которого заложена оценка разности между интенсивностью красного канала и максимумами интенсивностей синего и зеленого каналов изображения. Оценка разностей интенсивностей позволяет определить глубину сцены (дальность до объекта). Так как при оценке разностей интенсивностей каналов расчет осуществляется по массиву пикселей, попадающих в заранее определенную область (на переднем плане изображения), то ключевую важность принимает правильность выбора анализируемой области изображения.

Благодаря ускоренному темпу развития технологий, связанных с искусственным интеллектом, в последнее время все больше предлагается методов восстановления подводных изображений, основанных на технологиях глубокого обучения на основе заранее отобранного или синтезированного массива входных изображений. Подобные методы, несомненно, обладают большей степенью автоматизации после создания и обучения сети, но их точность и эффективность определяются алгоритмами, заложенными в основу сети, а также набором данных, используемых для тренировки (обучения) нейросети.

В работе [16] представлен метод восстановления подводных изображений на основе циклической генеративно-состязательной нейронной сети (CycleGAN). Особенностью предлагаемого метода является применение непарных изображений для тренировки сети в отличие от методов, основанных на применении свёрточных нейронных сетей.

Предпринимаются также попытки объединения преимуществ традиционных подходов восстановления подводных изображений и методов, основанных на глубоком обучении. Так, в [17] авторами предпринята попытка интеграции методов прямого и обратного дискретного вейвлет-преобразования в структуру CNN нейронной сети для лучшего извлечения параметров изображения для последующего восстановления изображения с использованием модели формирования изображения. При этом для восстановления цвета применяется традиционный подход, основанный на гипотезе серого мира, которая строится на предположении, что до внесения искажений в изображение все каналы имеют примерно одинаковую среднюю интенсивность.

4. Методы улучшения качества подводных изображений

В отличие от методов восстановления, методы улучшения качества подводных изображений [3] основываются на качественных критериях оценки и не имеют цели осуществить точное восстановление реального вида объекта съемки. Указанные методы могут быть направлены на улучшение цветности или контраста изображения. Методы улучшения качества изображений являются более простыми и быстродействующими по сравнению с методами восстановления за счет отсутствия необходимости использования сложных физических моделей.

Методы улучшения подводных изображений направлены на улучшение основных параметров изображения, таких как цветность, контрастность и наличие дымки, и не зависят от особенностей формирования подводных изображений и физических принципов распространения оптического излучения в воде [18].

В основу методов обработки в пространственной области заложено использование гистограмм интенсивности изображения, так как расширение динамического диапазона гистограммы позволяет улучшить видимость объектов съемки, повысить контрастность и детализацию подводного изображения.

Методы, основанные на одиночной цветовой модели [19], используют в качестве входных данных только само обрабатываемое изображение и не требуют каких-либо знаний об условиях проведения съемки и дальности до объекта. Копия обрабатываемого изображения подвергается цветокоррекции, адаптивному выравниванию гистограммы и настройке баланса белого для последующего взвешенного объединения с исходным изображением с целью повышения резкости и контрастности изображения.

Особенностью подобных методов является осуществление обработки изображения в единственном цветовом пространстве без осуществления конвертации.

Методы на основе нескольких цветовых моделей [20] наоборот основываются на преимуществах нескольких цветовых моделей, например CIELab, интегрированной цветовой модели (ICM). Представленные результаты демонстрируют повышение эффективности данных методов по сравнению с методами обработки на основе единственной модели.

Методы обработки в частотной области [21] основаны на применении различного рода фильтрации, вейвлет-преобразований и пр. для усиления высокочастотной составляющей (соответствующей краевым областям (границам объектов) на изображении) и ослабления низкочастотной составляющей (соответствующей плоским мало изменяющимся областям изображения).

Методы, основанные на постоянстве цвета [22], предпринимают попытку приблизить способности машинного зрения к человеческому. Подобные методы осуществляют цветокоррекцию изображений и далее анализ освещенности и коэффициента отражения объекта съемки на базе Retinex с целью преодоления проблем, вызванных недостаточной освещенностью и искажением цвета.

В работе [22] с целью ускорения обработки изображения для определения карты передачи применен метод постоянства цвета одиночного изображения, заключающийся в следующих этапах: оценка фоновой освещенности, оценка освещенности, оценка карты передачи на основании постоянства цвета и цветовая коррекция. Данный подход позволил сократить время обработки изображения более чем в три раза по сравнению с МІР и более чем в четыре раза по сравнению с UDCP.

Методы, построенные на корректировке контрастности, основаны на нормализации гистограммы (алгоритм CLAHE и его вариации), которая осуществляет анализ локальной гистограммы участка обрабатываемого изображения, ограничивает максимальное значение пика интенсивности и перераспределяет обрезанные пиксели равномерно по всем уровням. Дополнительно применяется метод темнового канала для оценки областей размытия и их исправления [23, 24]. Алгоритм CLAHE подходит для улучшения локального контраста в каждой анализируемой области изображения и улучшения четкости краев объектов.

В работе [25] представлен оригинальный алгоритм восстановления подводных изображений, основанный на коррекции цвета и уменьшении дымки с применением метода темнового канала, локальном усилении контрастности изображения с применением CLAHE алгоритма и глобальном увеличении контраста путем растягивания гистограммы изображения. Качественные и количественные оценки предлагаемого метода демонстрируют его высокую эффективность. Недостатком данного метода является применение для оценки коэффициента передачи наиболее простой экспоненциальной модели затухания оптического излучения. Более точные модели, например модель Аккайнака-Дрейфитца [26], основываются на более сложном описании распространения света в воде в виде суммы двух экспоненциальных слагаемых, отражающих поведение прямого света и рассеянного, а также учитывающего коэффициенты, соответствующие параметрам водной среды. Модель Аккайнака-Дрейфитца можно назвать уточненной моделью формирования изображения (IFM).

Отдельно можно выделить методы, основанные на алгоритмах слияния [27, 28], заключающихся в формировании нескольких промежуточных изображений с различными настройками яркости, контрастности, цветности и пр. Основным вопросом при данном подходе является подбор весовых коэффициентов для взвешенного суммирования промежуточных изображений с целью получения итогового обработанного подводного изображения.

Методы на основе глубокого обучения [29, 30], несомненно, обладают большим количеством преимуществ, среди которых стоит отметить возможность комплексного улучшения изображений по нескольким параметрам, возможность настройки сети для получения улучшенных изображений с необходимыми оптическими и художественными эффектами. Эти методы широко используются для улучшения размытых изображений, обнаружения целей по заданной маске или описанию и сегментации изображений. При этом данные методы также не лишены недостатков, среди которых следует отметить их сложность, требовательность к вычислительным ресурсам, необходимость достаточно сложного обучения с применением предварительно подготовленной базы данных и пр.

В работе [31] предложен метод на основе обучаемой сети скрытой согласованности LCL-Net, который в отличие от традиционных подходов к улучшению подводных изображений, основанных на глубоком обучении, обнаруживает скрытую согласованность между заданными шаблонами и входным необработанным изображением, чтобы выбрать подходящий шаблон для передачи цвета. Данный подход не является физически точным, но позволяет существенно сократить время обработки изображений, достичь экономии ресурсов (памяти GPU) и обеспечить возможность обработки изображений высокого разрешения. Предпринимаются также попытки объединения преимуществ, свойственных стандартным методам и подходам на основе глубокого обучения [32, 33]. Так, в [32] авторами реализован метод улучшения качества подводных изображений на основе слияния, состоящего из модуля восстановления цветового баланса на основе алгоритма цветового баланса в пространстве СIELab, устранения дымки и выравнивания яркости на основе алгоритма адаптивного выравнивания гистограммы, реализованный на базе сверточной нейронной сети, что позволило добиться высокой производительности в совокупности с эффективностью.

Обзор существующих методов восстановления и улучшения качества подводных изображений с описанием ключевых достоинств и недостатков приведен в табл. 1.

Наиболее точные результаты в части восстановления цветности, устранения дымки и прочих искажений дают методы, основанные на использовании точных сведений о дальности (RGBD), например, в [34] для определения дальности применяется специальная таблица известной формы, размеров и цвета, располагаемая возле объекта съемки. Также сведения о дальности до объекта могут быть получены путем использования стереокамер, лазерных дальномеров, альтиметров и иного аппаратного обеспечения.

Программные методы, основанные на использовании априорной информации [1-3], позволяют оценить дальность до объектов съемки, основываясь на оптических свойствах среды в случае отсутствия достоверной информации. Достоинство данных методов заключается в том, что они позволяют получить сведения о дальности не только до основного объекта съемки, но также и до фоновых объектов в кадре.

	Год		Метод: а) описание метода; б) особенности метода;
Ссылка	публи-	Тип метода	в) достоинства метода; г) недостатки метода;
	кации		д) вычислительная платформа
1	2	3	4
		Me	годы восстановления изображений
[8]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе модели рассеяния.
		оптической модели	б) В методе учтено изменение условий освещенности (естественное / ис-
		формирования	кусственное).
		изображений	в) Относительно высокая скорость обработки изображения.
			г) Предлагаемый подход является итерационным с пошаговым изменением
			параметра преобразования с оценкой и анализом получившегося результа-
			та. При этом в зависимости от количества шагов общее время преобразова-
			ния может быть существенно больше.
			д) Intel Pentium M, 2 GHz, 512 MB RAM.
[35]	2022	Метод на основе	a) Метод на основе IFM с оптимизацией карты глубины и оценкой фоновой
		оптической модели	освещенности.
		формирования	б) Учитывается разность интенсивности красного и сине-зеленого каналов.
		изображений	в) Устраняет проблему завышения фоновой освещенности в сценах с белы-
			ми объектами или яркими пикселями в ближнем поле.
			 г) Сложность реализации метода.

Табл. 1. Обзор существующих методов восстановления и улучшения качества подводных изображений

1	2	3	4
[36]	2018	Метол на основе	а) Метол на основе IFM.
[= ~]		оптической молели	б) Метод основан на оценке размытости изображения и поглошения света.
		формирования	в) Более точная оценка глубины сцены.
		изображений	г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
		1	для определения коэффициента передачи.
[37]	2023	Метод на основе	а) Метол на основе анализа интенсивности канала и алаптивных темных
[- ·]		оптической молели	пикселей.
		формирования	б) Оценка карты глубины осуществляется с использованием предваритель-
		изображений	ной оценки интенсивности канала (СІР), а устранение обратного рассея-
			ния – с помощью адаптивных темных пикселей (ADP).
			в) Метод эффективен при работе с неравномерно освещенными изображе-
			ниями и разнообразной средой.
			г) В основе модели формирования изображения лежит экспоненциальный за-
			кон затухания оптического излучения при распространении в воде.
			Длительное время обработки.
			д) Intel Xeon Silver 4215R CPU 3.20 GHz, NVIDIA Tesla V100 PCIE 32GB GPU.
[38]	2021	Метод на основе	а) Метод на основе модели формирования изображения (IFM).
		оптической модели	б) Для оценки карты передачи используется как прямой, так и рассеянный свет.
		формирования	С целью определения рассеянного фонового освещения анализируемое
		изображений	изображение разделяется на четыре квадранта, в пределах которых опреде-
			ляются средние значения интенсивности пикселей.
			Для уменьшения шума применяется дискретное вейвлет-преобразование.
			в) Эффективное повышение четкости и контрастности изображения, восста-
			новление цвета даже для мутного изображения с сильным искажением цвета.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
50.03	0.001		для определения коэффициента передачи.
[39]	2021	Метод на основе	а) Метод на основе модели формирования изображения (IFM).
		оптической модели	 б) В основе метода заложена уточненная модель формирования изображения,
		формирования	представляющая сооои сумму двух экспоненциальных составляющих.
		изооражении	в) применение уточненной модели формирования изооражения обеспечивает
			Повышение гочности по сравнению с использованием упрощенной модели.
			говышение контрастности и четкости подводных изображении.
			в сине-зеленую область спектра
[40]	2022	Метол на основе	 а) Метол на основе молели формирования изображения (IFM)
[]		оптической молели	 б) В основе метола заложена уточненная молель формирования изображения.
		формирования	представляющая собой сумму двух экспоненциальных составляющих.
		изображений	в) Применение уточненной модели формирования изображения обеспечивает
		1	повышение точности по сравнению с использованием упрощенной модели.
			Повышение контрастности и четкости подводных изображений.
			г) В отдельных случаях наблюдается остаточный сдвиг цветов изображения
			в сине-зеленую область спектра.
[41]	2022	Метод на основе	а) Метод основан на применении предлагаемой модели формирования
		оптической модели	изображений, определении глубины сцены с использованием предположе-
		формирования изоб-	ния о постоянстве цвета, определения фоновой освещенности на основе
		ражений с элемен-	темнового канала, а также улучшения восприятия путем растягивания ги-
		тами методов на ос-	стограмм изображений.
		нове априорной ин-	б) В основе расчетов карты пропускания заложена оценка фоновой осве-
		формации, а также	щенности и флуктуации цвета.
		методов улучшения	Проведен анализ изменений гистограмм для различных искажений
		на основе постоян-	изображений.
		ства цвета и обра-	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности
		оотки в простран-	
		ственнои области	г) применение экспоненциальнои модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.

1	2	3	4
[42]	2021	Метод на основе	a) Метод на основе IFM и сведений об ослаблении света под водой
		оптической модели	(underwater light attenuation prior (MOLAP).
		формирования	б) Метод основан на модели формирования изображения и применяет кон-
		изображений с эле-	тролируемую модель линейной регрессии для определения глубины сцены,
		ментами методов	фоновой освещенности и карты пропускания.
		на основе априорной	Информация об ослаблении света определяется как изменение между зна-
		информации	чением высокой интенсивности зеленого и синего цветов, а значение ин-
		* *	тенсивности красного цвета на пиксель сильно коррелирует с разницей в
			глубине сцены.
			в) Высокая контрастность восстановленных изображений.
			Высокие качественные и количественные показатели эффективности вос-
			становления изображений.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
[34]	2019	Метод на основе	а) Метод на основе DCP, IFM, RGBD.
		априорной инфор-	б) Метод Sea-through оценивает обратное рассеяние, используя данные
		мации с элементами	темнового канала и информацию об их известной дальности. Затем исполь-
		методов на основе	зуется оценка пространственно изменяющегося источника освещения для
		оптической модели	получения коэффициента ослабления, зависящего от дальности.
		формирования	в) Точное восстановление сцены изображения и цветности.
		изображений и	Применение уточненной модели затухания оптического излучения для
		технологии RGBD	определения коэффициента передачи.
			г) Для восстановления изображения в кадр помещается объект с известны-
			ми цветом и формой.
			На основе данной информации оценивается дальность до объекта съемки и
			искажения цветов изображения.
[43]	2020	Метод на основе	а) Метод основан на оптической модели формирования изображения с ис-
		априорной инфор-	пользованием информации о дальности до объекта съемки.
		мации с элементами	б) Для обеспечения обработки изображений используется объект с извест-
		методов на основе	ными размерами и цветом (таблица).
		оптическои модели	в) Восстановление естественных цветов объектов.
		формирования изоо-	В основу заложена уточненная модель формирования изооражения.
		ражении и техноло-	г) для восстановления изооражения в кадр помещается объект с известны- ук ирстом и формой.
		Тий КОВД	ми цветом и формои.
			па основе данной информации оценивается дальность до объекта съемки и
[1/]	2016	Метод из основе	а) Метол из основе UDCP
[17]	2010	априорной	a) including other other other in the maxim value gradent rescure region r_{2}
		информации	сравнению с DCP
[44]	2021	Метол на основе	a) Метол на основе предположения о сером мире (Gray World
[]	2021	априорной	assumption prior).
		информации	б) Для восстановления изображений используется статистика для различ-
			ных типов водной среды.
			в) Учтены особенности различных типов водной среды.
			г) Недостаточная контрастность и повышенная размытость результирую-
			щих изображений.
[45]	2021	Метод на основе	a) Метод на основе RDCP.
		априорной	б) Применение RDCP обеспечивает получение более стабильного результа-
		информации	та при определении карты пропускания по сравнению с DCP.
			Отдельный канал алгоритма осуществляет определение фоновой освещен-
			ности на изображении, значение которой в дальнейшем применяется при
			восстановлении изображения.
			в) Более точное определение карты пропускания вне зависимости от осо-
			бенностей входного изображения.
			г) Недостаточное восстановление цветов изображения по сравнению с ана-

1	2	3	4
			логичными методами. На выходных изображениях наблюдается остаточ-
			ный сдвиг цветов в сине-зеленую область спектра.
			Недостаточная контрастность обработанного изображения.
[46]	2022	Метод на основе	а) Метод на основе априорной информации с применением подходов МІР и
[]		априорной	GDCP.
		информации	б) Применение различных подходов обеспечивает повышение точности опре-
			деления карты пропускания по сравнению с применением одного алгоритма.
			в) Более точное и стабильное определение карты пропускания на основе
			двух подходов MIP и GDCP по сравнению с DCP, несмотря на особенности
			входных изображений.
			 г) Более сложная реализация метода обработки.
			Наличие остаточной дымки на обработанных изображениях в зависимости
			от особенностей входного изображения.
			Наличие сдвига цветов подводных объектов в красную область спектра для
			отдельных изображений.
[25]	2020	Метод на основе	a) Метод на основе DCP, CLAHE и растягивания гистограммы.
		априорной инфор-	б) Предварительная оценка дефицита красного цвета на изображении и со-
		мации с элементами	ответствующая корректировка алгоритма обработки.
		методов улучшения	Обработка ведется в цветовом пространстве CIELab, а затем преобразовы-
		на основе обработки	вается в RGB.
		в пространственной	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
		области и корректи-	г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
		ровки контрастности	для определения коэффициента передачи.
			д) Intel Core i7 CPU, 2.40 GHz, 8 GB RAM.
[47]	2020	Метод на основе	 а) Гибридный метод: DCP и основанный на оптических свойствах среды и
		априорной инфор-	оптической модели.
		мации с элементами	б) Особенность метода заключается в применении одновременно двух подхо-
		методов на основе	дов к оценке дальности до объекта съемки и определения карты пропускания.
		оптической модели	Первый основан на приоритете темнового канала, второй основан на опти-
		формирования	ческой модели и свойствах среды.
		изображений	Далее данные объединяются для получения более точной оценки парамет-
			ров модели.
			в) повышение точности определения дальности до ооъекта и карты пропуска-
			ния за счет применения двух методов расчета и усреднения результатов.
			г) в основе модели формирования изооражения лежит экспоненциальный за-
			кон затухания оппического излучения при распространении в воде.
			В составе уравнении метода присутствует масштаоирующии козффициент,
			значение которого не может быть рассчитано автоматически.
			па значений и спарцения количественных показателей качества изоблаже-
			ра значения и сравнения количественных показателен качества изображе-
			π) Intel Core is CPU 2 50GHz & GB RAM
[48]	2018	Метол на основе	а) Метол на основе глубокого обучения, тип сети – CNN.
[]	2010	глубокого обучения	б) Сеть состоит из полсети оценки пропускания и полсети оценки осве-
		с применением ал-	шенности.
		горитмов оптическо-	в) Улучшенная цветокоррекция.
		го формирования	г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
		изображений	для определения коэффициента передачи.
[49]	2022	Метод на основе	a) Метод на основе глубокого обучения, тип сети – GAN.
		глубокого обучения	б) Нейронная сеть используется для оценки дальности до объектов съемки
		с применением ал-	с применением различных целевых функций.
		горитмов оптическо-	в) Применяется составная функция для оценки коэффициентов затухания.
		го формирования	г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
		изображений	для определения коэффициента передачи.
			Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображений.

1	2	3	4
[50]	2021	Метод на основе	a) Метод на основе глубокого обучения, тип сети – GAN.
		глубокого обучения	б) Метод основан на сопоставительном обучении и применении генератив-
		с применением	ных состязательных сетей для максимизации взаимной информации между
		алгоритмов оптиче-	входным и выходным восстановленным изображением.
		ского формирования	в) Обучение проводится как на наборе парных, так и на наборе непарных
		изображений	изображений.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
			Относительно невысокая контрастность обработанного изображения.
			Наличие остаточных изображений дымки и смещения в сторону сине-
			зеленых цветов.
[51]	2023	Метод на основе	а) Гибридный подход на основе физических методов и нейронной сети
		глубокого обучения	GAN.
		с применением	 б) Нейронная сеть включает две подсети: восстанавливающую сеть и сеть
		алгоритмов	деградации.
		оптического форми-	Для эффективнои цветокоррекции и повышения качества подсеть дегене-
		рования изоораже-	рации построена на теории дегенерации Jane-McGlamery.
		нии	пеиронная сеть при этом используется для моделирования процесса деге-
			нерации. Кроме того, при молецирорации наклади ваются физические ограницения
			на глубину сцены и коэффициенты дегенерации для оценки обратного рас-
			сеяния чтобы избежать некорректных результатов во время обучения ги-
			брилной физико-нейронной молели.
			в) Применение физических моделей для формирования процесса дегенера-
			иии полволного изображения, а нейронной сети – для моделирования про-
			цесса дегенерации.
			Более точная реконструкция сцены изображения для определения дально-
			сти до объектов съемки.
			Повышение контрастности изображения.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
			Сложность реализации метода.
			д) GeForce GTX 1080ti GPU.
[52]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN) с использованием подходов на основе IFM и DCP.
		с применением ал-	 о) Реализован адаптивный модуль управления передачей.
		горитмов оптическо-	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности
		го формирования	
		изооражении и ме-	1) Для определения коэффициентов передачи применяется экспоненциаль-
		априорной инфор-	пый закон затулания онтического сигнала в воде. Обучение проволится с помощью стенерированных парных изображений
		машии	обучение проводится с помощью степерированных нарных изображении.
[53]	2022	Метол на основе	 а) Метол на основе глубокого обучения с применением сверточной
[]		глубокого обучения	нейронной сети (CNN) с использованием полхолов на основе IFM и
		с применением	DCP.
		алгоритмов оптиче-	б) Прогнозирует карту пропускания на основе входных изображений,
		ского формирования	содержит две подсети: первая подсеть прогнозирования карты пропус-
		изображений и	кания и вторая подсеть улучшения изображения, управляемая первой
		методов на основе	подсетью.
		априорной	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности
		информации	метода.
			Повышенная по сравнению с аналогами четкость выходного изображения.
			г) Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изобра-
			жений.
			д) NVIDIA 3090 Ti GPU.

1	2	3	4
[54]	2023	Метод на основе	а) Метод глубокого обучения с применением сверточной нейронной сети
		глубокого обучения	(CNN) с использованием подхода на основе DCP, включает модуль дина-
		с применением	мической коррекции цвета.
		алгоритмов оптиче-	б) Сеть типа кодер – декодер.
		ского формирования	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
		изображений и	Объединяет преимущества нескольких подходов.
		методов на основе	Высокая четкость выходных изображений.
		априорной	г) Сложность реализации метода.
		информации	Для определения коэффициентов передачи применяется экспоненциальный
			закон затухания оптического сигнала в воде.
			Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображений.
[55]	2020	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Метод эффективно способен обрабатывать изображения низкой яркости.
			в) Метод направлен на повышение яркости и четкости подводных изоб-
			ражений.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
[56]	2021	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Обучение проводится с использованием одиночных изображений, так
			как блок внесения искажений заложен в самой сети.
			в) Отсутствие необходимости использования парных изображений для тре-
			нировки сети.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
			Не устраняется полностью сдвиг изображения в область зеленых цветов
			для изображений с сильным искажением цвета.
			д) i5-6400 CPU, 32 GB RAM, Titan X GPU.
[57]	2020	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Обучение проводится с использованием одиночных изображений, так
			как блок внесения искажений заложен в самой сети.
			в) Отсутствие необходимости использования парных изображений для тре-
			нировки сети.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
			Не устраняется полностью сдвиг изображения в область зеленых цветов
			для изображений с сильным искажением цвета.
		N	Летоды улучшения изображений
[58]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе нормализации гистограммы.
		обработки	b) Метод основан на многоинтервальной подстройке субгистограмм.
		в пространственной	в) Улучшает контрастность изображения.
		области	г) Может создавать красное затенение для некоторых типов подводных
F = 07	2022		изображений. Не учитывает глубину сцены.
[59]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе нормализации гистограммы.
		обработки	в) Метод включает растягивание гистограммы, повышение контрастности и
		в пространственной	оалансировку цвета.
F.(0]	2010	области	г) Осуществляется оценка субъективно лучшего изображения.
[60]	2018	Метод на основе	а) Метод на основе изменения цветности, контраста и резкости.
		обработки	о) Пошаговое изменение настроек цветности, контраста и резкости для
		в пространственной	улучшения изображения.
		ооласти	в) Простота реализации.
			г) Итерационный метод с контролем параметров (оценкой количественных
			показателей изображения) после каждого шага.

1	2	3	4
[61]	2017	Метод на основе	а) Метод на основе пиксельных вычислений.
			б) Метод включает цветокоррекцию, основанную на кусочно-линейном
		в пространственной	преобразовании, и улучшение контрастности.
		области	в) Относительно высокая скорость обработки изображений. Возможность
			обработки изображений высокого разрешения.
			г) Эффективность метола зависит от типа искажений полволного изображения.
			л) 4GB RAM.
[27]	2020	Метол на основе	 а) Метол на основе баланса белого, слияния нелоэкспонированных изобра-
[-,]		обработки	жений, гамма-коррекции.
		в пространственной	б) Метод состоит из двух этапов: улучшенный подход к балансировке бело-
		области	го и искусственная стратегия многократного слияния недоэкспонирован-
			ных изображений.
			Для формирования набора недоэкспонированных изображений применяет-
			ся гамма-коррекция исходного изображения.
			Для определения выходного изображения сравнивается несколько вариан-
			тов обработанного изображения с разными параметрами настройки.
			В качестве критерия сравнения используются численные показатели каче-
			ства изооражения.
			в) Бысокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
			товышение контрастности и детализации изображения относительно ис-
[20]	2020	Метол на основе	а) Метод основан на теории хроматической адаптации
[20]	2020	обработки	 б) Обработка изображения осуществляется в цветовых пространствах ХҮZ
		в пространственной	и UCS с последующим преобразованием в sRGB.
		области	Для восстановления цвета применяется модель стандартного источника
			освещения D65.
			в) Простота реализации метода.
			Восстановление реалистичных цветов подводных объектов.
			г) Метод направлен исключительно на улучшение цвета, но не способству-
			ет устранению других искажении подводных изображении: недостаточная
[62]	2022	Мата д на соноро	яркость и контраст изооражении, а также наличие дымки.
[02]	2023	обработки	а) метод основан на коррекции цвета и обработки изображения в простран-
		в пространственной	ственной области (коррекции гистограммы). б) Метод вклюдает специонике основные этаны: коррекция цвета с помо-
		области	ины выпавнивания гистограммы разпожение канала V изображения на
		oonaon	низкочастотные и высокочастотные составляющие с помощью направлен-
			ного фильтра усиление низкочастотной компоненты, объелинение лвух ва-
			пого фильтри, успление низко настотной компоненты, объединение двух ва
			изображения и применение разработанной функции улучшения детализа-
			р) Комплексный полуол к коррекции цвета, улучшению летализации и кон-
			трастности изображения
			Высокие количественные показатели эффективности метола.
			г) Недостаточное улучшение контрастности изображения для случая обра-
			ботки изображений с сильным искажением пвета и повышенной мутностью
			в сравнении с аналогичными метолами.
			д) Intel i7 118000H, 2.3 GHz, 16 GB RAM.
[21]	2022	Метод на основе	a) Метод включает в себя алгоритм улучшения изображений путем обра-
	-	обработки в про-	ботки в пространственной области (растягивание гистограммы) и путем
		странственной	обработки в частотной области с применением вейвлет-преобразований.
		и частотной обла-	б) Метол включает в себя два независимых алгоритма обработки в частот-
		стях	ной и временной областях с последующим объединением результатов в
			равных долях с одинаковыми весовыми коэффициентами.
			в) Применение двух независимых алгоритмов позволяет повысить належ-
			ность обработки вне зависимости от особенностей входного изображения.
			Повышение контрастности и четкости изображения.
			г) Сложность реализации метода.

1	2	3	4
[22]	2022	Метод на основе	а) Метод на основе постоянства цвета.
		теории постоянства	б) Для оценки карты передачи применен подход постоянства цвета одиноч-
		цвета	ного изображения.
			в) Относительно высокая скорость обработки изображения.
			г) Применение экспоненциальной модели затухания оптического излучения
			для определения коэффициента передачи.
			д) Intel Core i5-3210M CPU 2.50 GHz, 4.00 GB RAM.
[63]	2023	Метод на основе	a) Метод основан на уточненной модели карты пропускания Retinex и адап-
		теории постоянства	тивной коррекции цвета.
		цвета	 б) Применяется предложенный авторами подход к оценке карты пропускания,
			исключающии неооходимость оценки рассеяннои (фоновои) освещенности.
			в) Более простая реализация алгоритма оценки карты пропускания.
			используется оценка рассеянного света в локальных областях, что позволя-
			ет улучшить восстановление деталей изооражения.
			рысокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
			1) использование упрощенного алгоритма оаланса ослого в отдельных слу-
			чаях может привести к получению неудовлетворительных результатов при
[64]	2023	Метол на основе	а) Метол на основе глубокого обучения, обучаемая частично контролируе-
[01]	2025	глубокого обучения	мая система типа учитель-ученик. построенная с использованием полси-
			стем AIM-NET.
			б) Сеть состоит из двух сетей одинаковой структуры, называемых учитель
			и ученик.
			Две сети отличаются главным образом тем, каким образом обновляются
			их веса.
			Сеть учителя может агрегировать ранее изученные весовые коэффициенты
			сразу после каждого этапа обучения.
			Весовой коэффициент сети ученика обновляется в соответствии с гради-
			ентным спуском.
			в) Использование самообучаемой стратегии.
			Применение двух подсетей с различным алгоритмом изменения параметров
			и выбором наиболее оптимального результата.
			г) Недостаточная контрастность восстановленного изображения. Наблюда-
			ется остаточная дымка на обработанных изображениях.
			д) NVIDIA RTX 3090 GPU.
[16]	2022	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением генеративной со-
		глубокого обучения	стязательной сети (GAN), CycleGAN.
			 б) Применение одиночных, а не парных изображений для тренировки
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
[31]	2022	Матол на основа	а) Матол на основе раубокого обущения с применением свертонной
[31]	2022	пистод на основе	а) метод на основе глубокого обучения с применением сверточной нейронной сети (CNN) I CL-Net
		Thy ookor o ooy tenna	б) Возможность обработки изображений с высоким разрешением в связи с
			низкой требовательностью к объему памяти GPU.
			в) Высокая скорость обработки изображения.
			г) В процессе обработки изображения метод опирается не на физические моде-
			ли, а на заданные шаблоны передачи цвета для выбора наиболее подходящего.
			д) Intel i7-8700 CPU, Nvidia GTX2080Ti GPU.
[65]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Предложена новая структура сети оценки передачи по каналам (CTEN).
			в) Относительно высокое быстродействие.
			г) Необходимость применения парных изображений для тренировки сети.
			д) NVIDIA RTX 3090.

1	2	3	4
[66]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Обработка цвета осуществляется в двух цветовых пространствах:
			RGB и HSV.
			в) Относительно высокая скорость обработки изображений. Высокие каче-
			ственные и количественные показатели эффективности метода.
			г) Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изобра-
			жений.
			д) NVIDIA Tesla V100 GPU 32 GB RAM, AMD Epyc 32-core CPU.
[67]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Основная обработка проводится с использованием изображения
			уменьшенного разрешения в 256×256 пискелей. Далее полученные све-
			дения о параметрах модели применяюся к изображению исходного раз-
			мера.
			в) Относительно высокая скорость обработки изображений. Возможность
			обработки изображений высокого разрешения.
			г) Ооучение проводится с помощью сгенерированных парных изобра-
[(0]	2022	M	жении.
[08]	2023	метод на основе	а) метод на основе глуоокого обучения с применением сверточной
		глуоокого обучения	
			о) Функционирование сети осуществляется за счет адаптивного селектив-
			ного встроенного контролирусмого функционального модуля.
			г) Сложность реализации метода
			π) NVIDIA Tesla V100 GPU. Intel Xeon Silver 4114 CPU. 32GB RAM.
[69]	2015	Метод на основе	а) Метол на основе глубокого обучения с применением сверточной
[**]		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
		5 5	б) Предложено уравнение синтеза окружающего освещения для более точ-
			ного учета условий съемки.
			в) Предложенный алгоритм позволяет более точно имитировать реальные
			подводные сцены с учетом особенностей освещенности.
			г) Сложность реализации метода.
			Для определения коэффициентов передачи применяется экспоненциальный
			закон затухания оптического сигнала в воде.
			Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображений.
			д) 2 x NVIDIA Titan V GPUs.
[70]	2022	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			 б) Применение дополнительного преобразователя повышает эффектив-
			ность обработки.
			в) Бысокие качественные и количественные показатели эффективности
			n) NVIDIA RTX 3000 GPU
[71]	2023	Метол на основе	
[/1]	2023	глубокого обуцения	а) метод на основе глубокого обучения с применением сверточной нейропной сети (CNN), областиения парадлени ная нейропная сети
		тлубокого обучения	непронной сети (стату), облег ченная параллельная непронная сеть.
			в) отпосительно высокая скорость обработки изображении.
			повышенная по сравнению с аналогами четкость выходного изооражения.
			высокие качественные и количественные показатели эффективности
			г) обучение проводится с помощью сгенерированных парных изобра-
		1	д) NVIDIA RTX A100GPU (40GB).

1	2	3	4
[72]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением генеративной со-
		глубокого обучения	стязательной сети (GAN).
			б) Многоуровневая иерархическая структура, состоящая из генератора и
			дискриминатора.
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
			Повышенный уровень летализации изображений по сравнению с другими
			метолами
			г) Требует большого объема обучающих данных, что ограничивает способ-
			Метод не обладает временной согласованность ю видеопоследовательно-
			истой иго осраницирает его применных ость к обработка наображений
			T) Intel Yeon 4215 CDU 3 20 GHz 32 GB DAM Tesle V100 GDU
[72]	2022	Мата и на соморо	a) Martar na conora preference of monthly is a menurous appendix of the
[/3]	2022	метод на основе	а) метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глуоокого обучения	неиронной сети (СММ).
			 включает два параллельных пути оценки цветности и оценки текстур
			изображения. Далее обработку осуществляет неиронная сеть U-Net.
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
			Объединяет преимущества нескольких подходов.
			г) Сложность реализации метода.
			Для определения коэффициентов передачи применяется экспоненциальный
			закон затухания оптического сигнала в воде.
			Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображений.
			Относительно длительное время обработки изображений.
			д) NVIDIA RTX A5000 GPU.
[74]	2020	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Входное изображение подвергается предварительной обработке в трех
			каналах: изменение баланса белого, выравнивание гистограммы и гамма-
			коррекция.
			Полученные промежуточные изображения анализируются, формулируются
			наиболее важные особенности входных данных, которые в дальнейшем
			определяют параметры слияния промежуточных изображений в итоговый
			результат.
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
			Применение комплексного подхода, позволяющего использовать преиму-
			цества пространственных методов оораоотки изооражении.
			Г) Обучение проводится с помощью стенерированных парных изооражении.
			л) Nvidia 1080Ti GPU
[75]	2020	Метод на основе	
[/5]	2020	глубокого обучения	стязательной сети (GAN)
		Thy concrete coy terms	б) В составе сети применена функция оценки обработациого изображения
			из основе его солевузния, прета, текстур и стилистики
			в) для обучения метода могут применяться как наобры нарных изображе-
			пии, так и одиночные изооражения.
			при этом обучение проводится на основе функции оценки и наобра пара-
			1) Относительно высокая длительность обработки изображения.
			искажения устраняются только для объектов, расположенных олиже к ка-
			мере. Для удаленных ооъектов и ооъектов на фоне качество улучшения су-
			щественно ниже.
			для изооражении, имеющих в кадре объекты на существенно различных
			дистанциях, качество улучшения различно.
			Для обработки изображений большего чем 256×256 пикселей разрешения,
			необходимо расширение сети.
			д) Intel Core-i5 3.6GHz CPU.

1	2	3	4
[76]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением генеративной со-
		глубокого обучения	стязательной сети (GAN).
			б) Двухфазная нейронная сеть.
			Первая часть сети направлена на улучшение реализма входного изображе-
			ния путем снижения различий в цветовом пространстве CIElab между
			входным изображением и синтетическим набором данных, введенных при
			обучении.
			Вторая осуществляет процедуру улучшения качества на основе данных,
			полученных при ооучении.
			в) бысокие качественные и количественные показатели эффективности ме-
			Повышение субъективного восприятия изображения благодаря подсети по-
			вышения реалистичности.
			г) Обработка сконцентрирована в первую очередь на улучшении субъек-
			тивного восприятия изображения.
			Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображений. д) Intel i5-10500 CPU, 16.0GB RAM, NVIDIA GeForce RTX 2080 Super.
[77]	2024	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением гибридной нейрон-
		глубокого обучения	ной сети, объединяющей сверточную нейронную сеть (CNN) и генератив-
			ную состязательную сеть (GAN).
			б) Нейронная сеть включает два генератора.
			Первый генератор осуществляет моделирование возможного улучшения
			качества входного изображения, используя CNN модель на основе U-Net и
			данных, полученных при обучении.
			Второй генератор осуществляет оценку коэффициентов рассеяния и про-
			хождения.
			Данные от первого и второго генератора далее используются для восста-
			новления изображения.
			в) Комплексный подход с использованием более разветвленной сети с ча-
			стичным использованием физического подхода к восстановлению изобра-
			жения.
			Применение при обучении базы данных парных изображений, основанных
			не на сгенерированных изображениях, а на реальных подводных изображе-
			ниях и их дубликатах на воздухе.
			г) Сложность реализации.
			Для входных изображений с существенным сдвигом в синюю область спек-
			тра наблюдаются искажения цветности выходного изображения сети.
			Неполное устранение дымки и недостаточная контрастность выходных
			изображений относительно аналогичных методов.
[78]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Представлена новая структура нейронной сети UW-AAE. Основанная на
			применении сети Color-AAE, предварительно обученной модели CNN-AE и
			дискриминатора.
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности ме-
			тода.
			г) Обучение нейронной сети осуществляется с использованием парного
			набора реальных изображений и их сгенерированных аналогов с внесенны-
			ми искажениями, свойственными подводным изображениям.
			Недостаточная контрастность обработанных изображений при восстанов-
			лении изображений с повышенной мутностью.
			д) Intel(R) Core i5-7300HQ CPU, 2.50 GHz и a GTX 1080 Ti GPU.

1	2	3	4
[79]	2024	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением генеративной со-
		глубокого обучения	стязательной сети (GAN).
			б) Подход заключается в том, что несколько сетей-учителей одновременно
			инструктируют обучаемые сети, что позволяет им улучшать цвет и детали-
			зацию ухудшенных изображений с разных точек зрения, после чего осу-
			ществляется слияние изображений для повышения эффективности.
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности ме-
			тода.
			Введена функция оптимизации для достижения баланса между вычисли-
			тельными затратами и качеством восстановления изображения.
			Применение нескольких подсетей для анализа эффективности подходов к
			восстановлению изображения с различных сторон с последующим слияни-
			ем результатов.
			г) боучение проводится с помощью стенерированных парных изоораже-
			нии. Недостатонное улушиение контрастности изображения для слушая обработ-
			педостаточное улучшение контрастности изображения для случая обработ-
			сравнении с аналогичными метолами.
			л) NVIDIA GeForce GTX 3060 GPUs (12G).
[80]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети типа составная магистральная сеть (CBNet).
			б) Структура сети включает в себя несколько однотипных потоков (маги-
			стралей), осуществляющих обработку изображения.
			Результирующее изображение получается путем осуществления свертки
			изображений, полученных от различных потоков.
			в) Увеличенное быстродействие по сравнению со сверточными нейронны-
			ми сетями.
			г) Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображе-
			нии. л) Nuidio GTV 2000 GDU
[81]	2023	Метол на основе	
[01]	2023	глубокого обучения	а) метод на основе глуоокого обучения с применением тенеративной со- стязательной сети (GAN)
			б) Особенность метола заключается в том, что структура сети является
			иерархической для выделения необходимой информации из нужного уров-
			ня изображения, что позволяет увеличить быстродействие метода обработ-
			ки более, чем на 11 процентов.
			в) Применение иерархической структуры позволяет ускорить быстродей-
			ствие метода обработки.
			Высокие качественные и количественные показатели восстановления.
			г) Обучение и проверка проводится с помощью сгенерированных изобра-
			жений.
50.01	2022		д) NVIDIA GeForce RTX 2060.
[82]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением генеративной со-
		глуоокого ооучения	стязательной сети (GAN).
			о) метод включает два модуля – повышения резкости и восстановления
			цвста.
			полволных изображений.
			Значительное повышение детализации подводных восстановленных изоб-
			ражений даже для изображений с сильной дымкой.
			Для тестирования модуля восстановления цвета применен набор изображе-
			ний, полученных без использования синтетических техник.
			г) Высокие требования к вычислительным ресурсам.
			д) Dell Precision 7920R сервер (2 x Intel Xeon Silver 4110 CPU, 2 x GeForce
		1	GTX 1080 Ti, 128 GBs RAM).

1	2	3	4
[83]	2024	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
			б) Особенность метода заключается в модульной структуре сети.
			Первый модуль обеспечивает извлечение параметров изображения из вход-
			ного изображения.
			Второй модуль оценивает карту прохождения и фоновую освещенность для
			дальнейшего улучшения изображения путем применения упрощенной
			функции формирования изображения.
			в) Модульная структура обеспечивает разделение задач и упрощает пони-
			мание и функционирование сети.
			Применение упрощенной функции формирования изображения обеспечивает
			частичный учет физических параметров модели для повышения точности.
			г) Обучение и проверка проводятся с помощью сгенерированных изображений.
			Структура рассчитана на обработку изображений с разрешением 256×256 пикселей.
			Для обработки изображений с большим разрешением требуется существен-
			ная перестройка структуры сети и задействование значительных вычисли-
			тельных ресурсов.
			д) NVIDIA TITAN Xp GPU.
[84]	2023	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN).
		с элементами	б) Для создания парных наборов данных для улучшения качества подвод-
		методов обработки	ных изображений предложена UHD-CycleGAN.
		в частотной	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
		и пространственной	г) Относительно сложная структура сети. Обучение проводится с помощью
[05]	2022	ооластях	сгенерированных парных изооражении.
[63]	2022	метод на основе	а) метод на основе глуоокого обучения с применением свергочной нейронной сети (CNN) с применением адгоритмор, использующих расти
		с элементами	непрояной сети (стату) с применением алі оритмов, использующих растя-
		метолов обработки	б) Лля обучения нейронной сети используется набор из олиночных
		в пространственной	изображений.
		области	Алгоритм подготовки парного изображения встроен непосредственно в сам
			метод обработки изображений.
			в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
			г) Для определения коэффициентов передачи применяется экспоненциаль-
			ный закон затухания оптического сигнала в воде.
			Обучение проводится с помощью сгенерированных парных изображений
			(парное изображение формируется непосредственно самой сетью).
5073	2022	24	д) 15-6400 СРU, 32 GB RAM, Titan X GPU.
[86]	2022	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения, тип сети – CNN, дополнительно
		с элементэми	применены СЕАПЕ и гамма-коррскция.
		метолов обработки	ком обучении а также пространственных методов
		в пространственной	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метола.
		области	г) Сложность реализации метода.
			д) AMD Ryzen 53600, 16GB RAM, NVIDIA Geforce GTX 1650 GPU.
[32]	2022	Метод на основе	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		глубокого обучения	нейронной сети (CNN) с использованием дополнительных алгоритмов об-
		с элементами	работки изображений в пространственной области.
		методов обработки	б) Метод посредством сверточной нейронной сети реализует алгоритм сли-
		в пространственной	яния и состоит из модуля восстановления цвета на основе алгоритма цвето-
		области	вого баланса в пространстве CIELab, устранения дымки и выравнивания
			яркости на основе алгоритма адаптивного выравнивания гистограммы.
			в) Комоинация традиционных алгоритмов улучшения качества подводных
		1	изооражении с современными технологиями глубокого обучения.

1	2	3	4
	-		Улучшение летализации изображения
			г) Обучение проволится с помощью сгенерированных парных изображений
			В отдельных случаях наблюдается некорректное восстановление цвета
			(чрезмерное усиление цветности)
			π) Intel Core i5-8500 NVIDIA GeForce RTX 3080
[87]	2022	Метол на основе	а) Комбинированный метод, включающий обработку в пространственной
[07]	2022	глубокого обуцения	
		с применением	стяратели ной сети (GAN)
		с применением	
		ботки	о) комоннированный метод, состоящий из нескольких модулей.
		оотки	модуль улучшения контрастности основан на адаптивной обработке гисто-
		впространственной	траммы. Молили илининия истиссти нестроги на семора сроятенией исйронной сети
		00Jac Th	Модуль улучшения четкости построен на основе сверточной неиронной сети.
			модуль цветового баланса построен на основе генеративной состязатель-
			в) Комоинированный метод, включающий как технологии глубокого боу-
			чения, так и традиционные технологии, основанные на оораоотке изоора-
			г) для определения коэффициентов передачи применяется экспоненциаль-
			ный закон затухания оптического сигнала в воде.
F001	2024	Матан на одново	(3) Matter un concept function of the concept funct
[00]	2024	пистод на основе	а) метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		с применением	псиропной сеги (стот) с использованием дополнительных алгоритмов оо-
		алгоритмов обра-	работки изображении в пространственной области. б) Преднагаемая сеть содержит три нарадненьных канада, в каждом на ко-
		алгоритмов оора- ботки	о) предлагаемая сеть содержит три параллельных капала, в каждом из ко-
		в пространственной	странствах: RGB HSV и Lab
		и настотной	егранотвал. КОВ, по у и Lao. Результаты обработки изображений в кажлом из каналов далее объедина.
		областях	тезультаты образовтки изображении в каждом из каналов далее обведния-
		005100137	в) Метол объединяет преимущества обработки изображений в каждом из
			используемых цветовых пространств
			Применение весовых коэффициентов для объединения результатов обра-
			ботки изображения в каждом из параплельных канадов обеспечивает гиб-
			кость настройки метода.
			r) Производительность метода при улучшении детализации является неоп-
			тимальной, что полтверждается авторами.
			Оценка карты передачи не является точной для различных сценариев и
			особенностей входных изображений.
			Недостаточная контрастность обработанных изображений.
			д) Intel Xeon E5-2680 CPU, 32GB RAM, Titan Xp GPU 12GB.
			Комбинированные методы
[61]	2022	Метод основан на ал-	а) Метод объединяет несколько подходов восстановления (DCP, IFM) и
		горитмах восстанов-	улучшения (Retinex, растягивание гистограммы) изображений.
		ления изображений с	б) Алгоритм осуществляет независимую обработку изображений с различ-
		применением оптиче-	ными подходами (DCP, IFM, Retinex, растягивание гистограммы) для вос-
		ской модели форми-	становления цветов объектов, улучшения контрастности, устранения дым-
		рования изображений	ки и пр. Выходное изображение получается путем объединения результатов
		и априорной инфор-	обработки в различных каналах.
		мации, а также алго-	в) Метод объединяет преимущества различных алгоритмов восстановления
		ритмах улучшения	и улучшения изображений.
		изображений с при-	Высокая контрастность и яркость цветов выходного изображения.
		менением подходов	Улучшение детализации изображения. Повышение вероятности определе-
		на базе теории посто-	ния контуров объектов стандартными методами распознавания и анализа
		янства цвета и обра-	изображений.
		ботки в простран-	г) Сложность реализации метода.
		ственной области	д) CPU: Intel i7-6700HQ 2.60GHz; GPU: NVIDIA RTX 2070 8GB.

1	2	3	4
[90]	2019	Метод основан на	а) Метод объединяет подход восстановления подводных изображений на
		алгоритме	основе априорной информации (модифицированный метод темнового ка-
		восстановления	нала (Modified DCP)) и подходе улучшения подводных изображений на ос-
		изображений	нове постоянства цвета (автоматизированный многоуровневый Retinex c
		с применением	восстановлением цвета – MSRCR).
		априорной	б) Изображение подвергается обработке двумя независимыми алгоритмами
		информации	и далее объединяется в выходное изображение с применением матрицы ве-
		и алгоритме	совых коэффициентов.
		улучшения	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
		изображений,	Улучшение детализации изображения. Повышение вероятности определе-
		базирующемся на	ния контуров объектов стандартными методами распознавания и анализа
		теории постоянства	изображений.
		цвета	г) Выбор весовых коэффициентов осуществляется вручную. Изменение ве-
			совых коэффициентов в одну или другую сторону существенно влияет на
			выходное изображение как в части цветности, так и в части контрастности.
[91]	2024	Метод основан на	а) Метод на основе глубокого обучения с применением сверточной
		технологии глубоко-	нейронной сети (CNN) с использованием алгоритма восстановления изоб-
		го обучения с при-	ражений на основе априорной информации (DCP) и алгоритма улучшения
		менением алгоритма	изображений на основе теории постоянства цвета (многоуровневый
		восстановления	Retinex).
		изображения на ос-	б) Обработка изображений осуществляется последовательно с использова-
		нове априорной ин-	нием отдельных модулей (Color Correction Net, Multi Scale Retinex Net,
		формации, а также	Encoder-Decoder Network).
		алгоритма улучше-	в) Высокие качественные и количественные показатели эффективности метода.
		ния изображений,	Повышение вероятности определения контуров объектов стандартными
		базирующегося на	методами распознавания и анализа изображений.
		теории постоянства	г) Сложность реализации метода.
		цвета	Недостаточная контрастность и четкость выходного изображения по срав-
			нению с аналогичными методами. Наличие дымки.
			д) GeForce RTX 3080 GPU.

Комбинация указанных аппаратных и программных методов позволит получить достоверные сведения о дальности до основного объекта съемки и оценку расстояния до фоновых объектов в кадре.

Точность и достоверность подобных методов основана на применяемой модели формирования изображения и заложенного в ее основу закона распространения оптического излучения в водной среде. Наиболее распространенным подходом является применение экспоненциального закона затухания оптического сигнала при распространении в водной среде (закон Бера–Ламберта) [1, 2, 26, 29].

Применение закона Бера–Ламберта является наиболее простым методом моделирования распространения света в водной среде [92], но наименее точным методом, так как в этом случае невозможно учесть явления многолучевого распространения, многократного рассеяния, дисперсии оптического сигнала и прочих физических особенностей распространения оптического излучения в воде.

Среди более точных методов моделирования распространения оптического излучения в воде следует отметить метод численного решения уравнения переноса излучения с применением метода Монте–Карло [93, 94]. Метод Монте–Карло является вероятностным методом, основанным на трассировке распространения фотонов. Преимуществами данного метода является простота программной реализации, высокая точность решения и большая гибкость настройки исходных данных. Недостатком метода Монте–Карло можно назвать наличие случайных статистических ошибок и большие вычислительные затраты [94]. Метод Монте–Карло подтвердил свою надежность и точность в различных теоретических исследованиях различных авторов, а также при сравнении результатов моделирования с полученными экспериментальными данными [94].

Предпринимаются попытки повышения точности определения коэффициентов затухания за счет использования более точных моделей вместо экспоненциального закона [34], однако в связи с относительной сложностью реализации подобные подходы не нашли широкого распространения, несмотря на более высокую точность восстановления подводных изображений. При этом данный подход может быть применим как к статичным изображениям, полученным в результате фотосъемки, так и к видео путем покадровой обработки [95]. Теоретически доступна также обработка видео в режиме реального времени при достижении необходимого быстродействия метода и применения высокопроизводительного аппаратного обеспечения.

Предпринимаются также попытки объединить преимущества различных методов обработки подводных изображений. В [89] авторы предлагают алгоритм, объединяющий как методы восстановления (DCP и IFM), так и методы улучшения (метод на основе Retinex и растягивание гистограммы) подводных изображений. Такой подход позволяет достичь высоких результатов как с субъективной, так и с объективной (количественные методы анализа результатов обработки изображений) стороны. Недостатком подобного подхода можно считать сложность реализации и настройки метода, в том числе в части определения весовых коэффициентов при объединении результатов обработки изображений с помощью различных подходов, а также реалистичные, но не точные цвета подводных объектов на восстановленном изображении.

Методы, основанные на применении нейронных сетей и глубокого обучения, обладают неоспоримыми преимуществами, среди которых следует отметить простоту их применения после завершения процедуры обучения, относительно высокое быстродействие и возможность повышения качества подводного изображения и улучшения субъективного восприятия объекта съемки [96, 97].

На рис. 2 приведены результаты анализа скорости обработки подводных изображений в совокупности с данными о размере обрабатываемых изображений, что позволяет оценить производительность и текущие функциональные возможности методов в части возможности их применения в режиме реального времени, а также их использования для обработки изображений высокого разрешения. Сведения взяты из источников, указанных в списке литературы к настоящей статье. Для наиболее производительных методов приведены ссылки на источники данных.

Из рис. 2 видно, что методы, основанные на применении нейронных сетей и глубоком обучении, демонстрируют в целом более высокую производительность по сравнению с традиционными методами обработки изображений. Однако существенная часть методов с применением нейронных сетей ограничена в части возможности обработки только изображений небольшого разрешения (256×256 пикселей) [98, 99]. При этом модернизация сети для обработки изображений большего размера требует применения существенных временных и вычислительных ресурсов [75].



Рис. 2. Сопоставление производительности методов восстановления (красными «●» обозначены результаты для методов на основе модели оптического формирования изображений, красными «■» – для методов на основе априорной информации, красными «■» – для методов на основе априорной информации, красными «★» – для методов на основе глубокого обучения) и улучшения (синими «▲» обозначены результаты для методов на основе обработки в пространственной области, синими «▼» – для методов на основе обработки в частотной области, синими «▼» – для методов на основе глубокого обучения, синими «◆» – для методов на основе постоянства цвета, синими «★» – для методов на основе глубокого обучения, синими «◆» – для методов на основе корректировки контрастности, зелеными «×» – для комбинированных методов) подводных изображений

Основным существенным недостатком нейронных сетей, кроме сложности процедур их реализации и обучения, является проведение их обучения на парных наборах изображений, включающих изображение высокого качества и его синтезированную копию, подвергнутую тем или иным алгоритмам ухудшения качества (добавление дымки, сдвиг цвета в зеленую или синюю область спектра и пр.). При этом зачастую методы, основанные на обучении нейронной сети с использованием подобных наборов изображений, демонстрируют гораздо худшие результаты при обработке реальных подводных изображений. Так, в работах [55, 100] продемонстрирована важность использования реалистичных наборов подводных изображения для тренировки нейронной сети.

Результативность методов восстановления И улучшения подводных изображений сильно отличается в случае их применения для обработки не синтезированных, а реальных изображений [101]. При этом в работе [102] показано, что, несмотря на субъективное улучшение качества и восприятия обработанного изображения, методы улучшения качества подводных изображений могут снижать эффективность обнаружения объектов, особенно в сложных случаях, вследствие увеличения помех, искажения цветности изображения или возникновения цветовых артефактов на обработанном изображении, размытия краев изображения и контуров объектов, чрезмерного повышения контрастности и прочих факторов.

Вопрос влияния алгоритмов восстановления и улучшения изображений на эффективность алгоритмов распознавания образов активно исследуется учеными [103, 104, 105, 106, 107]. Предпринимаются попытки интегрирования методов, основанных на глубоком обучении в алгоритмы распознавания подводных объектов [108, 109]. Так, в [38] на примере 75 тестовых изображений показано, что применение предложенного авторами метода восстановления подводных изображений, основанного на модели формирования изображения И дискретном вейвлетпреобразовании для уменьшения шума, существенно улучшает детализацию и повышает количество определяемых стандартными алгоритмами распознавания контуров объектов. Результаты подтверждены количественными и качественными оценками.

5. Применение методов восстановления и улучшения качества подводных изображений для решения задач в рамках морских геологоразведочных работ

Из анализа описанных выше методов обработки видно, что в настоящее время разработано большое количество различных подходов к решению проблемы восстановления или улучшения подводных изображений. Данные методы могут быть использованы в том числе и для обработки изображений, полученных в ходе морских геологоразведочных работ. С целью определения целесообразности (в том числе в части их эффективности и баланса между требованиями к вычислительным ресурсам и длительностью обработки) применения тех или иных методов обработки изображений необходимо оценить оснащенность оборудования, используемого для осуществления подводной съемки, описать особенности выполнения глубоководной съемки, а также оценить основные искажения, свойственные глубоководным снимкам. Это позволит сформировать основные требования, предъявляемые к методам обработки изображений, полученных в ходе морских геологоразведочных работ.

В связи с тем, что глубина залегания КМК, ЖКМ и ГПС находится в диапазоне от 500 до 6000 метров, выполнение морских геологоразведочных работ возможно только путем применения специализированных морских глубоководных комплексов, осуществляющих акустическую, фото- и видеосъемку морского дна. В связи с необходимостью обследования очень больших площадей морского дна наиболее целесообразным, высокопроизводительным и энергоэффективным методом является применение буксируемых глубоководных аппаратов.

В процессе морских геологоразведочных работ применяются не только методы, связанные с проведением фото- и видеосъемки, но также проводится взятие проб породы и грунта, проб воды, исследование и анализ биоразнообразия, анализ параметров грунта и пр. В связи с тем, что взятие проб является весьма трудоемкой и ресурсоемкой процедурой, оно проводится только в отдельно взятых точках обследуемой площади, в то время как фото- и видеосъемка проводится на всем протяжении работ.

При этом видеосъемка осуществляется преимущественно для оперативного контроля за движением подводного аппарата и оценки биоразнообразия исследуемой области Мирового океана. В то время как фотосъемка применяется именно для определения рудоносности исследуемого месторождения, плотности залегания и размеров конкреций для последующей оценки объемов полезных ископаемых, целесообразности разработки того или иного района морского дна и определения возможного метода их добычи. При этом фотосъемка осуществляется не непрерывно, а с интервалов порядка 10-15 секунд между кадрами. Это вызвано как особенностями применяемого оборудования (так как перезарядка импульсных источников света занимает определенное время), так и компромиссом между обеспечением достаточного количества кадров на заданной площади анализируемого участка морского дна и объемом базы данных и отчетных материалов, формируемых по результатам выполнения работ.

С целью обеспечения морских глубоководных геологоразведочных работ АО «ЮЖМОРГЕОЛОГИЯ» разработан и изготовлен буксируемый фототелевизионный комплекс «Нептун-Ц-О», оснащенный современ-

ным оборудованием для проведения съемки морского дна в районах Мирового океана до 6000 м. Внешний вид комплекса «Нептун-Ц-О» показан на рис. 3.

Примеры подводных изображений, полученных в процессе морских геологоразведочных работ в зоне Кларион-Клиппертон Тихого океана, приведены на рис. 4.



Рис. 3. Внешний вид буксируемого модуля комплекса «Нептун-Ц-О»



Рис. 4. Подводные изображения, полученные в ходе морских глубоководных геологоразведочных работ в зоне Кларион-Клиппертон Тихого океана

В 2023 году успешно проведена модернизация комплекса, в результате которой осуществлено его оснащение как современным оборудованием для осуществления фото- и видеосъемки высокого разрешения, так и вспомогательным оборудованием, обеспечивающим оценку взаимного положения камеры и объекта съемки:

 гидроакустическим альтиметром для оценки отстояния буксируемого модуля комплекса от дна;

 высокоточным датчиком давления, позволяющим определять глубину погружения буксируемого модуля;

- а также лазерным масштабирующим устройством, обеспечивающим точную привязку геометрических размеров объекта вне зависимости от расстояния до него.

Особенности осуществления глубоководной съемки с целью осуществления морских геологоразведочных работ можно сформулировать следующим образом: в момент съемки объект должен находиться под буксируемым модулем комплекса, так как фото- и видеокамеры, а также приборы заливающего и импульсного света направлены вниз;

2) в процессе буксировки в силу неоднородности рельефа и наличия качки на поверхности моря отстояние буксируемого модуля до дна (расстояние до объекта съемки) может изменяться. С целью получения качественных результатов съемки, а также обработки полученных кадров и проведения геологического анализа, оценки рудоносности и пр. расстояние до объекта в момент съемки должно быть примерно одинаковым для всех кадров. В связи с этим в процессе буксировки в автоматическом режиме постоянно отслеживается отстояние буксируемого модуля до дна (объекта съемки) и после получения команды и достижения нужного отстояния происходит съемка;

3) при проведении морских геологоразведочных работ информация с датчиков о взаимном положении камеры и объекта съемки доступна априори и сохраняется вместе с полученным кадром. При этом не требуется выделение информации о дальности до объекта съемки из самого изображения программными способами.

Из рис. 4 видно, что изображениям, полученным в ходе морских геологоразведочных работ, свойственны следующие искажения:

- изменение цветности;
- смещение цветов в сине-зеленую область спектра;
- низкая контрастность изображения;
- неоднородная освещенность кадра;
- дымка;

 наличие взвешенных частиц донных осадков в воде и пр.

На основе результатов многолетней фото- и видеосъемки сформирована база данных реальных подводных изображений морского дна глубоководной части Мирового океана, включая зону Кларион-Клиппертон. База данных включает более 5000 изображений и видео высокого разрешения с различными условиями освещенности, мутности воды и расстояниями до объектов.

Формирование подобных баз данных также является весьма важной прикладной задачей [110, 111], так как применение реальных подводных изображений позволяет осуществлять более точное обучение методов, основанных на технологии глубокого обучения, а также проверку и совершенствование всех методов обработки подводных изображений.

На основании вышеизложенного основные требования, предъявляемые к методам обработки подводных изображений, полученных в ходе морских геологоразведочных работ, могут быть сформулированы следующим образом:

- восстановление естественных цветов подводных объектов;

- обеспечение высокой контрастности;

устранение дымки на изображении;

- отсутствие артефактов на изображении, вызванных некорректным функционированием алгоритма обработки;

 длительность обработки не является определяющим фактором;

- обработка выполняется преимущественно на этапе камеральных работ (постобработки) без необходимости реализации методов на базе мобильных или встраиваемых вычислительных систем;

 информация о дальности до объекта съемки доступна априори в связи с обязательным наличием аппаратных датчиков на подводном аппарате;

- в качестве входных данных выступают результаты фотосъемки (изображения), а не непрерывный поток видеоинформации.

На основании вышеизложенного можно сделать вывод, что для обработки подводных изображений, полученных в результате морских глубоководных геологоразведочных работ, наиболее целесообразным является выбор методов обработки, основанных на использовании априорной информации об условиях съемки, собранных с аппаратных датчиков. Такой подход в совокупности с использованием уточненной модели распространения оптического излучения в воде позволит обеспечить наиболее точное восстановление подводных изображений.

Расширение функциональных возможностей подводных аппаратов в части машинного зрения также является важной технической задачей, однако не все предлагаемые подходы применимы к геологоразведочным комплексам.

С целью расширения функциональных возможностей подводных аппаратов предпринимаются попытки объединения информации, получаемой от разных источников. Так, в [112] авторами предложена методика, объединяющая информацию от двух видеокамер и многолучевого эхолота. При этом многолучевой эхолот предоставляет данные о дальности до каждой точки объекта съемки, а интегрированный алгоритм восстановления обеспечивает улучшение видео с камер для последующего наложения видеоинформации и кадра развертки многолучевого эхолота для удобного восприятия оператором. Подобная система очень удобна для оперативного контроля за проводимыми работами, а также при осуществлении обзорно-поисковых работ с применением телеуправляемых подводных аппаратов, однако избыточна в плане оснащения геологоразведочных комплексов.

В [113] предпринята попытка интеграции метода улучшения подводных изображений и видео в программную оболочку подводного осмотрового аппарата. Метод основан на технологии глубокого обучения и успешно внедрен в программное обеспечение для улучшения потокового видео, поступающего от камеры аппарата. Авторам удалось добиться быстродействия метода, достаточного для обработки видео в режиме квазиреального времени в части улучшения цветов подводных объектов, но при этом низкие контрастность и детализация, а также дымка на изображении не устранены. Таким образом, подобный подход может быть применен для улучшения восприятия подводной обстановки в процессе съемки, но не в качестве основного метода для обеспечения дальнейшей автоматизированной обработки материалов геологоразведочных работ.

В целом методы восстановления подводных изображений и обработки видео в совокупности с алгоритмами распознавания образов могут существенно расширить функциональные возможности подводных аппаратов, в первую очередь автономных, как в части решения задач геологоразведочных работ, так и для обеспечения выполнения иных задач [114–116].

В работе [117] авторам также удалось достичь быстродействия метода обработки подводных изображений, достаточного для функционирования в режиме реального времени и использовать его для обработки данных, снимаемых автономным осмотровым необитаемым подводным аппаратом, но в отдельных случаях наблюдается чрезмерное усиление цветности вплоть до появления артефактов.

Применение отдельных методов улучшения качества и восстановления подводных изображений может приводить к появлению ореолов вокруг областей со значительным градиентом интенсивности [118], которые при дальнейшей обработке и автоматизированном распознавании могут восприниматься как часть объекта и стать следствием неверной оценки его размеров, что в контексте решения задач морских геологоразведочных работ, в первую очередь заключающихся в оценке запасов твердых полезных ископаемых, является недопустимым.

При этом выбор метода исключительно на основании показателей [119] количественной оценки результатов восстановления является некорректным и ненадежным, что также отмечается авторами в [120, 121]. Данный факт относится в первую очередь к методам улучшения качества подводных изображений, так как в их основу не заложены принципы и ограничения физических моделей, свойственные методам восстановления подводных изображений.

Таким образом, основное преимущество методов, основанных на глубоком обучении, в данном случае относительно неважно и на первый план выходит именно качество и достоверность восстановления подводных изображений.

Заключение

Таким образом, в настоящей работе приведены обзор и классификация современных методов восстановления и улучшения качества подводных изображений, а также анализ преимуществ и недостатков методов применительно к результатам съемки, полученным в ходе морских глубоководных геологоразведочных работ. В связи с тем, что основными критериями выбора метода обработки является именно точность и достоверность восстановления подводных изображений, а не быстродействие и улучшение восприятия кадра, наиболее целесообразным является выбор методов, основанных на традиционном подходе и использовании априорной информации, полученной от аппаратных датчиков комплекса об условиях съемки и взаимном положении камеры и объекта.

Дальнейшее направление исследований сосредоточено на реализации алгоритма восстановления подводных изображений, полученных в ходе морских геологоразведочных работ, на основании разработанной авторами ранее уточненной численной модели распространения оптического излучения под водой.

Благодарности

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-79-01253, https://rscf.ru/project/23-79-01253/

References

- Zhou J, Zhang D, Zhang W. Classical and state-of-the-art approaches for underwater image defogging: a comprehensive survey. Front Inf Technol Electron Eng 2020; 21(12): 1745-1769. DOI: 10.1631/FITEE.2000190.
- [2] Zhang W, Dong L, Pan X, Zou P, Qin L, Xu W. A survey of restoration and enhancement for underwater images. IEEE Access 2019; 7: 182259-182279. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2959560.
- [3] Yang M, Hu J, Li C, Rohde G, Du Y, Hu K. An in-depth survey of underwater image enhancement and restoration. IEEE Access 2019; 7: 123638-123657. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2932611.
- [4] Pan T, He X, Zhang X, Liu J, Bai Y, Gong F, Li T. Experimental study on bottom-up detection of underwater targets based on polarization imaging. Sensors 2022; 22(8): 2827. DOI: 10.3390/s22082827.
- [5] Shabalin NV, Korost DV, Chava VA, Nazarenko SA, Sukhov SV, Kirichenko EA, Ints GA, Egorov AA. Towed device for mapping seabed objects and their visual verification [In Russian]. Pat RF of Invent N 2679922 C1 of February 14, 2018, Russian Bull of Inventions N5, 2019.
- [6] Tan C, Sluzek G, He D. A novel applications of rangegated underwater laser imaging system in near target turbid medium. Opt Lasers Eng 2005; 43(9): 995-1009. DOI: 10.1016/j.optlaseng.2004.10.005.
- [7] Li H, Wang X, Bai T, et al. Speckle noise suppression of range gated underwater imaging system. Proc SPIE 2009; 7443: 74432A. DOI: 10.1117/12.831994.
- [8] Zhang T, Li Q, Li Y, Liu X. Underwater optical image restoration method for natural/artificial light. J Mar Sci Eng 2023; 11(3): 470. DOI: 10.3390/jmse11030470.
- [9] Wang Y, Song W, Fortino G, Qi L-Z, Zhang W, Liotta A. An experimental-based review of image enhancement and image restoration methods for underwater imaging. IEEE Access 2019; 7: 140233-140251. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2932130.
- [10] Yu K, Cheng Y, Li L, Zhang K, Liu Y, Liu Y. Underwater image restoration via DCP and Yin–Yang pair optimization. J Mar Sci Eng 2022; 10(3): 360. DOI: 10.3390/jmse10030360.

- [11] Lee HS, Moon SW, Eom IK. Underwater image enhancement using successive color correction and superpixel dark channel prior. Symmetry 2020; 12(8): 1220. DOI: 10.3390/sym12081220.
- [12] Drews P, Nascimento E, Moraes F, Botelho S, Campos M. Transmission estimation in underwater single images. Proc IEEE Int Conference on Computer Vision Workshops 2013: 825-830. DOI: 10.1109/ICCVW.2013.113.
- [13] Jiao Q, Liu M, Li P, Dong L, Hui M, Kong L, Zhao Y. Underwater image restoration via non-convex non-smooth variation and thermal exchange optimization. J Mar Sci Eng 2021; 9(6): 570. DOI: 10.3390/jmse9060570.
- [14] Drews PLJ, Nascimento ER, Botelho SSC, Campos MFM. Underwater depth estimation and image restoration based on single images. IEEE Comput Graph Appl 2016; 36(2): 24-35. DOI: 10.1109/MCG.2016.26.
- [15] Carlevaris-Bianco N, Mohan A, Eustice RM. Initial results in underwater single image dehazing. Oceans 2010 MTS/IEEE Seattle 2010: 1-8. DOI: 10.1109/OCEANS.2010.5664428.
- [16] Du R, Li W, Chen S, Li C, Zhang Y. Unpaired underwater image enhancement based on CycleGAN. Information 2022; 13(1): 1. DOI: 10.3390/info13010001.
- [17] Awan HSA, Mahmood MT. Underwater image restoration through color correction and UW-Net. Electronics 2024; 13(1): 199. DOI: 10.3390/electronics13010199.
- [18] Hu K, Weng C, Zhang Y, Jin J, Xia Q. An overview of underwater vision enhancement: From traditional methods to recent deep learning. J Mar Sci Eng 2022; 10(2): 241. DOI: 10.3390/jmse10020241.
- [19] Ancuti C, Ancuti CO, Haber T, Bekaert P. Enhancing underwater images and videos by fusion. Proc 2012 IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition 2012: 81-88. DOI: 10.1109/CVPR.2012.6247661.
- [20] Yang X, Yin C, Zhang Z, Li Y, Liang W, Wang D, Tang Y, Fan H. Robust chromatic adaptation based color correction technology for underwater images. Appl Sci 2020; 10(18): 6392. DOI: 10.3390/app10186392.
- [21] Zhou J, Wei X, Shi J, Chu W, Lin Y. Underwater image enhancement via two-level wavelet decomposition maximum brightness color restoration and edge refinement histogram stretching. Opt Express 2022; 30(10): 17290-17306. DOI: 10.1364/OE.450858.
- [22] Zhang W, Liu W, Li L. Underwater single-image restoration with transmission estimation using color constancy. J Mar Sci Eng 2022; 10(3): 430. DOI: 10.3390/jmse10030430.
- [23] Dixit S, Tiwari SK, Sharma P. Underwater image enhancement using DCP with ACCLAHE and homomorphism filtering. Proc 2016 Int Conf on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES) 2016: 2042-2046. DOI: 10.1109/SCOPES.2016.7955807.
- [24] Malathi V, Manikandan A. An enhancement of underwater images using DCP and CLAHE algorithm. Int J Eng Adv Technol 2019; 9(2): 2805-2813. DOI: 10.35940/ijeat.A9607.129219.
- [25] Chang HH, Chen PF, Guo JK, et al. A self-adaptive single underwater image restoration algorithm for improving graphic quality. J Image Video Proc 2020; 2020: 41. DOI: 10.1186/s13640-020-00528-0.
- [26] Song W, Liu Y, Huang D, Zhang B, Shen Z, Xu H. From shallow sea to deep sea: research progress in underwater image restoration. Front Mar Sci 2023; 10: 1163831. DOI: 10.3389/fmars.2023.1163831.
- [27] Tao Y, Dong L, Xu W. A novel two-step strategy based on white-balancing and fusion for underwater image en-

hancement. IEEE Access 2020; 8: 217651-217670. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3040505.

- [28] Gao F, Wang K, Yang Z, Wang Y, Zhang Q. Underwater image enhancement based on local contrast correction and multi-scale fusion. J Mar Sci Eng 2021; 9(2): 225. DOI: 10.3390/jmse9020225.
- [29] Alsakar YM, Sakr NA, El-Sappagh S, Abuhmed T, Elmogy M. Underwater image restoration and enhancement: A comprehensive review of recent trends, challenges, and applications. 2023. Source: https://www.preprints.org/manuscript/202307.0585/v1>. DOI: 10.20944/preprints202307.0585.v1.
- [30] Zhao L, Lee S-W. Multi-domain rapid enhancement networks for underwater images. Sensors 2023; 23(21): 8983. DOI: 10.3390/s23218983.
- [31] Yang Hua, Tian Fei, Qi Qi, Wu Q. M. Jonathan, Li Kunqian. Underwater image enhancement with latent consistency learning - based color transfer. IET Image Process 2022; 16(6): 1594-1612. DOI: 10.1049/ipr2.12433.
- [32] Zheng M, Luo W. Underwater image enhancement using improved CNN based defogging. Electronics 2022; 11(1): 150. DOI: 10.3390/electronics11010150.
- [33] Liu Y, Xu H, Zhang B, Sun K, Yang J, Li B, Li C, Quan X. Model-based underwater image simulation and learning-based underwater image enhancement method. Information 2022; 13(4): 187. DOI: 10.3390/info13040187.
- [34] Akkaynak D, Treibitz T. Sea-Thru: A method for removing water from underwater images. 2019 IEEE/CVF Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2019: 1682-1691. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00178.
- [35] Liu D, Zhou J, Xie X, Lin Z, Lin Y. Underwater image restoration via background light estimation and depth map optimization. Opt Express 2022; 30(16): 29099-29116. DOI: 10.1364/OE.462861.
- [36] Peng Y-T, Cosman PC. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption. IEEE Trans Image Process 2017; 26(4): 1579-1594. DOI: 10.1109/TIP.2017.2663846.
- [37] Zhou J, Liu Q, Jiang Q, et al. Underwater camera: Improving visual perception via adaptive dark pixel prior and color correction. Int J Comput Vis 2023. DOI: 10.1007/s11263-023-01853-3. Source: https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s11263-023-01853-3.pdf>.
- [38] Raihan AJ, Abas PE, De Silva LC. Role of restored underwater images in underwater imaging applications. Appl Syst Innov 2021; 4(4): 96. DOI: 10.3390/asi4040096.
- [39] Zhou J, Yang T, Ren W, Zhang D, Zhang W. Underwater image restoration via depth map and illumination estimation based on a single image. Opt Express 2021; 29(19): 29864-29886. DOI: 10.1364/OE.427839.
- [40] Zhuang Z, Fan Z, Jin H, Gong K, Peng J. Local linear model and restoration method of underwater images. Opt Express 2022; 30(17): 30949-30968. DOI: 10.1364/OE.458816.
- [41] Zhou J, Liu D, Zhang D, Zhang W. Light attenuation and color fluctuation for underwater image restoration. In Book: Wang L, Gall J, Chin T-J, Sato I, Chellappa R, eds. Computer Vision – ACCV 2022. 16th Asian Conference on Computer Vision, Macao, China, December 4–8, 2022, Proceedings, Part III. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland AG; 2022: 374-389. DOI: 10.1007/978-3-031-26313-2_23.
- [42] Lakshmi MD, Murugan SS. Modified restoration technique for improved visual perception of shallow underwater im-

agery. Current Sci 2021; 121(1): 103-108. DOI: 10.18520/cs/v121/i1/103-108.

- [43] Park E, Sim J-Y. Underwater image restoration using geodesic color distance and complete image formation model. IEEE Access 2020; 8: 157918-157930. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3019767.
- [44] Berman D, Levy D, Avidan S, Treibitz T. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 2021; 43(8): 2822-2837. DOI: 10.1109/TPAMI.2020.2977624.
- [45] Zhou J, Wang Y, Zhang W, Li C. Underwater image restoration via feature priors to estimate background light and optimized transmission map. Opt Express 2021; 29(18): 28228-28245. DOI: 10.1364/OE.432900.
- [46] Ge WY, Lin Y, Wang Z, Yang T. Multi-prior underwater image restoration method via adaptive transmission. Opt Express 2022; 30(14): 24295-24309. DOI: 10.1364/OE.463865.
- [47] Chang H-H. Single underwater image restoration based on adaptive transmission fusion. IEEE Access 2020; 8: 38650-38662. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2971019.
- [48] Hu Y, Wang K, Zhao X, Wang H, Li Y. Underwater image restoration based on convolutional neural network. Proc 10th Asian Conf on Machine Learning (PMLR) 2018; 95: 296-311.
- [49] Desai C, Reddy BSS, Tabib RA, Patil U, Mudenagudi U. AquaGAN: Restoration of underwater images. 2022 IEEE/CVF Conf Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW) 2022: 295-303. DOI: 10.1109/CVPRW56347.2022.00044.
- [50] Han J, et al. Single underwater image restoration by contrastive learning. 2021 IEEE Int Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2021: 2385-2388. DOI: 10.1109/IGARSS47720.2021.9553857.
- [51] Yan S, Chen X, Wu Z, Tan M, Yu J. HybrUR: A hybrid physical-neural solution for unsupervised underwater image restoration. IEEE Trans Image Process 2023; 32: 5004-5016. DOI: 10.1109/TIP.2023.3309408.
- [52] Mu P, Fang J, Qian H, Bai C. Transmission and colorguided network for underwater image enhancement. 2023 IEEE Int Conf on Multimedia and Expo (ICME) 2023: 1337-1342: DOI: 10.1109/ICME55011.2023.00232.
- [53] Yan K, Lan L, Zheng Z, Wang G, Yang Y. Medium transmission map matters for learning to restore real-world underwater images. Appl Sci 2022; 12(11): 5420. DOI: 10.3390/app12115420.
- [54] Li C, Anwar S, Porikli F. Underwater scene prior inspired deep underwater image and video enhancement. Pattern Recognition 2020; 98: 107038. DOI: 10.1016/j.patcog.2019.107038.
- [55] Xu Y, Wang H, Cooper GD, Rong S, Sun W. Learningbased dark and blurred underwater image restoration. Complexity 2020; 2020(2): 6549410. DOI: 10.1155/2020/6549410.
- [56] Mello CD, Drews PL, Botelho SC. Degradation-driven underwater image enhancement. 2021 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2021 Brazilian Symposium on Robotics (SBR), and 2021 Workshop on Robotics in Education (WRE) 2021: 186-191. DOI: 10.1109/LARS/SBR/WRE54079.2021.9605460.
- [57] Mello CD, Moreira BU, Drews PLJ, Botelho SC. Alternative underwater image restoration based on unsupervised learning and autoencoder with degradation block. 2020 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2020 Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2020 Workshop

on Robotics in Education (WRE) 2020: 1-6. DOI: 10.1109/LARS/SBR/WRE51543.2020.9307136.

- [58] Zhou J, Pang L, Zhang D, Zhang W. Underwater image enhancement method via multi-interval subhistogram perspective equalization. IEEE J Oceanic Eng 2023; 48(2): 474-488. DOI: 10.1109/JOE.2022.3223733.
- [59] Pandey V, Padmakumar A, Padmakumar A, Rasal T, Khandelwal H. Underwater Image Enhancement and Restoration using AI & ML. Int J Res Publ Rev 2023; 4(4): 3372-3377.
- [60] Joel Fathimson J, Bibis S, Aswanth R, Gayatri S. Underwater image restoration using UICCS method in Matlab. Int J New Technol Res 2018; 4(2): 01-06.
- [61] Fu X, Fan Z, Ling M, Huang Y, Ding X. Two-step approach for single underwater image enhancement. 2017 Int Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS) 2017: 789-794. DOI: 10.1109/ISPACS.2017.8266583.
- [62] Tian N, Cheng L, Li Y, Li X, Xu N. Enhancing underwater images via color correction and multiscale fusion. Appl Sci 2023; 13(18): 10176. DOI: 10.3390/app131810176.
- [63] Chen E, Ye T, Chen Q, Huang B, Hu Y. Enhancement of underwater images with retinex transmission map and adaptive color correction. Appl Sci 2023; 13(3): 1973. DOI: 10.3390/app13031973.
- [64] Huang S, Wang K, Liu H, Chen J, Li Y. Contrastive semisupervised learning for underwater image restoration via reliable bank. 2023 IEEE/CVF Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) 2023; 18145-18155. DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.01740.
- [65] Wang Q, Fu B, Fan H. Underwater image enhancement via a channel-wise transmission estimation network. IET Image Process 2023; 17(10): 2958-2971. DOI: 10.1049/ipr2.12845.
- [66] Zhou J, et al. UGIF-Net: An efficient fully guided information flow network for underwater image enhancement. IEEE Trans Geosci Remote Sens 2023; 61: 4206117. DOI: 10.1109/TGRS.2023.3293912.
- [67] Zhang D, Cao W, Zhou J, Peng Y-T, Zhang W, Li Z. Twobranch underwater image enhancement and original resolution information optimization strategy in ocean observation. J Mar Sci Eng 2023; 11(7): 1285. DOI: 10.3390/jmse11071285.
- [68] Zhang D, Zhou J, Guo CL, Zhang W, Li C. Synergistic multiscale detail refinement via intrinsic supervision for underwater image enhancement. arXiv Preprint. 2023. Source: https://arxiv.org/abs/2308.11932. DOI: 10.48550/arXiv.2308.11932.
- [69] Wang Z, Shen L, Yu M, Lin Y, Zhu Q. Single underwater image enhancement using an analysis-synthesis network. Journal of Latex Class Files 2015; 14(8). Source: https://arxiv.org/abs/2108.09023. DOI: 10.48550/arXiv.2108.09023.
- [70] Ren T, Xu H, Jiang G, Yu M, Luo T. Reinforced swinconvs transformer for underwater image enhancement. Proc 36th Conf on Neural Information Processing (NeurIPS) 2022. Source: https://arxiv.org/abs/2205.00434>. DOI: 10.48550/arXiv.2205.00434.
- [71] Jiang J, Huang P, Tong L, Yin J, Chen E. LPS-Net: Lightweight parallel strategy network for underwater image enhancement. Appl Sci 2023; 13(16): 9419. DOI: 10.3390/app13169419.
- [72] Zhang D, Wu C, Zhou J, Zhang W, Li C, Lin Z. Hierarchical attention aggregation with multi-resolution feature learning for GAN-based underwater image enhancement. Eng Appl Artif Intell 2023; 125: 106743. DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106743.

- [73] Zhang D, Shen J, Zhou J, Chen E, Zhang W. Dual-path joint correction network for underwater image enhancement. Opt Express 2022; 30(18): 33412-33432. DOI: 10.1364/OE.468633.
- [74] Li C, et al. An underwater image enhancement benchmark dataset and beyond. IEEE Trans Image Process 2020; 29: 4376-4389. DOI: 10.1109/TIP.2019.2955241.
- [75] Islam MJ, Xia Y, Sattar J. Fast underwater image enhancement for improved visual perception. IEEE Robot Autom Lett 2020; 5(2): 3227-3234. DOI: 10.1109/LRA.2020.2974710.
- [76] Wang Z, Shen L, Xu M, Yu M, Wang K, Lin Y. Domain adaptation for underwater image enhancement. IEEE Trans Image Process 2023; 32: 1442-1457. DOI: 10.1109/TIP.2023.3244647.
- [77] Gonzalez-Sabbagh S, Robles-Kelly A, Gao S. DGDcGAN: A dual generator for image dewatering and restoration. Pattern Recognition 2024; 148: 110159. DOI: 10.1016/j.patcog.2023.110159.
- [78] Luo G, He G, Jiang Z, Luo C. Attention-based mechanism and adversarial autoencoder for underwater image enhancement. Appl Sci 2023; 13(17): 9956. DOI: 10.3390/app13179956.
- [79] Zhang T, Liu Y. MTUW-GAN: A multi-teacher knowledge distillation generative adversarial network for underwater image enhancement. Appl Sci 2024; 14(2): 529. DOI: 10.3390/app14020529.
- [80] Chen Y, Li Q, Lu D, Kou L, Ke W, Bai Y, Wang Z. A novel underwater image enhancement using optimal composite backbone network. Biomimetics 2023; 8(3): 275. DOI: 10.3390/biomimetics8030275.
- [81] Han J, Zhou J, Wang L, Wang Y, Ding Z. FE-GAN: Fast and efficient underwater image enhancement model based on conditional GAN. Electronics 2023; 12(5): 1227. DOI: 10.3390/electronics12051227.
- [82] Mousavi M, Estrada R, Ashok A. iDehaze: Supervised underwater image enhancement and dehazing via physically accurate photorealistic simulations. Electronics 2023; 12(11): 2352. DOI: 10.3390/electronics12112352.
- [83] Jia H, Xiao Y, Wang Q, Chen X, Han Z, Tang Y. Underwater image enhancement network based on dual layers regression. Electronics 2024; 13(1): 196. DOI: 10.3390/electronics13010196.
- [84] Wei Y, Zheng Z, Jia X. UHD underwater image enhancement via frequency-spatial domain aware network. In Book: Wang L, Gall J, Chin T-J, Sato I, Chellappa R, eds. Computer Vision – ACCV 2022. 16th Asian Conference on Computer Vision, Macao, China, December 4–8, 2022, Proceedings, Part III. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland AG; 2023. DOI: 10.1007/978-3-031-26313-2 2.
- [85] Mello CD Jr, Moreira BU, de Oliveira Evald PJD, Drews PJL, Botelho SSC. Self-learning methodology based on degradation estimation for underwater image enhancement. In Book: Xavier-Junior JC, Rios RA, eds. Intelligent Systems. 11th Brazilian Conference, BRACIS 2022, Campinas, Brazil, November 28 – December 1, 2022, Proceedings, Part II. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland AG; 2022. DOI: 10.1007/978-3-031-21689-3_7.
- [86] Shi Z, Wang Y, Zhou Z, Ren W. Integrating deep learning and traditional image enhancement techniques for underwater image enhancement. IET Image Process 2022; 16(13): 3471-3484. DOI: 10.1049/ipr2.12544.
- [87] Zhu S, Luo W, Duan S. Enhancement of underwater images by CNN-based color balance and dehazing. Electronics 2022; 11(16): 2537. DOI: 10.3390/electronics11162537.

- [88] Yang H, Cai H, Jiang C, Zhang R, Zhang J. Underwater image enhancement via multi-scale feature fusion network guided by medium transmission. Research Square2024. Preprint. Source: <https://www.researchgate.net/publication/379416571_Un derwater_Image_Enhancement_via_Multi-Scale_Feature _Fusion_Network_Guided_by_Medium_Transmission/full text/66080a4f10ca8679872a67bf/Underwater-Image-Enhancement-via-Multi-Scale-Feature-Fusion-Network-Guided-by-Medium-Transmission.pdf?_ tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnN0UGFnZSI6InB1YmxpY2 F0aW9uIiwicGFnZSI6InB1YmxpY2F0aW9uIn19>. DOI: 10.21203/rs.3.rs-4082073/v1.
- [89] Li T, Zhou T. Multi-scale fusion framework via retinex and transmittance optimization for underwater image enhancement. PLoS ONE 2022; 17(9): e0275107. DOI: 10.1371/journal.pone.0275107.
- [90] Li H, Zhuang P, Wang W, Li J. Underwater image enhancement based on dehazingand color correction. Proc 2019 IEEE Int Conf on Parallel & Distributed Processing with Applications, Big Data & Cloud Computing, Sustainable Computing & Communications, Social Computing & Networking 2019: 1290-1295. DOI: 10.1109/ISPA-BDCloud-SustainCom-SocialCom48970.2019.00192.
- [91] Qi H, Zhou H, Dong J, Dong X. Deep color-corrected multiscale retinex network for underwater image enhancement. IEEE Trans Geosci Remote Sens 2024; 62: 4200613. DOI: 10.1109/TGRS.2023.3338611.
- [92] Semernik IV, Demyanenko AV, Samonova CV, Bender OV, Tarasenko AA. Modelling of an underwater wireless optical communication channel. 2023 Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves (RSEMW) 2023: 468-471. DOI: 10.1109/RSEMW58451.2023.10202133.
- [93] Lerner RM, Summers JD. Monte Carlo description of time- and space-resolved multiple forward scatter in natural water. Appl Opt 1982; 21(5): 861-869. DOI: 10.1364/AO.21.000861.
- [94] Mobley CD, Gentili B, Gordon HR, Jin Z, Kattawar GW, Morel A, Reinersman P, Stamnes K, Stavn RH. Comparison of numerical models for computing underwater light fields. Appl Opt 1993; 32(36): 7484-7504. DOI: 10.1364/AO.32.007484.
- [95] Li C, Dong X, Wang Y, Wang S. Enhancement and optimization of underwater images and videos mapping. Sensors 2023; 23(12): 5708. DOI: 10.3390/s23125708.
- [96] Lin J-C, Hsu C-B, Lee J-C, Chen C-H, Tu T-M. Dilated generative adversarial networks for underwater image restoration. J Mar Sci Eng 2022; 10(4): 500. DOI: 10.3390/jmse10040500.
- [97] Zheng J, Zhao R, Yang G, Liu S, Zhang Z, Fu Y, Lu J. An underwater image restoration deep learning network combining attention mechanism and brightness adjustment. J Mar Sci Eng 2024; 12(1): 7. DOI: 10.3390/jmse12010007.
- [98] Chang S, Gao F, Zhang Q. Underwater image enhancement method based on improved GAN and physical model. Electronics 2023; 12(13): 2882. DOI: 10.3390/electronics12132882.
- [99] Sun B, Mei Y, Yan N, Chen Y. UMGAN: Underwater image enhancement network for unpaired image-to-image translation. J Mar Sci Eng 2023; 11(2): 447. DOI: 10.3390/jmse11020447.
- [100]Jain N, Matta GR, Mitra K. Towards realistic underwater dataset generation and color restoration. Proc Thirteenth Indian Conf on Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP'22) 2022: 29. DOI: 10.1145/3571600.3571630.

- [101]Saleem A, Paheding S, Rawashdeh N, Awad A, Kaur N. A non-reference evaluation of underwater image enhancement methods using a new underwater image dataset. IEEE Access 2023; 11: 10412-10428. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3240648.
- [102]Wang Y, Guo J, He W, Gao H, Yue H, Zhang Z, Li C. Is underwater image enhancement all object detectors need? arXiv Preprint. 2023. Source: https://arxiv.org/abs/2311.18814. DOI: 10.48550/arXiv.2311.18814.
- [103]Chen J, Zhu S, Luo W. Instance segmentation of underwater images by using deep learning. Electronics 2024; 13(2): 274. DOI: 10.3390/electronics13020274.
- [104]Liu Z, Zhuang Y, Jia P, Wu C, Xu H, Liu Z. A novel underwater image enhancement algorithm and an improved underwater biological detection pipeline. J Mar Sci Eng 2022; 10(9): 1204. DOI: 10.3390/jmse10091204.
- [105]Wu Z, Ji Y, Song L, Sun J. Underwater image enhancement based on color correction and detail enhancement. J Mar Sci Eng 2022; 10(10): 1513. DOI: 10.3390/jmse10101513.
- [106]Qian J, Li H, Zhang B, Lin S, Xing X. DRGAN: Dense residual generative adversarial network for image enhancement in an underwater autonomous driving device. Sensors 2023; 23(19): 8297. DOI: 10.3390/s23198297.
- [107]Ning Y, Jin Y-P, Peng Y-D, Yan J. Underwater color-cast image enhancement by noise suppression and block effect elimination. J Mar Sci Eng 2023; 11(6): 1226. DOI: 10.3390/jmse11061226.
- [108]Wang Z, Zhang G, Luan K, Yi C, Li M. Image-fusedguided underwater object detection model based on improved YOLOv7. Electronics 2023; 12(19): 4064. DOI: 10.3390/electronics12194064.
- [109]Gong T, Zhang M, Zhou Y, Bai H. Underwater image enhancement based on color feature fusion. Electronics 2023; 12(24): 4999. DOI: 10.3390/electronics12244999.
- [110]Yang M, Yin G, Wang H, Dong N, Xie Z, Zheng B. A underwater sequence image dataset for sharpness and color analysis. Sensors 2022; 22(9): 3550. DOI: 10.3390/s22093550.
- [111]Han J, Shoeiby M, Malthus T, Botha E, Anstee J, Anwar S, Wei R, Armin MA, Li H, Petersson L. Underwater image restoration via contrastive learning and a real-world dataset. Remote Sens 2022; 14(17): 4297. DOI: 10.3390/rs14174297.
- [112]Kim H-G, Seo J, Kim SM. Underwater optical-sonar image fusion systems. Sensors 2022; 22(21): 8445. DOI: 10.3390/s22218445.
- [113]Hou X, Zhang F, Wang Z, Song G, Huang Z, Wang J. DFFA-Net: A differential convolutional neural network for underwater optical image dehazing. Electronics 2023; 12(18): 3876. DOI: 10.3390/electronics12183876.
- [114]Kaplunenko DD, Zotov SS, Subote AE, Fisshenko VK. Application of neural networks for classification of biological objects by underwater cameras of the Popov Island MES [In Russian]. Podvodnye Issledovaniia i Robototehnika 2022; 1(39): 72. DOI: 10.37102/1992-4429 2022 39 01 07.
- [115]Grekov AN, Shishkin YE, Peliushenko SS, Mavrin AS. Application of the YOLOV5 model for the detection of micro-objects in the marine environment [In Russian]. Monitoring Systems of Environment 2022; 4(50): 112-122. DOI: 10.33075/2220-5861-2022-4-112-122.
- [116]Pavin AM. Identification of arbitrary-shaped underwater objects in seabed photographs [In Russian]. Underwater Investigations and Robotics 2011; 2(12): 26-30.

- [117]Hu K, Zhang Y, Lu F, Deng Z, Liu Y. An underwater image enhancement algorithm based on MSR parameter optimization. J Mar Sci Eng 2020; 8(10): 741. DOI: 10.3390/jmse8100741.
- [118]Porto Marques T, Branzan Albu A, Hoeberechts M. A contrast-guided approach for the enhancement of lowlighting underwater images. J Imaging 2019; 5(10): 79. DOI: 10.3390/jimaging5100079.
- [119]Li W, Lin C, Luo T, Li H, Xu H, Wang L. Subjective and objective quality evaluation for underwater image en-

hancement and restoration. Symmetry 2022; 14(3): 558. DOI: 10.3390/sym14030558.

- [120]Mangeruga M, Cozza M, Bruno F. Evaluation of underwater image enhancement algorithms under different environmental conditions. J Mar Sci Eng 2018; 6(1): 10. DOI: 10.3390/jmse6010010.
- [121]Mangeruga M, Bruno F, Cozza M, Agrafiotis P, Skarlatos D. Guidelines for underwater image enhancement based on benchmarking of different methods. Remote Sens 2018; 10(10): 1652. DOI: 10.3390/rs10101652.

Сведения об авторах

Семерник Иван Владимирович, 1990 года рождения, окончил магистратуру в 2013 году по направлению «Инфокоммуникационные технологии и системы связи» в Южном федеральном университете, г. Таганрог. В 2016 году защитил диссертацию на соискание степени кандидата технических наук по специальностям 05.12.07 «Антенны, СВЧ-устройства и их технологии» и 05.12.04 «Радиотехника». В настоящий момент работает главным конструктором Научно-производственного центра АО «ЮЖМОРГЕОЛОГИЯ». Область научных интересов: подводная робототехника, разработка подводных телеуправляемых и буксируемых подводных аппаратов, нелинейная и хаотическая динамика, СВЧ-технологии. Е-mail: <u>semernikiv@rusgeology.ru</u>, <u>ione7nick@yandex.ru</u>

Тарасенко Андрей Александрович, 1961 года рождения, учился в Таганрогском радиотехническом институте (ныне – Южный федеральный университет). В 2014 году защитил диссертацию на соискание степени кандидата технических наук по специальности 05.22.19 «Эксплуатация водного транспорта, судовождение». В настоящий момент работает директором Научно-производственного центра АО «ЮЖМОРГЕОЛОГИЯ». Область научных интересов: подводная робототехника, разработка подводных телеуправляемых и буксируемых подводных аппаратов. Е-mail: <u>tarasenkoaa@rusgeology.ru</u>

Самонова Кристина Владимировна, 1991 года рождения, училась в Южном федеральном университете, г. Таганрог. В 2018 году защитила диссертацию на соискание степени кандидата экономических наук по специальности 08.00.05 «Экономика и управление народным хозяйством (промышленность)». В настоящий момент работает ведущим специалистом Научно-производственного центра АО «ЮЖМОРГЕОЛОГИЯ». Область научных интересов: численные методы, математические методы в экономике и технике. E-mail: <u>samonovakv@rusgeology.ru</u>

> ГРНТИ: 38.59.00 Поступила в редакцию 17 марта 2024 г. Окончательный вариант — 03 июля 2024 г.

Prospects for the application of underwater image restoration methods to facilitate marine geological exploration

I.V. Semernik¹, A.A. Taraseko¹, K.V. Samonova¹ ¹JSC Yuzhmorgeologia, Kryimskaya Str. 20, Gelendzhik, 353461, Russia

Abstract

This paper provides an overview of modern methods for underwater image restoration and enhancement, as well as an analysis of advantages and disadvantages of the methods when used for the imagery obtained during deep-sea geological exploration.

Due to the fact that the main criteria for choosing a processing method are precisely the accuracy and reliability of underwater image restoration, rather than speed and improved frame perception, it seems most appropriate to choose methods based on the traditional approach and using a priori information about environmental conditions and the relative position of the camera and the underwater object, received from the underwater vehicle sensors.

<u>Keywords</u>: underwater image restoration, underwater image enhancement, deep-sea geological exploration, deep-sea underwater vehicles, underwater image processing methods.

<u>Citation</u>: Semernik IV, Tarasenko AA, Samonova KV. Prospects for the application of underwater image restoration methods to facilitate marine geological exploration. Computer Optics 2025; 49(3): 406-434. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1520.

<u>Acknowledgements</u>: The research was funded by the Russian Science Foundation under grant No. 23-79-01253, https://rscf.ru/project/23-79-01253/.

Author's information

Ivan Vladimirovich Semernik, (b. 1990), graduated from the Master's degree in 2013 in the field of Information and Communication technologies and communication systems at the Southern Federal University, Taganrog. In 2016 received his PhD degree in Technical Sciences in the specialties 05.12.07 Antennas, microwave devices and their technologies and 05.12.04 Radio Engineering. Works as the chief designer of the Scientific and Production Center of YUZHMORGEOLOGIYA JSC. Research interests: underwater robotics, development of underwater remotely operated and towed underwater vehicles, nonlinear and chaotic dynamics, microwave technologies. E-mail: semernikiv@rusgeology.ru, ione7nick@yandex.ru

Andrey Alexandrovich Tarasenko, (b. 1961), studied at the Taganrog Radio Engineering Institute (currently – Southern Federal University). In 2014, received his PhD degree in Technical Sciences in the specialty 05.22.19 Operation of water transport, navigation. Works as the director of the Scientific and Production Center of YUZHMORGEOLOGIYA JSC. Research interests: underwater robotics, development of underwater remotely operated and towed underwater vehicles. E-mail: *tarasenkoaa@rusgeology.ru*

Kristina Vladimirovna Samsonova, (b. 1991), studied at the Southern Federal University, Taganrog. In 2018, received her dissertation in Economic Sciences in the specialty 08.00.05 Economics and Management of the national economy (industry). Works as a leading specialist at the Scientific and Production Center of YUZHMORGEOLOGIYA JSC. Research interests: numerical methods, mathematical methods in economics and engineering. E-mail: <u>samonovakv@rusgeology.ru</u>

Received March 17, 2024. The final version – July 03, 2024.