

О проблеме моделирования подводных изображений на основе надводных

Д.А. Шепелев¹, В.П. Божкова¹, Е.И. Ершов¹, Д.П. Николаев¹

¹Институт проблем передачи информации РАН, Большой Каретный переулок 19, стр. 1, Москва, Россия, 127051

Аннотация. В работе представлен обзор существующих методов моделирования и аугментации подводных изображений на основе надводных. Эти методы позволяют избежать дорогостоящего процесса по сбору данных для разработки алгоритмов улучшения реальных подводных изображений. Однако в большинстве представленных в настоящее время алгоритмов моделирования подводных изображений не учитывается, что из-за эффектов ослабления и рассеяния относительный шум в красном канале больше чем в синем и зеленом. В работе проиллюстрировано, что алгоритм, протестированный на таких модельных изображениях, при улучшении реальных изображений может оставлять заметные артефакты в красном канале. Для заполнения этого пробела мы предлагаем новую статистическую модель формирования цветных изображений под водой и на её основе предлагаем новый способ моделирования подводных изображений.

1. Введение

В последнее время заметно возрос интерес к созданию алгоритмов анализа и улучшения подводных изображений (ПИ). Последние требуются, например, при автоматическом обследовании подводных объектов [1], детекции тонущих людей [19], исследовании и визуализации затопленных предметов археологии [18, 24, 34] и так далее. Подчеркивая востребованность этого направления в широкой практике, нельзя не упомянуть массовый переход производителей мобильных телефонов на стандарт IP68 [14] с повышенной степенью защиты от воды.

При разработке любых алгоритмов обработки изображений, в том числе подводных, требуются формальные критерии, оценивающие качество их результата. Это нужно и для ранжирования алгоритмов, и для оптимизации алгоритмов по их параметрам, и для определения того, была ли задача решена с должным качеством. В задачах улучшения изображений эти формальные критерии иногда опираются на натурные психофизические эксперименты [12], но такой подход является слишком трудоемким при разработке нового метода, когда сравнение различных версий алгоритма требуется производить тысячи раз. Поэтому желательно, чтобы критерии качества были формально вычислимы – тогда становится возможным автоматическое сравнение версий алгоритма.

Формальным критерием качества работы алгоритма «в целом», как правило, служит та или иная статистика (например, среднее значение) определенной метрики сравнения изображений [35]. Эта метрика вычисляется на множестве изображений, в котором для каждого входного изображения задано идеальное целевое изображение, с которым и сравнивается результат работы алгоритма.

Возникает вопрос, как можно создать оснащенный идеалами набор изображений для задачи улучшения ПИ?

Прежде чем перейти к вопросу о том, как получить такой набор изображений, вначале следует ответить на вопрос, что именно подразумевается под задачей «улучшения» ПИ. В современной литературе можно выделить несколько формулировок: 1) получение изображения, в котором яркость каждого пикселя пропорциональна яркости соответствующего подводного объекта (например, [6, 8, 20, 36]); 2) получение изображения в чистой неокрашенной воде [9]; получение изображения «как на воздухе» (например, [21]); 4) улучшение узнаваемости деталей на изображении (см. работы [23, 24, 30]). Более того, первые три постановки могут быть дополнены требованием о том, что освещение подводной сцены должно стать «белым» [4]. В данной работе под улучшением ПИ мы подразумеваем первую, наиболее распространенную, формулировку.

Возвращаясь к проблеме создания набора ПИ с идеалами, становится понятно, что непосредственный сбор таких данных в реальных условиях представляется крайне затруднительным. Так, например, для получения пары, состоящей из изображения некоторой подводной сцены и изображения яркости каждой точки этой сцены под водой (идеальное изображение), придётся измерять яркость каждой точке сцены. Хотя это и представляется возможным выполнить в лабораторных условиях, но в реальных условиях, в которых мало того, что может изменяться освещение сцены, но и сама сцена, это кажется практически невыполнимым. Кроме того, хороший набор данных должен обладать большим разнообразием. Понятно, что в рассмотренной нами постановке собрать такой набор изображений будет крайне сложно.

Поэтому в настоящий момент для получения набора изображений, снабженных идеальными вариантами обработки, используется симуляция. Ее достоинством является возможность строгой формальной оценки выраженности моделируемых эффектов. Очевидный недостаток симуляции – для её проведения требуется построение математической модели формирования изображений (МФИ), причем ценность симуляции будет сильно зависеть от адекватности этой модели в части моделирования рассматриваемых эффектов.

«Сквозная» симуляция формирования изображений – рендеринг – подразумевает формальное описание всех предметов сцены, параметров их окраски, поля освещенности и т.п., а также расчет многократных отражений и рассеяния света, то есть является чрезвычайно сложной системно и трудоемкой вычислительно [3, 5]. При этом модели рендеринга могут оказаться переупрощенными, а результаты симуляции – далёкими от фотореалистичности.

Более широкое распространение получил комбинированный подход – симуляция путем преобразования изображений, снятых на воздухе [2, 7, 13, 20, 29, 31, 32, 37]. В этом подходе одним из входов симулятора является натурное изображение, полученное при одних условиях, а результатом – симулированное ПИ, моделирующее наличие иных условий регистрации. Здесь следует отметить принципиальное ограничение данного метода, которое связано с тем, что типичное семантическое наполнение надводных сцен отличается от подводных. Это может потенциально приводить к проблемам при разработке алгоритмов улучшения ПИ, основанных на машинном обучении.

В данной работе мы исследуем последний из вышеперечисленных подходов. Рассмотрим различия в формировании надводного и подводного изображений, которые должны быть компенсированы симулятором для достижения максимальной натуралистичности результирующего ПИ. Во-первых, показатель ослабления света в воде в сотни раз превышает этот показатель в воздухе, что приводит к уменьшению наблюдаемой яркости объекта при «погружении» под воду. При этом свет сильнее ослабевает с увеличением длины волны, поэтому абсолютные значения интенсивностей в красном канале меньше, чем в зеленом и синем, а отношение сигнал-шум – больше. Во-вторых, помимо ослабления

света под водой происходит его значительное рассеяние, что влияет на видимость объектов. Рассеяние создает между камерой и предметом своеобразную световую дымку, вуалирующую рассматриваемый объект, – уменьшается контраст сцены. Из-за существенного рассеяния возникают и трудности при работе с искусственными источниками освещения: увеличение мощности источника хотя и улучшает освещенность поверхности объекта, но одновременно с этим приводит к повышению интенсивности дымки.

В данной работе проанализированы существующие методы моделирования ПИ на основе наземных изображений и предложена новая статистическая модель формирования ПИ, учитывающая шум на изображении. Используя данную модель, мы показали, почему существующие методы неправильно моделируют шум ПИ, а также предложили способ его моделирования.

2. Классическая модель формирования подводных изображений

2.1. Модель формирования подводных изображений

Авторы уже первых моделей формирования ПИ [15, 26] предложили отдельно рассматривать освещенность сенсора, создаваемое излучением, отраженным от объектов сцены, и освещенность, которая с наблюдаемыми объектами прямо не связана. Эта дополнительная освещенность, обеспечиваемая светом, рассеянным водой, была названа «обратно рассеянным светом» F_{bs} (от англ. «backscattered light»).

Рассматривая излучение, пришедшее от объектов, они выделили в нем две основные компоненты. Первая представляет собой отраженный от объекта прямой свет, который постепенно ослабевает в воде и создает на сенсоре освещенность F_d , которую авторы назвали «прямым светом» (от англ. «direct light»). Скорость ослабления «прямого света» по мере увеличения пройденного светом расстояния зависит от длины волны. С этим связаны цветовые искажения, усиливающиеся с расстоянием до объекта. Другая компонента, названная «рассеянным вперед светом» (от англ. «forward scattered light») F_{fs} , представляет собой малую часть рассеянного прямого света. Прямой свет F_d рассеивается по пути от объекта в разных направлениях, поэтому некоторая небольшая его часть в результате рассеяния может попасть в оптический центр камеры, но уже под другим углом. Таким образом F_{fs} представляет собой размытую и ослабленную версию F_d . Данная компонента влияет на четкость изображения, но его роль в деградации сигнала, вероятно, невелика, так как угловое отклонение должно быть достаточно небольшим, чтобы рассеянный свет попал в угловую апертуру объектива.

Таким образом, в приближении линейной оптики итоговое оптическое изображение представляют в виде суммы трех изображений, формирующихся независимо, а именно:

$$F(\vec{x}, \lambda) = F_d(\vec{x}, \lambda) + F_{fs}(\vec{x}, \lambda) + F_{bs}(\vec{x}, \lambda), \quad (1)$$

где \vec{x} – координаты на изображении, соответствующие направлению, по которому приходит свет из сцены; λ – длина волны.

Компонента «прямого света» описывается законом Бугера-Ламберта-Бера:

$$F_d(\vec{x}, \lambda) = L(\vec{x}, \lambda) T(\vec{x}, \lambda) = L(\vec{x}, \lambda) e^{-\beta(\lambda) \rho(\vec{x})}, \quad (2)$$

где $L(\vec{x}, \lambda)$ – спектральная яркость объекта, $\rho(\vec{x})$ – расстояние между оптическим центром камеры и точкой объекта, проецирующейся в точку \vec{x} изображения, $\beta(\lambda)$ – показатель ослабления, а $T(\vec{x}, \lambda)$ называют картой пропускания водной среды.

Компонента F_{fs} может быть записана следующим образом:

$$F_{fs}(\vec{x}, \lambda) = \iint_{\mathbb{R}^2} L(\vec{x}', \lambda) g(\rho(\vec{x}'), \|\vec{x} - \vec{x}'\|^2, \lambda) dx', \quad (3)$$

$$g(\rho, r, \lambda) = (e^{-A\rho} - 1) e^{-\beta(\lambda)\rho} \frac{2B\rho}{B^2\rho^2 + r^2}. \quad (4)$$

Выражения (3) и (4) восходят к работам [15, 25, 26]. Здесь g – функция рассеяния точки, а A и B – эмпирические константы. Хотя данная компонента в том или ином виде моделируется в работах [29, 31, 37], стоит отметить также, что в других работах при моделировании этой компонентой пренебрегают [2, 13, 20].

Компоненту F_{bs} в работах [2, 13, 20, 29, 31, 32, 37] записывают в следующем виде:

$$F_{bs}(\vec{x}, \lambda) = B_{\infty}(h, \lambda) (1 - T(\vec{x}, \lambda)), \quad (5)$$

где $B_{\infty}(h, \lambda)$ – освещенность сенсора при наблюдении свободного от объектов горизонта на глубине h (также называемая цветом воды или светом заднего плана).

2.2. Моделирование подводных фотографий на основе наземных трехканальных изображений

Одним из способов получения простейших симулированных изображений является использование оригинальных наземных RGB фотографий, к которым добавлены свойства подводного окружения на основе некоторой МФИ. Однако существует одна принципиальная проблема такого подхода. Дело в том, что для моделирования по формуле (1) необходимо знать в каждой точке изображения не просто три отклика сенсора, а весь спектр освещенности сенсора в видимом диапазоне. Возникает некорректная задача оценки оптического изображения по известному трехканальному цветному.

В упомянутых ранее работах исследователи поступают радикально и переписывают выражение (1) следующим образом:

$$F^i(\vec{x}) = F_d^i(\vec{x}) + F_{fs}^i(\vec{x}) + F_{bs}^i(\vec{x}), \quad (6)$$

где i – номер цветового канала. С нашей точки зрения, при таком подходе допускается грубое упрощение. Даже если адекватно приближение слабой зависимости физических эффектов от длины волны, что позволяет перейти к скалярным выражениям для разных спектральных диапазонов, нельзя считать саму камеру измеряющей яркость в разнесенных спектральных диапазонах – спектры чувствительности камеры у разных каналов существенно пересекаются [1]. В таких случаях следует использовать спектральные модели, которые уже подробно исследовались в области цветового технического зрения, связанной с созданием цветовой константности [27]. Однако в данной работе мы не занимаемся этой проблемой, и поэтому далее также будем использовать приближение (6).

Другая проблема, возникающая при моделировании подводных изображений на основе наземных RGB изображений состоит в том, что согласно формулам (2), (3), (5) для моделирования эффектов ослабления и рассеяния света, необходимо знать полную геометрию сцены. Нам встретилось несколько работ, в которых при моделировании использовались наземные RGB изображения с неизвестной оригинальной геометрией сцены [20, 32, 37]. К сожалению, подробного описания симуляции в этих работах не приводится, в связи с чем (а также по косвенным замечаниям) можно судить, что геометрия и условия моделирования были сильно упрощены. Так, [37] симулировали ПИ с параметрами океанической воды только одного типа I [17], линейно изменяя расстояния до объектов сцены.

Наиболее перспективным способом симуляции ПИ для тестирования алгоритмов является симуляция на основе наземных RGB изображений с априорно заданной геометрией сцены (RGB-D изображения). Обычно такие изображения либо уже при съемке снабжены подобной информацией [33], или же она была оценена заранее по нескольким изображениям

(например, по стереопаре [10]). Известны несколько работ, в которых наземные RGB-D данные были использованы при создании синтетических наборов изображений для обучения нейронных сетей, улучшающих ПИ [2, 13, 29]. В работе [2] для симуляции отдельных ПИ использовали RGB-D изображения из [33], которые были сняты с помощью KINECT. А в работе [13] для симуляции серии ПИ кроме стереоизображений использовали еще и фотографии, дополненные оценками карты глубины по методу, разработанному в [22]. В работе [29] авторы использовали для симуляции ПИ стереоизображения воздушных сцен с известными картами глубины [10].

Третья проблема, которая возникает при моделировании ПИ на основе наземных RGB изображений связана с тем, что при моделировании ПИ с помощью уравнений (1)-(6) уменьшается отношение сигнал/шум (это будет явно показано в главе 3), что может привести к проблемам в процессе разработки алгоритма улучшения ПИ (см. рисунок 1). На рисунке 1 (в) видно, что в результате улучшения ПИ возникли артефакты в красном канале, что заметно на серых патчах. Отметим, что во всех рассмотренных выше работах, кроме работы [20], не производится моделирование шума ПИ. При этом в работе [20] явным образом не выписана модель шума, отсутствует обоснование используемых в работе моделей, а также не указаны параметры используемых моделей.

В данной работе для рассмотренных методов моделирования ПИ мы устраняем обнаруженный пробел с помощью разработанной модели шума.

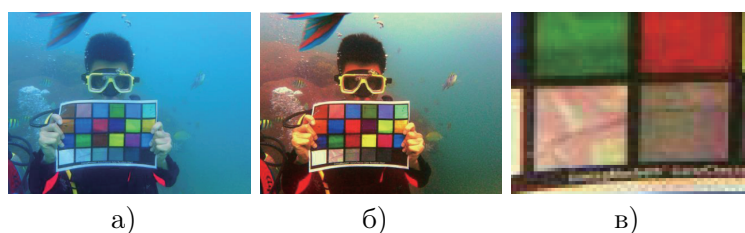


Рисунок 1. Иллюстрация работы алгоритма из [20]. (а) – оригинальное ПИ; (б) – улучшенное ПИ; (в) – часть улучшенного ПИ.

3. Статистическая модель формирования цветных изображений под водой

Рассмотрим следующую статистическую модель сигнала пикселя одноканального изображения (так как его можно простым и естественным образом расширить для случая многоканальных изображений), которая основана на модели цифрового сигнала одноканального изображения из [16].

Предлагаемая модель представляет собой модель случайного сигнала C одноканального изображения, который зависит от числа падающих на сенсор фотонов, и реализацией которого является отклик сенсора c :

$$C = sP(n) + \mathcal{N}(0, \sigma), \quad (7)$$

где $P(n)$ – число фотонов, падающих на сенсор за время экспозиции, – это случайная величина, подчиняющаяся распределению Пуассона; $\mathcal{N}(0, \sigma)$ – шум от других источников, задающийся нормальным распределением с нулевым математическим ожиданием.

Далее, считая что $F_{fs} \ll F_d$, переформулируем МФИ (6) в терминах среднего числа фотонов долетающих до сенсора в водной среде. Очевидно, что при прохождении сквозь водную среду, количество фотонов, долетающих до сенсора, изменяется по сравнению с тем числом фотонов, которые долетают до него в воздухе. Так, в результате ослабления

количество фотонов, долетевших до сенсора, уменьшается в $a = e^{-\beta\rho} \leq 1$ раз, а из-за обратного рассеяния в среднем на сенсор дополнительно падает $b = B_\infty(1 - e^{-\beta\rho})/s$ фотонов. Тогда среднее число фотонов, долетающих сенсора, имеет следующий вид:

$$n^w = a n + b, \quad (8)$$

а само число фотонов, попавших в датчик под водой, описывается распределением Пуассона $P(n^w)$. Тогда сигнал цифрового изображения под водой определяется следующей случайной величиной:

$$\mathcal{W} = s \mathcal{P}(a n + b) + \mathcal{N}(0, \sigma), \quad (9)$$

с математическим ожиданием и дисперсией равными:

$$\begin{aligned} M[\mathcal{W}] &= s a n + s b &= a c + s b, \\ D[\mathcal{W}] &= s^2 (a n + b) + \sigma^2 &= a s c + \sigma^2 + s^2 b. \end{aligned} \quad (10)$$

Уравнения (8), (9) представляют собой *статистическую модель формирования подводного изображения*.

Заметим, что в процессе моделирования, мы пытаемся учесть изменение количества фотонов, долетающих до сенсора, линейно преобразуя изображение (7):

$$\begin{aligned} \mathcal{C}^a &= a \mathcal{C} + s b, \\ &= a (s \mathcal{P}(n) + \mathcal{N}(0, \sigma)) + s b. \end{aligned} \quad (11)$$

Для полученной случайной величины (11) математические ожидание и дисперсия равны:

$$\begin{aligned} M[\mathcal{C}^a] &= s a n + s b &= a c + s b, \\ D[\mathcal{C}^a] &= a^2 s^2 n + a^2 \sigma^2 &= a^2 s c + a^2 \sigma^2. \end{aligned} \quad (12)$$

Полученная в результате данного преобразования модель (11), не совпадает с моделью подводного изображения (9), хотя их математические ожидания (10) и (12) равны. Дисперсия смоделированного сигнала $D[\mathcal{C}^a]$ не превосходит значения дисперсии сигнала под водой $D[\mathcal{W}]$, так как $a \leq 1$, поэтому можно сделать вывод, что для адекватного моделирования ПИ на основе наземного необходимо добавлять шум в смоделированное изображение.

Мы предлагаем прибавлять к смоделированному сигналу случайное число из нормального распределения с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратичным отклонением $\sigma^a = \sqrt{D[\mathcal{W}] - D[\mathcal{C}^a]}$. Тогда предлагаемый способ моделирования ПИ записывается следующим образом:

$$\mathcal{C}^a = a (s \mathcal{P}(n) + \mathcal{N}(0, \sigma)) + s b + \mathcal{N}(0, \sigma^a). \quad (13)$$

Значения масштаба s и дисперсии σ^2 для реального сенсора можно легко оценить экспериментально, если учесть, что дисперсия сигнала зависит линейно от интенсивности следующим образом:

$$D[\mathcal{C}] = s^2 n + \sigma^2 = s c + \sigma^2.$$

На рисунке 2 показаны результаты работы предложенного метода моделирования. На рисунке 2 (а) видно, что в результате моделирования ПИ по формуле (11) отношение сигнал-шум уменьшилось, а улучшение такого изображения при известных параметрах не приводит к артефактам, которые показаны на рисунке 1 (в). Результаты моделирования ПИ по формуле (13) показаны на рисунке 2 (г). Видно, что результат восстановления изображения 2 (д) лучше соотносится с результатами на рисунке 1 (в).

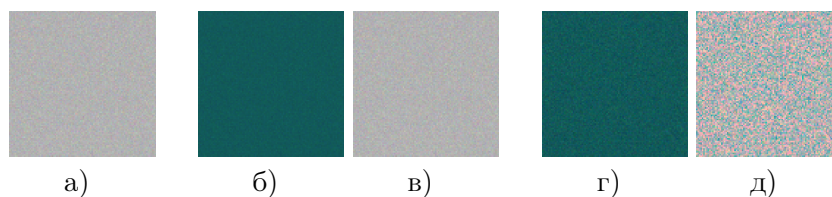


Рисунок 2. Иллюстрация моделирования ПИ и его улучшения при известных параметрах ослабления и рассеяния: (а) – оригинальное изображение; (б) – смоделированное ПИ по формуле (11); (в) – улучшенное ПИ (б); (г) – смоделированное ПИ по формуле (13); (д) – улучшенное ПИ (г).

4. Заключение

В работе представлен обзор существующих методов моделирования ПИ на основе надводных, разработана модель шума ПИ и предложен способ его моделирования. С помощью статистической модели формирования ПИ (8), (9) в работе показано, что многие из существующих работ опираются на некорректную процедуру аугментации ПИ с точки зрения шума. На основе разработанной статистической модели формирования цветowych ПИ также предложен способ моделирования шума (13). В дальнейшем планируется провести численные эксперименты по сравнению алгоритмов моделирования ПИ на основе подходов, описанных в литературе, и предложенного в данной работе.

5. Благодарности

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект №20-61-47089).

6. Литература

- [1] Akkaynak, D. A revised underwater image formation model / D. Akkaynak, T. Treibitz // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018. – P. 6723-6732.
- [2] Anwar, S. Deep underwater image enhancement / S. Anwar, C. Li, F. Porikli // arXiv preprint arXiv: 1807.03528, 2018.
- [3] Aranha, M. Realistic Underwater Visualisation // Computer Graphics Group, University of Bristol, 2005.
- [4] Berman, D. Underwater single image color restoration using haze-lines and a new quantitative dataset // arXiv preprint arXiv: 1811.01343, 2018.
- [5] Boffety, M. Color image simulation for underwater optics / M. Boffety, F. Galland, A.-G. Allais // Applied optics. – 2012. – Vol. 51(23). – P. 5633-5642.
- [6] Carlevaris-Bianco, N. Initial results in underwater single image dehazing / N. Carlevaris-Bianco, A. Mohan, R. M. Eustice // OCEANS MTS/IEEE SEATTLE, 2010. – P. 1-8.
- [7] Chang, H.H. Single Underwater Image Restoration Based on Depth Estimation and Transmission Compensation / H.H. Chang, C.Y. Cheng, C.C. Sung // IEEE Journal of Oceanic Engineering. – 2019. – Vol. 44(4). – P. 1130-1149.
- [8] Chiang J.Y. Underwater image enhancement by wavelength compensation and dehazing / J.Y. Chiang, Y.-C. Chen // IEEE Transactions on Image Processing. – 2012. – Vol. 21(4). – P. 1756-1769.
- [9] Duarte A. A dataset to evaluate underwater image restoration methods // OCEANS – Shanghai, 2016. – P. 1-6.
- [10] Fattal, R. Dehazing using color-lines // ACM Trans. Graph. – 2014. – Vol. 34(1). – P. 13:1-13:14.
- [11] Foresti, G.L. Visual inspection of sea bottom structures by an autonomous underwater vehicle / G.L. Foresti // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). – 2001. – Vol. 31(5). – P. 691-705.

- [12] Gracheva, M.A. Subjective Assessment of the Quality of Static and Video Images from Mobile Phones // Twelfth International Conference on Machine Vision. – 2020. – Vol. 11433. – P. 737-745.
- [13] Hu, Y. Underwater image restoration based on convolutional neural network // Asian Conference on Machine Learning. – 2018. – Vol. 95. – P. 296-311.
- [14] Degrees of Protection Provided by Enclosures (IP Code) (identical national adoption) // National Electrical Manufacturers Association – Virginia, USA, 2004.
- [15] Jaffe, J.S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems // IEEE Journal of Oceanic Engineering. – 1990. – Vol. 15(2). – P. 101-111.
- [16] J`ahne, B. Digital image processing – Berlin: Springer, 2005. – 585 p.
- [17] Jerlov, N.G. Marine optics – Amsterdam: Elsevier scientific publishing company, 1976. – 231 p.
- [18] Kahanov, Y. Analysis of hull remains of the Dor D vessel, Tantura lagoon, Israel / Y. Kahanov, J. G. Royal // The International journal of nautical archaeology. – 2001. – Vol. 30(2). – P. 257-265.
- [19] Lavest, J.-M. Multi-view reconstruction combining underwater and air sensors / J.-M. Lavest, F. Guichard, C. Rousseau // Proceedings. International Conference on Image Processing. – 2002. – Vol. 3. – P. 813-816.
- [20] Li, C.Y. Underwater image enhancement by dehazing with minimum information loss and histogram distribution prior // IEEE Transactions on Image Processing. – 2016. – Vol. 25(12). – P. 5664-5677.
- [21] Li, C. Emerging from water: Underwater image color correction based on weakly supervised color transfer / C. Li, J. Guo, C. Guo // IEEE Signal Processing Letters. – 2018. – Vol. 25(3). – P. 323-327.
- [22] Liu, F. Deep convolutional neural fields for depth estimation from a single image / F. Liu, C. Shen, G. Lin // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015. – P. 5162-5170.
- [23] Lu, H. Underwater image descattering and quality assessment // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016. – P. 1998-2002.
- [24] Mangeruga, M. Evaluation of underwater image enhancement algorithms under different environmental conditions / M. Mangeruga, M. Cozza, F. Bruno // Journal of Marine Science and Engineering. – 2018. – Vol. 6(1). – P. 10.
- [25] McGlamery, B.L. Computer analysis and simulation of underwater camera system performance // Visibility Laboratory, University of California, San Diego, Scripps Institution of Oceanography, 1975. – 55 p.
- [26] McGlamery, B.L. A computer model for underwater camera systems / B.L. McGlamery // Ocean Optics VI. – 1980. – Vol. 208. – P. 221-232.
- [27] Nikolaev, D.P. On spectral models and colour constancy clues / D.P. Nikolaev, P.P. Nikolayev // Proceedings of 21st European Conference on Modelling and Simulation, 2007. – P. 318-323.
- [28] Peng, Y.T. Restoration and Enhancement of Images Degraded by Light Scattering and Absorption – UC San Diego, 2017.
- [29] Peng Y.T. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption / Y.T. Peng, P.C. Cosman // IEEE transactions on image processing. – 2017. – Vol. 26(4). – P. 1579-1594.
- [30] Sankpal, S.S. Nonuniform illumination correction algorithm for underwater images using maximum likelihood estimation method / S.S. Sankpal, S.S. Deshpande // Journal of Engineering. – 2016. – P. 5718297-1-9.
- [31] Schechner, Y.Y. Clear underwater vision / Y.Y. Schechner, N. Karpel // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2004. – Vol. 1. – P. 536-543.
- [32] Schechner, Y.Y. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis / Y.Y. Schechner, N. Karpel // IEEE Journal of oceanic engineering. – 2005. – Vol. 30(3). – P. 570-587.
- [33] Silberman, N. Indoor segmentation and support inference from RGBD images // European Conference on Computer Vision, 2012. – P. 746-760.

- [34] Skarlatos, D. Project iMARECULTURE: advanced VR, iMmersive serious games and augmented REality as tools to raise awareness and access to European underwater CULTURAL heritagE // Euro-Mediterranean Conference, 2016. – P. 805-813.
- [35] Smagina, A.A. About assessing the quality of optical flow obstacle detection / A.A. Smagina, D.A. Shepelev, E.I. Ershov // Informatsionnye protsessy. – 2018. – Vol. 18(4). – P. 366-375.
- [36] Wen, H. Single underwater image enhancement with a new optical model // IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2013. – P. 753-756.
- [37] Zhao, X. Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement / X. Zhao, T. Jin, S. Qu // Ocean Engineering. – 2015. – Vol. 94. – P. 163-172.

The problem of underwater images modeling based on terrestrial ones

D.A. Shepelev¹, V.P. Bozhkova¹, E.I. Ershov¹, D.P. Nikolaev¹

¹Institut for Information, Transmission Problems, Russian Academy of Sciences, Bolshoy Karetny 19/1, Moscow, Russia, 127051

Abstract. The paper provides an overview of existing methods for modeling and augmenting underwater images based on terrestrial ones. These methods avoid the high cost process of collecting data to develop algorithms for improving real underwater images. However, most of currently presented modeling algorithms do not consider that due to the attenuation and scattering, the noise ratio in the red channel is greater than in the blue and green. The work illustrates that the algorithm tested on such modeled images, may produce noticeable artifacts in the red channel when improving real images. To fill this gap, we propose a new statistical model for the formation of color underwater images and based on this model propose a new method for modeling underwater images.