

**А.И. Елизаров, А.В. Шалеев**

## Методы коррекции изображений, полученных в условиях пониженной видимости

Проблема восстановления изображений в условиях пониженной видимости остаётся актуальной, и для её решения разработано множество методов, однако универсального решения, одинаково эффективного для всех условий съёмки, не существует. Выполнен сравнительный анализ алгоритмов CLAHF, Retinex, физической модели тёмного канала (DCP) и нейросетевого подхода DehazeNet. Качество восстановленных изображений оценивалось по метрике BRISQUE, позволяющей объективно сравнивать результаты при отсутствии эталонных данных. Тестирование на реальных изображениях показало, что метод тёмного канала стабильно обеспечивает лучшие значения метрики среди рассматриваемых подходов, подтверждая свою универсальность и надёжность для практических приложений компьютерного зрения в условиях тумана и дымки.

**Ключевые слова:** туман, компьютерное зрение, коррекция изображений, глубокое обучение.

**DOI:** 10.21293/1818-0442-2025-28-3-81-88

В процессе получения изображений неизбежно возникают различные искажения, затрудняющие их последующую обработку. Эти искажения могут быть вызваны [1–5] характеристиками среды распространения, изменениями условий окружающей среды, движением регистрирующего устройства, а также параметрами оптической системы, качеством оборудования и шумами в системах формирования и передачи изображения.

Условия ограниченной видимости, обусловленные атмосферными явлениями, такими как туман, дымка, смог и дым, представляют собой серьёзную проблему для систем компьютерного зрения и критически важных приложений, включая системы помощи водителю и автономные транспортные средства. В таких условиях изображения регистрируются со значительными искажениями, которые проявляются в виде снижения контраста, искажения цветопередачи и размытия. Эти искажения обусловлены сложным взаимодействием света со взвешенными в атмосфере частицами, которые поглощают и рассеивают свет, вызывая следующие эффекты. Во-первых, прямой свет, отражённый от объектов, ослабляется по мере прохождения через атмосферу (прямое затухание). Во-вторых, рассеяние света атмосферными частицами приводит к регистрации камерой фонового сигнала – так называемого рассеянного фонового света (airlight), проявляющегося в виде равномерного засветления изображения.

В совокупности эти процессы приводят к тому, что изображение становится блеклым и размытым. При этом степень искажений возрастает с расстоянием до объекта экспоненциально. Таким образом, чем дальше расположен объект, тем сильнее отражённое от него излучение подвержено влиянию тумана. Это создаёт характерный градиент видимости от переднего плана к заднему, который является ключевым фактором, определяющим сложность задачи восстановления.

Компенсация искажений, вызванных условиями пониженной видимости, остаётся важной задачей для повышения надёжности и эффективности систем компьютерного зрения в сложных метеоусловиях. За

последние десятилетия было предложено множество методов коррекции [6–15]: от простых алгоритмов повышения контрастности и цветовых преобразований до физически обоснованных моделей и современных нейросетевых подходов. Каждый из них демонстрирует определённые преимущества и успешные примеры применения. Классические методы обеспечивают простоту и вычислительную эффективность, физические модели дают интерпретируемые результаты, а методы глубокого обучения показывают высокую гибкость и адаптивность к разнообразным условиям съёмки.

Отсутствие универсального метода во всех условиях пониженной видимости делает актуальным сравнительный анализ существующих подходов. Эффективность алгоритмов сильно зависит от характеристик сцены, плотности и распределения тумана, особенностей освещения и даже субъективных предпочтений конечного пользователя. В этой связи возникает острый вопрос о том, какой из методов работает лучше, в каких условиях, и как объективно оценивать качество восстановленных изображений.

Таким образом, цель настоящей работы состоит в сравнительном анализе наиболее распространённых подходов к коррекции изображений в условиях тумана – от алгоритмов повышения контрастности и физически обоснованных моделей до методов глубокого обучения. Качество восстановления изображений оценивается с использованием безэталонных (no-reference) метрик, т.е. показателей, не требующих наличия эталонного (неискажённого) изображения для сравнения. В частности, применяется индекс BRISQUE, который оценивает качество по степени отклонения статистических характеристик изображения от модели естественных сцен.

### Методы коррекции изображений, полученных в условиях тумана

Для компенсации искажений, вызванных туманом, могут применяться как аппаратные [5], так и программные подходы. Несмотря на эффективность аппаратных решений, их применение зачастую ограничено стоимостью и сложностью внедрения, что приводит к необходимости разработки программных

методов. Современные алгоритмы коррекции основаны на различных принципах и могут быть условно разделены на три группы: методы коррекции контрастности, физически обоснованные модели восстановления и алгоритмы на основе глубокого обучения. Далее представлен краткий обзор каждой из этих категорий.

### Гистограммные методы

Классические подходы к обработке изображений, такие как выравнивание гистограммы и фильтры для коррекции контраста, работают непосредственно с распределением яркости пикселей. Их основная цель – перераспределить интенсивности таким образом, чтобы улучшить видимость деталей и повысить общую контрастность. Тем не менее такие методы не всегда способны справиться с локальными изменениями яркости и контраста, вызванными туманом. Поэтому требуется применение более сложных и адаптивных подходов.

Наиболее распространёнными являются методы глобального (Global Histogram Equalization, HE) и адаптивного [6, 16] (CLAHE – Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) выравнивания гистограммы. Первый метод преобразует яркость по единой функции, рассчитанной для всего изображения. Несмотря на простоту, он часто приводит к неестественным результатам, таким как усиление шума и потеря детали в областях с низкой контрастностью.

Второй метод – адаптивный подход, который делит изображение на локальные области и применяет выравнивание гистограммы в каждом из них с ограничением по контрасту. Это позволяет эффективно усиливать локальный контраст, сохраняя при этом естественность изображения и снижая риск усиления шума. Оба подхода способны улучшить визуальное восприятие, они игнорируют физические причины искажений, что ограничивает их способность к точному восстановлению сцены по сравнению с физически обоснованными методами. Кроме этого, гистограммные методы могут ухудшать показатели безэталонных метрик качества из-за создания неестественных градиентов. Тем не менее благодаря своей вычислительной эффективности и простоте реализации гистограммные методы находят применение как самостоятельные решения в условиях лёгкой дымки или как заключительный этап постобработки после более сложных алгоритмов.

### Методы Retinex

На основе локальных алгоритмов были разработаны методы улучшения изображения на основе теории цветового постоянства зрения – ретинекс (Retinex) [17]. В рамках данной теории предполагается, что цвет объекта определяется его способностью отражать определенные длины волн, а не абсолютным значением интенсивности отраженного света. Название Retinex образовано от слов «Retina» (сетчатка) и «Cortex» (кора головного мозга), что отражает двухэтапную природу этапов обработки зрительной информации. Согласно теории Retinex, регистрируемое изображение  $I(x,y)$  формируется как про-

изведение падающего освещения  $L(x, y)$  и отражательной способности поверхности  $R(x, y)$ .

$$I(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y). \quad (1)$$

Алгоритм Retinex опирается на следующие принципы:

1. Модель восприятия видимости – человеческий глаз адаптируется к различным уровням освещения и контрастности, Retinex моделирует эту адаптацию через нормализацию интенсивностей пикселей изображения.

2. Локальная адаптация – воспринимаемая яркость пикселя определяется не его абсолютным значением, а соотношением с окружающими пикселями, что позволяет учитывать локальные изменения освещения, характерные для условий тумана.

3. Относительная оценка освещенности – метод использует среднеквадратичные и логарифмические преобразования для оценки яркости пикселя относительно его соседей. Это моделирует способность человеческого зрения различать цвета и текстуры при разных уровнях освещенности.

Retinex-алгоритмы разработаны для устранения локальных неоднородностей освещенности объектов на изображении, в результате чего объекты на изображении становятся более различимыми и появляется возможность восстановить их детали и цвет. Разработано несколько вариантов реализации алгоритма Retinex [18], большинство из которых дают хорошие результаты, хотя и являются итерационными. Одномерная (одномасштабная) Retinex-функция преобразования изображения (Single-Scale Retinex) может быть представлена в следующем виде:

$$R(x, y, \sigma) = \log \frac{I(x, y)}{L(x, y)} = \log \frac{I(x, y)}{G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y)}, \quad (2)$$

где  $I(x, y)$  – интенсивность пикселя в одном из цветовых каналов исходного изображения;  $G(x, y, \sigma)$  – фильтр Гаусса;  $\sigma$  – стандартное отклонение гауссового ядра (масштабирующий коэффициент);  $\otimes$  – оператор свёртки;  $L(x, y) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y)$  – оценка компоненты освещения.

Для повышения устойчивости к шуму и улучшения детализации применяется многомасштабная функция (Multi-Scale Retinex). Она представляет собой взвешенную сумму одномерных функций, рассчитанных с различными коэффициентами размытия [7–9, 17, 18]:

$$R(x, y, \mathbf{w}, \sigma) = \sum_{n=1}^N w_n \cdot R(x, y, \sigma_n), \quad (3)$$

где  $\sigma = (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_n)$  – набор стандартных отклонений гауссовых фильтров (различные масштабы);  $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$  – вектор весов, компоненты которого нормированы так, что  $\sum_{n=1}^N w_n = 1$ .

Алгоритм Multi-Scale Retinex с цветовой коррекцией дополнительно включает восстановление цвета, что делает его особенно подходящим для работы с цветными изображениями в сложных условиях.

### Метод темного канала

Ряд методов, применяемых для минимизации влияния тумана, базируется на оценке параметров атмосферного освещения и коэффициента пропускания по результатам анализа одиночных изображений [1, 2, 19, 20]. Эти методы относятся к категории физически обоснованных подходов, поскольку опираются на модель атмосферного рассеяния света. Одним из наиболее известных подходов такого рода является метод тёмного канала (Dark Channel Prior, DCP).

Метод темного канала представляет собой статистическую эвристику, основанную на наблюдениях о распределении интенсивностей пикселей в реальных сценах и особенностях распространения света в условиях рассеяния. В рамках метода, на основе наблюдений предполагается, что для большинства естественных изображений, за исключением областей неба и очень ярких объектов, в любом локальном участке изображения хотя бы один цветовой канал (красный, зелёный или синий) содержит пиксели с очень низкой интенсивностью, близкой к нулю. Такое свойство формирует так называемый «темный канал» изображения. Используя эту статистическую закономерность, можно оценить степень «замутненности» сцены – чем выше среднее значение тёмного канала в области, тем больше влияние тумана. На основе этого рассчитывается карта пропускания  $t(x, y)$ , которая напрямую связана с глубиной сцены и плотностью тумана.

Метод опирается на стандартную атмосферную модель рассеяния света [21]:

$$I(x, y) = J(x, y) \cdot t(x, y) + A \cdot (1 - t(x, y)), \quad (4)$$

где  $J(x, y)$  – исходная яркость пикселя регистрируемой сцены;  $t(x, y)$  – коэффициент пропускания, зависящий от расстояния до объекта и плотности атмосферных частиц (карта пропускания);  $A$  – интенсивность атмосферного (рассеянного) света.

В рамках теории темного канала изображение  $J^{\text{dark}}$  вычисляется по следующей формуле:

$$J^{\text{dark}}(x, y) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (I^c(x, y)), \quad (5)$$

где  $I^c$  – интенсивность пикселя в соответствующем цветовом канале  $c \in \{r, g, b\}$ .

Для восстановления истинного изображения  $J(x, y)$  требуется знание вектора атмосферного света  $A = (A^r, A^g, A^b)$ , который характеризует долю рассеянного излучения в каждом цветовом канале. В методе DCP он оценивается эмпирически: из всех пикселей изображения выбираются те, у которых значение тёмного канала максимально, т.е. они наиболее «замутнены» и, следовательно, близки к чистому атмосферному свету. Обычно выбирается небольшой верхний процент пикселей (порядка 0,1% от общего числа), а затем для выбранных пикселей берётся среднее значение их RGB-компонент. Это среднее и принимается в качестве оценки вектора  $A$ . Используя определение тёмного канала (5), можно оценить карту пропускания сцены.

$$t(x, y) = 1 - \omega \cdot \min_{c \in \{r, g, b\}} \frac{I^c(x, y)}{A^c}, \quad (6)$$

где  $A^c$  – интенсивность атмосферного света в цветовом канале  $c \in \{r, g, b\}$ ,  $\omega$  – константа ( $0 < \omega < 1$ ).

После оценки карты пропускания  $t(x)$  и вектора атмосферного света  $A$  истинная сцена восстанавливается через обратное преобразование.

$$J(x, y) = \frac{I(x, y) - A}{t(x, y)} + A. \quad (7)$$

Преимущества метода темного канала заключаются в простоте его программной реализации, и качественном восстановлении изображений, полученных в условиях с умеренным туманом или дымкой. Метод эффективен в большинстве природных сцен, но плохо работает в областях с яркими объектами (например, снег или фары), где отсутствуют пиксели с низкой интенсивностью, т.е., не выполняется предположение о тёмном канале. В таких случаях оценка карты пропускания становится неточной, что приводит к артефактам и потере деталей. Кроме того, метод чувствителен к шуму и может давать нестабильные результаты при слабом освещении или высокой однородности сцены.

### Методы на основе глубокого обучения

Вследствие указанных выше ограничений в последние годы, для восстановления изображений активно применяются технологии глубокого обучения, способные автоматически учиться оценивать параметры модели без явного использования эвристик.

Применение этих моделей позволяет как осуществлять прямое восстановление неискаженной сцены из затуманенного входного изображения, так и косвенно оценивать промежуточные параметры, такие как карта пропускания  $t(x, y)$ , атмосферный свет  $A$  или глубина сцены, используемые для последующей реконструкции.

Одной из первых и наиболее известных архитектур является DehazeNet [10]. Она представляет собой специализированную сверточную сеть, обученную предсказывать карту пропускания  $t(x, y)$  на основе входного затуманенного изображения. В отличие от классических физических моделей, где  $t(x, y)$  вычисляется по эвристическим правилам (например, с использованием темного канала), DehazeNet обучается на парах «искаженное – чистое» изображения, что позволяет извлекать признаки, характерные для различных типов тумана, включая неоднородную плотность, цветовые искажения и эффекты бликов. Полученная сеть карта пропускания подставляется в модель атмосферного рассеяния (4) вместе с оценкой атмосферного света  $A$ , после чего выполняется восстановление исходного изображения.

Подобный гибридный подход, сочетающий физически обоснованную модель и обучаемую оценку параметров, обеспечивает более точное и устойчивое восстановление по сравнению с традиционными методами, особенно в условиях сложных сцен.

Позднее были разработаны более совершенные архитектуры, такие как AOD-Net [11], которая напрямую восстанавливает изображение, минуя явное вычисление карты пропускания. Сеть обучается предсказывать параметры модели рассеяния в виде одиночного адаптивного коэффициента, что делает процесс восстановления конечным и дифференцируемым. Современные методы, такие как FFA-Net [12], GridDehazeNet [13] и модели на основе генеративно-состязательной сети (например, DCPDN [14], CycleDehaze [15]), применяют усовершенствованные механизмы внимания, многомасштабную обработку и состязательное обучение, что позволяет добиваться ещё более высокого качества восстановления изображений.

Тем не менее эффективность нейросетевых методов существенно зависит от условий обучения и тестирования. На синтезированных наборах данных, таких как RESIDE [22], они, как правило, превосходят физически обоснованные методы. Однако при применении таких моделей к реальным сценам часто наблюдается снижение качества из-за несоответствия между распределением синтетического тумана, использованного на этапе обучения, и характеристиками реальных атмосферных явлений, таких как туман, смог или дымка. Например, сеть, обученная на белом равномерном тумане, может давать некорректные результаты при обработке городского смога с цветовыми искажениями или при наличии локальных источников света. Возникающие в процессе восстановления ошибки, такие как перенасыщение, артефакты, неестественные градиенты, могут существенно ухудшать показатели безэталонных метрик качества, что делает объективную оценку результатов особенно важной.

В следующем разделе рассматриваются метрики оценки качества изображений, используемые для сравнительного анализа эффективности различных методов коррекции в условиях тумана, с акцентом на безэталонные показатели, применимые в условиях отсутствия эталонных данных.

#### **Оценка качества восстановленных изображений**

Для оценки результатов работы методов коррекции изображений, полученных в условиях пониженной видимости, требуется применение объективных количественных критериев качества. В литературе [23–30] подробно рассмотрены различные подходы к объективной оценке, основанные на анализе таких характеристик, как резкость, контрастность, структурная целостность, уровень шума и наличие артефактов. Совместное использование этих параметров может обеспечить всестороннюю оценку качества и позволяет обоснованно выбирать оптимальный метод. В свою очередь, метрики подразделяют на эталонные (full-reference) и безэталонные (no-reference).

Эталонные метрики основаны на сравнении оригинального, неискаженного изображения и искаженного, качество которого оценивается. В реальности получить неискаженное изображение не всегда пред-

ставляется возможным, в связи с чем применимость данных методов ограничена. К таким метрикам относятся среднеквадратичная ошибка (MSE), пиковое отношение сигнал/шум (PSNR), индекс структурного сходства (SSIM). Несмотря на широкое использование этих показателей при тестировании на синтетических данных, где изначально имеется эталонное изображение, их применимость в реальных условиях ограничена. Это связано с объективной невозможностью получения пары изображений («искаженное – чистое»), что препятствует полноценному использованию данных метрик для оценки.

В качестве альтернативы используются метрики, не требующие эталонного изображения, например оценка резкости. Принцип их работы основан на предположении, что качественно восстановленное и сфокусированное изображение будет иметь ярко выраженные границы между объектами и высокие значения градиентов. Тем не менее такие операции, как увеличение контрастности, сжатие или добавление шума, изменяют распределение интенсивности пикселей. В результате безэталонные метрики могут ошибочно воспринимать высокочастотные (шумовые) компоненты как признак высокого качества, что, в свою очередь, снижает достоверность оценки.

Для решения этой проблемы разработаны методы безэталонной оценки качества, такие как NIQE (Naturalness Image Quality Evaluator), BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator) [29, 30]. Оба метода анализируют статистическую структуру изображения, чтобы оценить его «естественность», предполагая, что искажения нарушают типичные пространственные зависимости. Метод NIQE строит эталонную модель на основе чистых изображений и измеряет отклонение от неё. Метод BRISQUE, напротив, обучен на человеческих оценках и предсказывает воспринимаемое качество. Именно поэтому в работе выбран BRISQUE – он наиболее адекватно отражает визуальное восприятие и применим в условиях отсутствия эталона.

#### **Результаты**

Для определения практической ценности различных методов коррекции затуманенных изображений крайне важен их сравнительный анализ. Эффективность алгоритмов зависит от множества факторов, таких как плотность и однородность тумана, освещённость сцены, цветовой баланс, наличие ярких объектов и особенностей текстур. В связи с этим ни один из существующих подходов не может обеспечить наилучшие результаты во всех случаях. Поэтому необходимо проводить систематическое сравнение методов с использованием объективных критериев, оценивающих качество восстановления как по числовым показателям, так и визуально.

Анализ проводился на реальных зашумлённых изображениях, восстанавливаемых с помощью методов адаптивного выравнивания гистограммы (CLAHE), многомасштабного Retinex (MSRCR), метода тёмного канала (DCP) и свёрточной нейронной сети DehazeNet.

Метод CLAHE выбран как представитель простых, быстрых и широко применяемых методов повышения контрастности. Это базовый метод, демонстрирующий эффект локального усиления контраста без учёта физики среды.

Метод Retinex – это типичный представитель подходов, базирующихся на модели человеческого зрения, основанного на отделении освещения от отражения, что особенно актуально в условиях неравномерного освещения.

Метод тёмного канала выбран в качестве основного объекта сравнения, поскольку он физически обоснован и не требует обучения. Он сочетает интерпретируемость, вычислительную эффективность и устойчивость к разнообразным условиям. В практике разработки и применения методов минимизации влияния тумана метод является «золотым стандартом» для сравнения.

В качестве репрезентативной модели современного подхода, основанного на использовании глубокого обучения, была выбрана архитектура DehazeNet как один из первых и наиболее известных нейросетевых методов, предназначенных для решения задачи устранения тумана. Его включение позволяет оценить потенциал глубокого обучения и выявить ограничения, связанные с обобщаемостью на реальных данных.

Для сравнительного анализа эффективности различных методов коррекции тумана были использованы реальные зашумлённые изображения, полученные в условиях естественного тумана. В качестве характерного примера на рис. 1 представлена одна из таких сцен, демонстрирующая типичные особенности восстановления при применении различных алгоритмов.

Исходное изображение (рис. 1, а) характеризуется низкой контрастностью, размытием деталей, и общим восприятием снижения чёткости и прозрачности сцены, что подтверждается значением BRISQUE = 20,81.

Применение метода адаптивного выравнивания гистограммы (рис. 1, б) позволило визуально улучшить контрастность, однако при этом сохранились шумовые артефакты и неестественность цветопередачи, особенно в тенях и светах. Значение BRISQUE = 17,4 указывает на улучшение по сравнению с исходным изображением, но не на высокий уровень естественности, что согласуется с визуальным восприятием.

Метод Retinex (рис. 1, в), хотя и усиливает яркость и насыщенность цветов, приводит к заметному перенасыщению и появлению артефактов, особенно в светлых областях сцены. Это отражается в крайне высоком значении BRISQUE = 49,43. Это свидетельствует о значительном нарушении статистики естественных изображений и, следовательно, о низком визуальном качестве.

Нейросетевая модель DehazeNet (рис. 1, д) демонстрирует более чёткое и детализированное восстановление, однако в областях с однородной тексту-

рой (например, небо, дороги) наблюдаются локальные искажения и неоднородности. Значение BRISQUE = 17,49 близко к показателю метода CLAHE, что говорит о схожем уровне естественности, но без явного преимущества перед классическими методами.

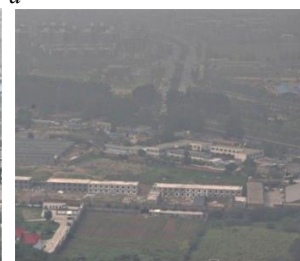
Наиболее сбалансированные результаты были получены с помощью метода тёмного канала (рис. 1, з). Восстановленное изображение сохраняет детали, имеет естественную цветопередачу и минимальные артефакты. Самое низкое значение BRISQUE = 16,75 подтверждает его преимущество – именно DCP обеспечивает наилучшее качество по метрике, ориентированной на визуальное восприятие человека.



а



б



в



г



д

Рис. 1. Оригинальное изображение в условиях тумана:  
а – значение BRISQUE равно 20,81 и результаты его обработки различными методами устранения атмосферной дымки с соответствующими значениями критерия качества BRISQUE – более низкие значения соответствуют более высокому качеству;  
б – адаптивное выравнивание гистограммы – 17,4;  
в – Retinex – 49,43; г – метод тёмного канала – 16,75;  
д – DehazeNet – 17,49

Следует подчеркнуть, что методы глубокого обучения действительно показывают высокую эффективность и гибкость при разнообразных условиях, однако они критически зависят от обучающих данных и обладают высокой вычислительной сложностью. В отличие от них метод тёмного канала оста-

ётся более универсальным решением, не требующим предварительного обучения и применимым к изображениям различной природы. Это делает его наиболее подходящим решением для практических задач, где важны стабильность и интерпретируемость. Несмотря на известные ограничения в сценах с яркими источниками света или однородными областями (например, небо), он остаётся надёжным и универсальным решением, легко адаптируемым для практического использования.

Исследования выполнены в рамках государственного задания ИОА СО РАН.

### Литература

1. Liu Y. Single Image Dehazing via Large Sky Region Segmentation and Multiscale Opening Dark Channel Model / Y. Liu, H. Li, M. Wang // *IEEE Access*. – 2017. – Vol. 5. – P. 8890–8903.

2. A fast single-image dehazing method based on a physical model and gray projection / W. Wang, F. Chang, T. Ji, X. Wu // *IEEE Access*. – 2018. – Vol. 6. – P. 5641–5653.

3. A unified variational model for single image dehazing / Y. Liu, J. Shang, L. Pan, A. Wang, M. Wang // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 15722–15736.

4. Generation of Synthetic Non-Homogeneous Fog by Discretized Radiative Transfer Equation / M. Beregi-Kovacs, B. Harangi, A. Hajdu, G. Gat // *Journal of Imaging*. – 2025. – Vol. 11, No. 6. – P. 1–22.

5. Кирпиченко Ю.Р. Видеоинформационные системы наблюдения и контроля при сложных условиях видимости / Ю.Р. Кирпиченко, М.И. Курячий, И.Н. Пустынский // *Доклады ТУСУР*. – 2012. – № 2 (26), ч. 1. – С. 105–110.

6. Fog removal in images using improved dark channel prior and contrast limited adaptive histogram equalization / R. Kapoor, R. Gupta, L.H. Son, R. Kumar, S. Jha // *Multimedia Tools and Applications*. – 2019. – Vol. 78, No. 16. – P. 23281–23307.

7. Gao Z. Image dehazing based on multi-scale Retinex and guided filtering / Z. Gao, Y. Zhai // *Proceedings of the 2022 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Machine Learning (ICICML)*. – New York: IEEE, 2022. – P. 123–126.

8. Wang J.B. A new single image dehazing method with MSRCR algorithm / J.B. Wang, N. He, K. Lu // *Proceedings of the 7th International Conference on Internet Multimedia Computing and Service*. – New York: ACM, 2015. – P. 1–4.

9. Investigations into Picture Defogging Techniques Based on Dark Channel Prior and Retinex Theory / L. Yang, Z. Zeng, H. Ge, Y. Li, S. Ge, K. Hu // *Applied Sciences*. – 2025. – Vol. 15, No. 15. – P. 1–21.

10. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal / B. Cai, X. Xu, K. Jia, C. Qing, D. Tao // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2016. – Vol. 25, No. 11. – P. 5187–5198.

11. AOD-Net: all-in-one dehazing network / B. Li, X. Peng, Z. Wang, J. Xu, D. Feng // *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. – New York: IEEE, 2017. – P. 4770–4778.

12. FFA-Net: feature fusion attention network for single image dehazing / X. Qin, Z. Wang, Y. Bai, X. Xie, H. Jia // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. – New York: AAAI Press, 2020. – Vol. 34, No. 7. – P. 11908–11915.

13. GridDehazeNet: attention-based multi-scale network for image dehazing [Электронный ресурс]. – Режим доступа:

<https://arxiv.org/abs/1908.03245>, свободный (дата обращения: 06.10.2025).

14. Zhang H. Densely connected pyramid dehazing network / H. Zhang, V.M. Patel // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. – New York: IEEE, 2018. – P. 3194–3203.

15. Engin D. Cycle-dehaze: enhanced CycleGAN for single image dehazing / D. Engin, A. Genç, H.K. Ekenel // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. – New York: IEEE, 2018. – P. 825–833.

16. Xu Z. Fog removal from video sequences using contrast limited adaptive histogram equalization / Z. Xu, X. Liu, X. Chen // *Proceedings of the 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering*. – New York: IEEE, 2009. – P. 1–4.

17. Land E.H. The retinex // *Ciba Foundation Symposium: Colour Vision. Physiology and Experimental Psychology*. – Chichester: John Wiley & Sons, 1965. – P. 217–227.

18. Jobson D. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes / D. Jobson, Z. Rahman, G. Woodell // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 1997. – Vol. 6, No. 7. – P. 965–976.

19. He K. Single image haze removal using dark channel prior / K. He, J. Sun, X. Tang // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2010. – Vol. 33, No. 12. – P. 2341–2353.

20. Huang S.C. Visibility restoration of single hazy images captured in real-world weather conditions / S.C. Huang, B.H. Chen, W.J. Wang // *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*. – 2014. – Vol. 24, No. 10. – P. 1814–1824.

21. Horvath H. On the applicability of the Koschmieder visibility formula // *Atmospheric Environment*. – 1971. – Vol. 5, No. 3. – P. 177–184.

22. Benchmarking single-image dehazing and beyond / B. Li, W. Ren, D. Fu, D. Tao, D. Feng, W. Zeng, Z. Wang // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2018. – Vol. 28, No. 1. – P. 492–505.

23. Старовойтов В.В. Локальные геометрические методы цифровой обработки и анализа изображений. – Минск: Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси, 1997. – 284 с.

24. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity / Z. Wang, A.C. Bovik, H.R. Sheikh, P.E. Simoncelli // *IEEE Transactions on Image Processing*. – 2004. – Vol. 13, No. 4. – P. 600–612.

25. No-reference image and video quality assessment: a classification and review of recent approaches [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://jivpeurasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/1687-5281-2014-40>, свободный (дата обращения: 10.09.2025).

26. Pedersen M. Full-Reference Image Quality Metrics: Classification and Evaluation / M. Pedersen, J.Y. Hardeberg // *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*. – 2012. – Vol. 7, No. 1. – P. 1–82.

27. Сравнение объективных методов оценки качества цифровых изображений / А.В. Кокошкин, В.А. Коротков, К.В. Коротков, Е.П. Новичихин // *Журнал радиоэлектроники*. – 2015. – № 6. – С. 1–16.

28. Галилейский В.П. Меры оценки качества изображения / В.П. Галилейский, А.И. Елизаров, Д.В. Кокарев, А.М. Морозов // *Оптика атмосферы и океана. Физика атмосферы: матер. XXV Междунар. симпозиума*. – Томск: ИОА СО РАН, 2019. – С. 163–168.

29. Mittal A. Making a «Completely Blind» Image Quality Analyzer / A. Mittal, R. Soundararajan, A.C. Bovik // *IEEE*

Signal Processing Letters. – 2013. – Vol. 20, No. 3. – P. 209–212.

30. Mittal A. No-reference image quality assessment in the spatial domain / A. Mittal, A.K. Moorthy, A.C. Bovik // IEEE Transactions on Image Processing. – 2012. – Vol. 21, No. 12. – P. 4695–4708.

### Елизаров Алексей Игоревич

Канд. техн. наук., с.н.с. лаб. рассеяния электромагнитных волн (ЛРЭВ) Института оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН (ИОА СО РАН)

Площадь академика Зуева, 1, г. Томск, Россия, 634055

ORCID: 0000-0001-5847-8793

Тел.: +7 (382-2) 49-11-11, доб. 11-87

Эл. почта: alex@iao.ru

### Шалеев Артем Викторович

Инженер лаб. ЛРЭВ ИОА СО РАН;

аспирант каф. оптико-электронных систем и дистанционного зондирования Национального исследовательского Томского государственного университета (НИ ТГУ)

Ленина пр-т, 36, г. Томск, Россия, 634050

Тел.: +7 (382-2) 49-11-11, доб. 11-87

Эл. почта: artem.shaleev@mail.ru

Поступила в редакцию: 09.10.2025.

Принята к публикации: 21.11.2025.

Elizarov A.I., Shaleev A.V.

### Image correction methods in low-visibility conditions

Image restoration in low-visibility conditions is an important issue. Numerous methods have been proposed to address it. However, there is no universal solution equally effective for all shooting conditions. In this work, we compare CLAHE, Retinex, the Dark Channel Prior (DCP), and the deep learning model DehazeNet. The BRISQUE no-reference metric was used to evaluate the quality of restored images. Tests on real-world data show that the Dark Channel Prior provides the best metric values among the approaches considered, confirming its versatility and reliability for practical computer vision applications in fog and haze.

**Keywords:** fog, computer vision, image correction, deep learning.

**DOI:** 10.21293/1818-0442-2025-28-3-81-88

### References

1. Liu Y, Li H., Wang M. Single Image Dehazing via Large Sky Region Segmentation and Multiscale Opening Dark Channel Model. *IEEE Access*, 2017, vol. 5, pp. 8890–8903.
2. Wang W., Chang F., Ji T., Wu X. A fast single-image dehazing method based on a physical model and gray projection. *IEEE Access*, 2018, vol. 6, pp. 5641–5653.
3. Liu Y., Shang J., Pan L., Wang A., Wang M. A unified variational model for single image dehazing. *IEEE Access*, 2019, vol. 7, pp. 15722–15736.
4. Beregi-Kovacs M., Harangi B., Hajdu A., Gat G. Generation of Synthetic Non-Homogeneous Fog by Discretized Radiative Transfer Equation. *Journal of Imaging*, 2025, vol. 11, no. 6, pp. 1–22.
5. Kirpichenko Yu.R., Kuryachy M.I., Pustynsky I.N. [Video information systems of supervision and control under

difficult visibility conditions]. *Doklady Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki*, 2012, no. 2 (26), pp. 105–110 (in Russ.).

6. Kapoor R., Gupta R., Son L.H., Kumar R., Jha S. Fog removal in images using improved dark channel prior and contrast limited adaptive histogram equalization. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, vol. 78, no. 16, pp. 23281–23307.

7. Gao Z., Zhai Y. Image dehazing based on multi-scale Retinex and guided filtering. *Proceedings of the 2022 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Machine Learning (ICICML)*. New York, IEEE, 2022, pp. 123–126.

8. Wang J.B., He N., Lu K. A new single image dehazing method with MSRCR algorithm. *Proceedings of the 7th International Conference on Internet Multimedia Computing and Service*. New York, ACM, 2015, pp. 1–4.

9. Yang L., Zeng Z., Ge H., Li Y., Ge S., Hu K. Investigations into Picture Defogging Techniques Based on Dark Channel Prior and Retinex Theory. *Applied Sciences*, 2025, vol. 15, no. 15, pp. 1–21.

10. Cai B., Xu X., Jia K., Qing C., Tao D. DehazeNet: an end-to-end system for single image haze removal. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, vol. 25, no. 11, pp. 5187–5198.

11. Li B., Peng X., Wang Z., Xu J., Feng D. AOD-Net: all-in-one dehazing network. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. New York, IEEE, 2017, pp. 4770–4778.

12. Qin X., Wang Z., Bai Y., Xie X., Jia H. FFA-Net: feature fusion attention network for single image dehazing. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. New York, AAAI Press, 2020, vol. 34, no. 7, pp. 11908–11915.

13. GridDehazeNet: attention-based multi-scale network for image dehazing. Available at: <https://arxiv.org/abs/1908.03245>, free (Accessed: 6 October, 2025).

14. Zhang H., Patel V.M. Densely connected pyramid dehazing network. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. New York, IEEE, 2018, pp. 3194–3203.

15. Engin D., Genç A., Ekenel H.K. Cycle-dehaze: enhanced CycleGAN for single image dehazing. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*. New York, IEEE, 2018, pp. 825–833.

16. Xu Z., Liu X., Chen X. Fog removal from video sequences using contrast limited adaptive histogram equalization. *Proceedings of the 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering*. New York, IEEE, 2009, pp. 1–4.

17. Land E.H. The retinex. *Ciba Foundation Symposium: Colour Vision. Physiology and Experimental Psychology*. Chichester, John Wiley & Sons, 1965, pp. 217–227.

18. Jobson D., Rahman Z., Woodell G. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, vol. 6, no. 7, pp. 965–976.

19. He K., Sun J., Tang X. Single image haze removal using dark channel prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, vol. 33, no. 12, pp. 2341–2353.

20. Huang S.C., Chen B.H., Wang W.J. Visibility restoration of single hazy images captured in real-world weather conditions. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2014, vol. 24, no. 10, pp. 1814–1824.

21. Horvath H. On the applicability of the Koschmieder visibility formula. *Atmospheric Environment*, 1971, vol. 5, no. 3, pp. 177–184.

22. Li B., Ren W., Fu D., Tao D., Feng D., Zeng W., Wang Z. Benchmarking single-image dehazing and beyond. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, vol. 28, no. 1, pp. 492–505.
23. Starovojtov V.V. *Lokal'nye geometricheskie metody cifrovoj obrabotki i analiza izobrazhenij* [Local geometric methods of digital image processing and analysis]. Minsk, Institute of Technical Cybernetics of the National Academy of Sciences of Belarus, 1997, 284 p. (in Russ.).
24. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli P.E. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, vol. 13, no. 4, pp. 600–612.
25. No-reference image and video quality assessment: a classification and review of recent approaches. Available at: <https://jivpeurasipjournals.springeropen.com/articles/10.1186/1687-5281-2014-40>, free (Accessed: 10.09.2025.).
26. Pedersen M., Hardeberg J.Y. Full-Reference Image Quality Metrics: Classification and Evaluation. *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 2012, vol 7, no. 1, pp. 1–82.
27. Kokoshkin A.V., Korotkov V.A., Korotkov K.V., Novichihin E.P. *Sravnenie objektivnykh metodov ocenki kachestva cifrovyykh izobrazhenij* [Comparison of objective methods for assessing the quality of digital images]. *Zhurnal Radioelektroniki - Journal of Radio Electronics*, 2015, no. 6, pp. 1–16 (in Russ.).
28. Kokoshkin A.V., Korotkov V.A., Korotkov K.V., Novichihin E.P. *Sravnenie objektivnykh metodov ocenki kachestva cifro-vyykh izobrazhenij* [Image quality assessment measures]. XXV International Symposium «Atmospheric and Ocean Optics. Atmospheric Physics». Tomsk, IAO SB RAS, 2019, pp. 163–168 (in Russ.).
29. Mittal A., Soundararajan R., Bovik A.C. Making a «Completely Blind» Image Quality Analyzer. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, vol. 20, no. 3, pp. 209–212.
30. Mittal A., Moorthy A.K., Bovik A.C. No-reference image quality assessment in the spatial domain. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, vol. 21, no. 12, pp. 4695–4708.

---

**Alexey I. Elizarov**

Candidate of Engineering Sciences, senior staff scientist,  
Laboratory of Electromagnetic Scattering,  
V.E. Zuev Institute of Atmospheric Optics SB RAS  
1, Akademicheskii pr., Tomsk, Russia, 634055  
ORCID: 0000-0001-5847-8793  
Phone: +7 (382-2) 49-11-11, add. 11-87  
Email: alex@iao.ru

**Artyom V. Shaleev**

Engineer, Laboratory of Electromagnetic Scattering,  
V.E. Zuev Institute of Atmospheric Optics SB RAS  
Postgraduate student, Department of Optical-Electronic  
Systems and Remote Sensing,  
National Research Tomsk State University (NR TSU)  
36, Lenin pr., Tomsk, Russia, 634050  
Phone: +7 (382-2) 49-11-11, add. 11-87  
Email: artem.shaleev@mail.ru

Received: 09.10.2025.

Accepted: 21.11.2025.