ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ | TECHNICAL SCIENCE

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ
INFORMATICS, COMPUTER ENGINEERING AND MANAGEMENT

П.А. Ляхов [P.A. Lyakhov],
А.С. Ионисян [A.S. Ionisyan],
В.В. Лютова [V.V.Liutova],
А.Р. Оразаев [A.R. Orazaev]

УДК: 621.391
DOI: 10.37493/2307-910X.2022.4.1

ОБЗОР МЕТОДОВ УЛУЧШЕНИЯ ВИЗУАЛЬНОГО КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ И ВИДЕО В НЕБЛАГОПРИЯТНЫХ ПОГОДНЫХ УСЛОВИЯХ

OVERVIEW OF METHODS FOR IMPROVING THE VISUAL QUALITY OF IMAGES AND VIDEOS IN ADVERSE WEATHER CONDITIONS

Северо-Кавказский Федеральный Университет, факультет математики и компьютерных наук имени профессора Н.И. Червякова, Ставрополь, РФ E-mail: ljahov@mail.ru; masaevavioletta@yandex.ru; asion@mail.ru; aorazaev@ncfu.ru. / North-Caucasus Federal University, Stavropol, Russian Federation E-mail: ljahov@mail.ru; masaevavioletta@yandex.ru; asion@mail.ru; aorazaev@ncfu.ru.

Аннотация

В современном мире обработка изображений применяется в различных отраслях деятельности человека. Из-за различных факторов помех ухудшение изображения и видео серьезно снижает точность и эффективность отслеживания и распознавания целей. Следовательно, восстановление изображения становится серьезной проблемой в области компьютерного зрения.

Материалы и методы, результаты и обсуждения

В данной исследовании проведён обзор методов улучшения визуального качества изображений и видео при искажении их погодными явлениями. Методы классифицированы по видам и различиям погодных явлений. Приведены примеры их апробации на изображениях и на видео. Сделаны выводы о каждом из видов алгоритмов.

Заключение

В статье были исследованы различные методы улучшения визуального качества изображений и видео в неблагоприятных погодных условиях.

Каждый метод был детально изучен, были рассмотрены их достоинства и недостатки, что позволило прийти к следующим выводам:

1) *методы, использующие физические модели, очень эффективны, но являются вычислительно сложными, в связи с этим данный метод целесообразнее использовать для постобработки изображений и видео.*

2) *Методы, основанные на гистограммах более простые, но они подходят только для статичных погодных условий (туман, дымка, мгла).*

3) *Наиболее перспективными являются методы, основанные на обучении. Нейронные сети позволяют решать более сложные задачи, в силу возможности распараллеливания информации и дальнейшего обучения. Так же данные методы отлично справляются с улучшение качества как изображений, так и видео. Методы, основанные на обучение применимы как к статичным погодным условиям (туман, дымка, мгла), так и к динамичным (снег, дождь, град), что делает их более универсальными для решения данной проблемы.*

Ключевые слова: цифровая обработка изображений и видео, туман, дождь, снег, передний план; задний план; обнаружение движения; слияние изображений, гистограмма, метаобучение.

Abstract

In the modern world, image processing is used in various fields of human activity. Due to various interference factors, image and video deterioration seriously reduces the accuracy and efficiency of target tracking and recognition. Hence, image restoration is becoming a major problem in the field of computer vision.

Matrials and methods, results and discussions

This study provides an overview of methods for improving the visual quality of images and videos when they are distorted by weather phenomena. The methods are classified according to the types and differences of weather phenomena. Examples of their approbation on images and video are given. Conclusions are drawn about each of the types of algorithms.

Conclusion

The article explored various methods to improve the visual quality of images and videos in adverse weather conditions.

Each method was studied in detail, their advantages and disadvantages were considered, which made it possible to come to the following conclusions:

1) methods that use physical models are very efficient, but are computationally complex, in this regard, this method is more appropriate to use for image and video post-processing.

2) Methods based on histograms are simpler, but they are only suitable for static weather conditions (fog, haze, haze).

3) The most promising are methods based on learning. Neural networks allow solving more complex problems, due to the possibility of parallelizing information and further learning. Also, these methods do an excellent job of improving the quality of both images and videos. Learning-based methods are applicable to both static weather conditions (fog, haze, haze) and dynamic ones (snow, rain, hail), which makes them more versatile for solving this problem.

Key words: digital image and video processing, fog, rain, snow, foreground; background; Motion Detection; image fusion, histogram, meta-learning.

Введение

В настоящее время цифровая обработка сигналов занимает одно из ведущих положений в исследованиях современной науки. Технологии компьютерного зрения, лежащие в основе систем анализа изображений, активно применяются в системах обеспечения безопасности, наблюдения, классификации и др. Качество работы любого алгоритма компьютерного зрения падает вследствие наличия шумов, вносимых сложными погодными условиями, а также связанными с недостаточной освещенностью.

Улучшение изображений, полученных в сложных погодных условиях, в настоящее время является актуальной задачей.

Погодные условия различны по физическим свойствам и визуальным эффектам, которые они привносят на изображение. Основываясь на этих отличиях, погодные условия можно условно разделить на статичные (дымка, туман, мгла) и динамичные (дождь, снег, град). В случае статичных условий отдельные частицы слишком малы (1-10 мкм), чтобы быть видимыми для камеры. Следовательно, объемные модели рассеивания, такие как модель затухания и модель поглощения света в воздухе частицами, могут использоваться для адекватного описания эффектов статичной погоды. С другой стороны, частицы, составляющие динамические погодные условия, такие как дождь, снег и град, больше (0,1-10 мм), и отдельные частицы видны на изображении.

В действительности существует не так много методов, предложенных для улучшения качества визуальной информации в условиях плохой погоды.

Их можно классифицировать на несколько видов:

- основанные на физических моделях;
- основанные на гистограммах;
- основанные на обучении и нечеткой логике;
- прочие методы.

Методы удаления погодных явлений, основанные на физических моделях

Kshitiz Garg и Shree K. Nayar в своей работе [1] разработали комплексную модель внешнего вида дождя. На основе этой модели они представили эффективные алгоритмы обнаружения и удаления дождя на видео.

Визуальные эффекты дождя сложны. Дождь состоит из пространственно распределенных капель, падающих с большой скоростью. Каждая капля преломляется и отражает окружающую среду, вызывая резкие изменения интенсивности изображения. Группа таких падающих капель создает на изображениях и видео сложный изменяющийся во времени сигнал. Кроме того, из-за конечного времени экспозиции камеры интенсивности дождя размыты при движении и, следовательно, зависят от интенсивности фона. Таким образом, визуальные проявления дождя представляют собой сочетание динамики дождя и фотометрии окружающей среды. В своей статье они представили первый всесторонний анализ визуального воздействия дождя на систему визуализации. Ими была разработана корреляционная модель, которая фиксирует динамику дождя, и основанная на физике модели размытия движения, которая объясняет фотометрию дождя. Эффективность данных алгоритмов демонстрируется с помощью экспериментов на видео сложных сцен с движущимися объектами и изменяющимися во времени текстурами. Данные методы могут использоваться в широком диапазоне приложений, включая видеонаблюдение, редактирование видео, фильмов и индексирование, поиск видео [2].

Описание метода удаления дождя на видео, приведено на рисунке 1.

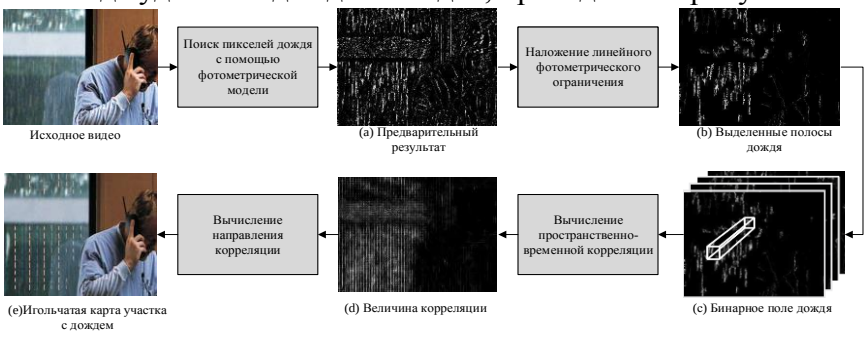


Рисунок 1 - Алгоритм удаления дождя, примененный к видео

(a) Использование фотометрической модели для определения пикселей, на которые влияет дождь. Возможные пиксели дождя показаны белым. Обратите внимание, что есть несколько ложных срабатываний (пиксели без дождя).

(b) Применение линейного фотометрического ограничения к интенсивности полос. Это значительно снижает количество ложных срабатываний, чтобы дать оценку двоичного поля дождя b.

(c) Вычисление пространственно-временной корреляции в двоичном поле b.

(d) Карта корреляции, вычисленная с использованием окрестностей 11 × 11 по 30 кадрам. Пиксели с высокими значениями интенсивности представляют пиксели дождя, в то время как пиксели без дождя имеют низкие значения интенсивности.

(e) Игловая карта, показывающая сегментацию сцены на регионы с дождем и без него. Карта игл для ясности сделана разреженной [3].

Результаты удаления дождя на видео приведены на рисунке 2.

Рисунок 2 - Обнаружение и удаление дождя

(a) Три кадра из исходного видео. Сцена состоит из движущегося и говорящего по телефону человека, а также из-за дождя, видимого через стеклянное окно. Камера перемещается и приближает человека. Быстро движущиеся текстуры (складки рубашки и складки на движущейся руке) затрудняют задачу обнаружения.

(b) Обнаруженные регионы с дождем, представленные в виде игольчатой карты. Карта игл для ясности сделана разреженной. Направление стрелки в пикселе представляет направление дождя, а длина стрелки представляет силу дождя.

(c) Полученные кадры без дождя.
(d) Разница между исходными кадрами и обработанными. В целях увеличения наглядности, изображения были масштабированы на постоянную величину.

Простые методы временной фильтрации неэффективны для удаления дождя, поскольку они пространственно инвариантны и, следовательно, ухудшают качество изображения в регионах без дождя. Данный метод явно обнаруживает пиксели, на которые влияет дождь, и удаляет влияние дождя только из этих пикселей, сохраняя временные частоты из-за движений объекта и камеры. Предлагаемый алгоритм может использоваться в широком спектре приложений, включая видеонаблюдение, редактирование видео / фильмов и индексирование / поиск видео, но он не справляется с устойчивыми эффектами дождя и не удаляет сильно расфокусированные полосы дождя. Peter Barnum, Takeo Kanade и Srinivasa G Narasimhan в своей работе [4] сформулировали модель глобальных динамических погодных частот. Ими была построена начала мы построена физическая модель капель дождя и снежинок, которая используется для определения общей формы и яркости отдельной полосы. Эта модель полос сочетается со статистическими свойствами дождя и снега, чтобы определить, как они влияют на пространственно-временные частоты последовательности изображений. После обнаружения эти частоты затем могут быть подавлены. В небольшом масштабе многие явления выглядят так же, как дождь и снег, но, рассматривая их как глобальные явления, они достигли лучших результатов, чем при локальном анализе.

Для демонстрации удаления погодных искажений авторами были выбраны несколько сцен, заполненных дождем и снегом, каждая и которых представляет собой комбинацию естественных и искусственных объектов и снята движущейся камерой. Они сложны не только для алгоритмов, основанных на изображениях, но и из-за большого разнообразия низкочастотные и высокочастотные текстуры, частотная область также загромождена [5].

Пример удаления снега продемонстрирован на рисунке 3.

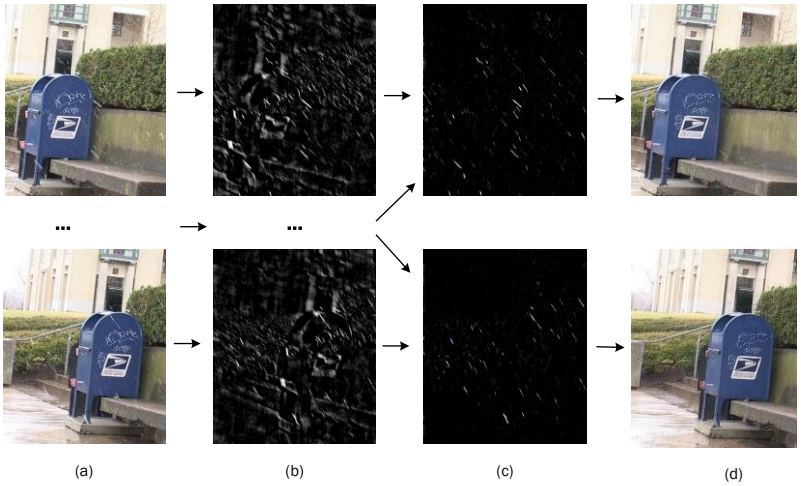


Рисунок 3 - Исходное изображение
(a) и после покадрового удаления (b). Снег есть, но есть ошибки в классификации. С помощью временной информации получается улучшенная оценка (c). Результат после 3 итераций удаления показан на (d).

На рисунке 4 представлен еще один пример удаления снега.

Рисунок 4 - Удаление снега с видео с людьми

Это очень сложный эпизод с множеством высокочастотных текстур, очень сильным снегом и множеством движущихся объектов. Большая часть снега удалена, но края зонта и ноги людей классифицируются неверно. Из-за того, что пешеходы движутся по нижней части видео, только точки в верхней половине могут отслеживаться правильно: 54 правильных в исходной и 77 в удаленной версии [6].

Данный вид физических алгоритмов требует большой вычислительной мощности и не подходит для применения в режиме реального времени в системах технического зрения. Эти методы не подходят для видеосъемки в условиях очень густого тумана или сильного дождя, с низким качеством изображения с шумом и артефактами сжатия. В таких условиях очень трудно построить верную модель.

Методы удаления погодных явлений с помощью гистограмм

Гистограммы является одним главных методов для улучшения контрастности изображений. Данные методы являются очень быстрыми и легкими в применении, при этом они позволяют добиться хороших результатов. Самый распространённый метод основанный на гистограммах - автоматический алгоритм выравнивания гистограмм. Данный алгоритм достигает максимальной информативности изображения при помощи увеличения диапазона интенсивности более частых пикселей. Существует два вида методов выравнивания гистограмм: глобальный и локальный. Глобальные методы используют сжатие яркости пикселей для получения более единообразных экспозиционных данных, используя статистику всего изображения. Данные методы не рассматривают локальную статистику изображения. Методы локального выравнивания гистограмм позволяют получить более качественные результаты, так как обнаруживают больше локальных деталей изображения и дают видимое улучшение. Преобразование гистограмм распределения значений интенсивностей позволяет увеличить контрастность изображения, что хорошо подойдет для статичных погодных условий, таких как туман и дымка.

На контраст изображения в тумане часто влияет оптическое рассеяние света. А свет, попадающий в человеческий глаз, сильно рассеивается туманом. Увеличение глубины сцены привело к экспоненциальному ухудшению контраста. Плохая видимость для многих систем наружного наблюдения в тумане является серьезной проблемой, которую трудно решить.

В своей работе [7] Zhiyuan Xu, Xiaoming Liu и Na Ji для удаления эффекта тумана, представили метод на основе адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контрастности. Этот метод устанавливает максимальное значение для обрезки гистограммы и равномерно перераспределяет обрезанные пиксели для каждого уровня серого. Он может ограничить шум и повысить контраст изображения. В их методе, во-первых, исходное изображение конвертируется из RGB в цветовую модель HSI. Во-вторых, компонент интенсивности изображения HSI обрабатывается с помощью адаптивного выравнивания гистограммы с ограниченной контрастностью. Наконец, изображение HSI преобразуется обратно в изображение RGB. [8-10]

Чтобы оценить эффективность предложенного метода, были проведены эксперименты с цветным изображениями, искаженными туманом, к которым было применено обнаружение краев изображения.

Результаты данного метода представлены на рисунке 5.

a) Исходное изображение b) Результат глобального выравнивания гистограммы c) Результат предложенным методом

Рисунок 5 - Метод на основе адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста

Для динамических погодных условий в работе [11] Jeremie Bossu, Nicolas Hautiere, Jean-Philippe Tarel используют классическое вычитание фона. В своей работе они представили систему, основанную на компьютерном зрении. Данная система обнаруживает присутствие дождя или снега. Чтобы отделить передний план от фона в последовательностях изображений, используется классическая модель Гауссовской смеси. Модель переднего плана служит для обнаружения дождя и снега, поскольку это динамические погодные явления. Предлагаются правила выбора, основанные на фотометрии и размере, чтобы выбрать возможные полосы дождя. Затем вычисляется гистограмма ориентации полос дождя или снега, оцененная методом геометрических моментов, которая, как предполагается, соответствует модели однородной Гауссовской смеси. Гаусовво распределение представляет ориентацию дождя или снега, тогда как равномерное распределение представляет ориентацию шума. Для разделения используется алгоритм максимизации ожидания. После проверки соответствия гауссовское распределение сглаживается во времени, а его амплитуда позволяет определить наличие дождя или снега. Когда обнаруживается присутствие дождя или снега, гистограмма ориентации полос дождя или снега позволяет обнаруживать пиксели дождя или снега на изображениях переднего плана и оценивать интенсивность дождевых или снежных осадков. На рисунке 6 представлено описание алгоритма.

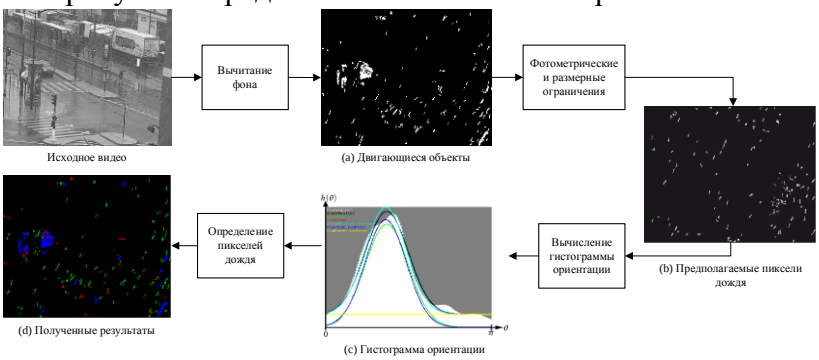


Рисунок 6 - Процесс обнаружения дождя, примененный к видео
(a) обнаружение движущихся объектов путем вычитания фона; (b) сегментация возможных пикселей дождя путем применения правил выбора размера и фотометрических параметров; (c) вычисление гистограммы ориентации полос путем накопления ориентации, полученной методом геометрических моментов различных связанных компонентов; решение о наличии дождя принимается на основе временной стабильности, а также формы гистограммы ориентации полос; (d) обнаружение пикселей дождя с помощью гистограммы ориентации полос[12-14].

Работа алгоритма представлена на рисунке 7.

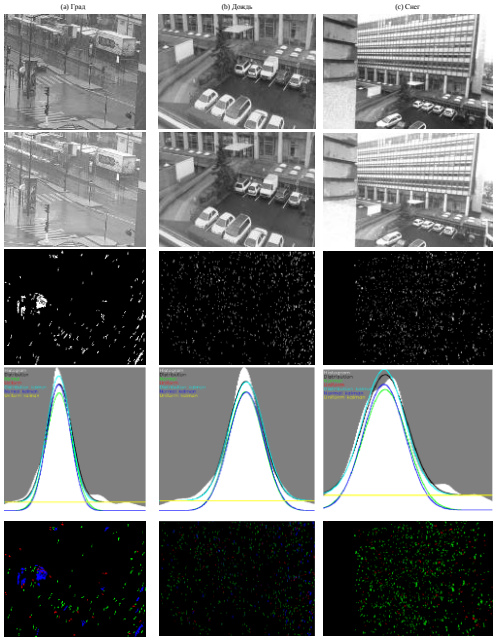


Рисунок 7 - Демонстрация работы разработанного алгоритма
Первый ряд: исходное изображение.

Второй ряд: Фон.
Третий ряд: Движущиеся элементы.
Четвертый ряд: область поиска объектов с разными кривыми.
Пятая строка: обнаружение пикселей дождя(пиксели дождя показаны зеленым, пиксели шума - красным, а объекты, отфильтрованные по правилу выбора размера, - синим).

Методы удаления погодных явлений, основанные на обучении и нечеткой логике

В настоящее время методы удаления дождя с видео изучаются более активно, нежели удаление дождя с единичного изображения. В статье [15] Yihong Lu, Jianyong Cai, Hua Zheng, Yuanqiang Zeng, предложили метод удаления дождя с одного изображения, основанный на метаобучении, под названием «MetaDerainNet». Данный метод успешно удалять различные полосы дождя с одного изображения. На основе структуры метаобучения без привязки к моделям они изменили методы выборки наборов данных и реализовали преобразование из одномерных данных в двухмерные изображения. При извлечении карт характеристик изображений дождя авторы статьи заменили два скрытых слоя на структуру световой сети с пятью сверточными слоями. Алгоритм метаобучения использовался в сети для удаления дождя методом метаобучения, чтобы сеть с сильной способностью к обобщению могла быстро научиться справляться с полосами дождя при различном угле освещения и разнообразной окружающей среде. Эксперименты на реальных изображениях дождя представленные в работе показывают, что предложенный метод может эффективно удалять полосы дождя в различных условиях.

В 2017 году был предложен новый метод метаобучения, названный – метаобучение без привязки к моделям. Данный алгоритм может оптимизировать параметры модели с помощью множества задач. Таким образом, параметры чувствительны к функции потерь, и модель может достичь хорошего результата при решении новых задач всего за небольшое количество шагов градиента. Кроме того, алгоритм может быть применен к любой сети, обученной алгоритмом градиентного спуска. Большое количество экспериментов показывает, что метаобучение без привязки к моделям достиг хороших результатов в регрессии, классификации и обучении с подкреплением. Тем не менее, большинство текущих исследований данного алгоритма сосредоточено на задачах классификации изображений, и сравнительно мало исследований, посвященных задачам регрессии [16-19]. На Рисунке 8 показано исходное изображение с дождем и чистое изображение дождя без дождя, обработанное Meta-DreainNet.

(a) (b)

Рисунок 8 - Визуальное сравнение изображения дождя и результата предложенного метода

(a)оригинальное изображение с дождем; (b) обработанное изображение без дождя.

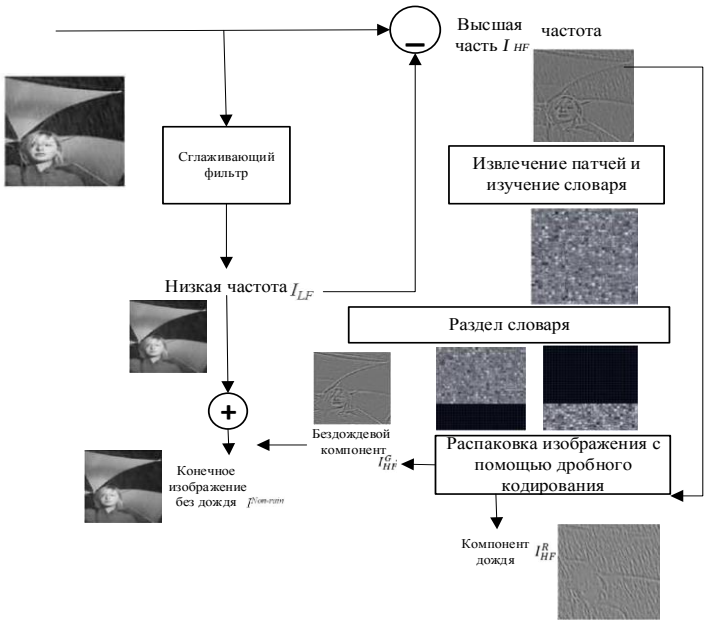
Чтобы оценить эффект метаобучения, авторы использовали обычные параметры для процесса обновления вместо алгоритмов метаобучения, результаты показаны на рисунке 9. Он показывает, что использование методов метаобучения может значительно улучшить способность сети распознавать полосы дождя. Обычное обновление не может эффективно удалить полосы дождя на изображениях с нормальным, ярким и темным освещением. Иногда может вызвать чрезмерное сглаживание. Однако данный метод позволяет эффективно удалять следы дождя [20-22].

Рисунок 9 - Сравнение результатов удаления полос дождя на изображениях дождя в различных условиях

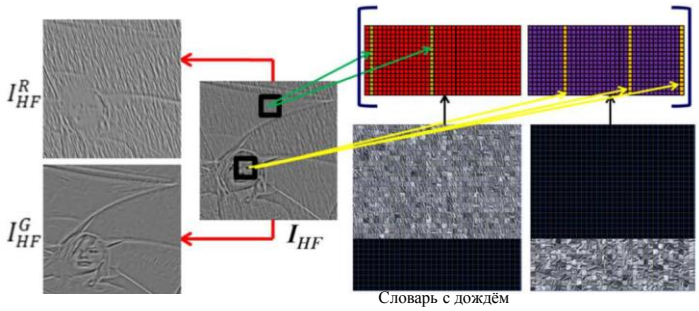
(a) нормальное изображение небольшого дождя; b- яркий небольшой дождь изображение; c, d- изображение дождя в темное время суток [23-26].

Следует отметить, что разделение и удаление полос дождя из не дождевой части в одном кадре - нетривиальная работа, так как полосы дождя обычно сильно смешиваются с ненадежной частью, что делает разложение не дождевой части очень сложной задачей. В работе [27] предлагается структура удаления полос дождя на основе одного изображения, формулируя удаление полос дождя как задачу декомпозиции изображения на основе анализа морфологических компонентов. В данном методе изображение сначала разлагается на низкочастотную и высокочастотную части с помощью двустороннего фильтра. Затем высокочастотная часть разлагается на «компонент дождя» и «компонент без дождя» путем выполнения изучения словаря и разреженного кодирования на основе морфологического компонентного анализа [28-30]. В следствии этого дождь может быть удален с изображения при этом сохраняя геометрические детали в одном кадре.

На рисунке 10 показана блок-схема метода и пример использования словарей. На рисунке 11 показаны поэтапные результаты работы алгоритма.



а)



b)

Рисунок 10 - (a) Блок-схема предлагаемого метода удаления полос дождя, (b)Иллюстрация предложенного метода, основанного на двух обученных словарях

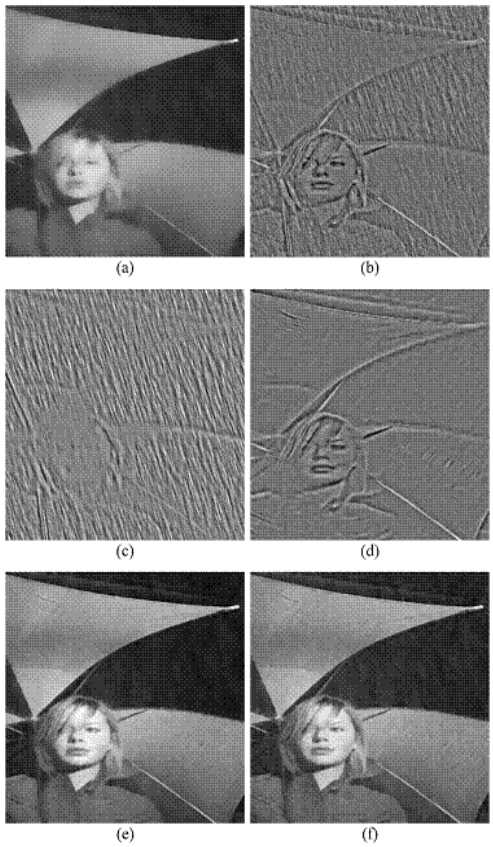
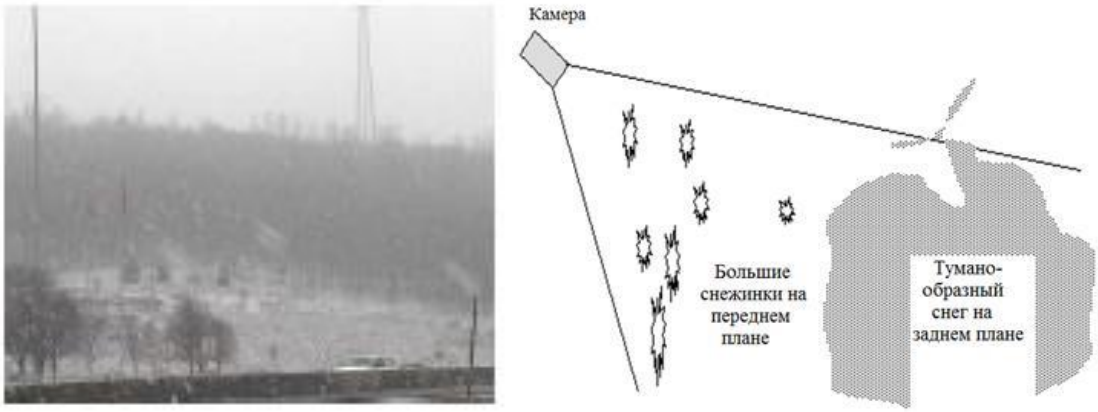


Рисунок 11 - Пошаговые результаты предлагаемого процесса удаления полос дождя

(a) низкочастотная часть изображения дождя, полученная применением билатерального фильтра (VIF=0.33); (b) высокочастотная составляющая; (c) дождевая компонента; (d) геометрическая компонента. Комбинацией (d) и низкочастотной составляющей получается: (e) изображение без дождя (VIF = 0.50, μ = 0.6970); (f) изображение без дождя с расширенным словарем DE (VIF = 0.52).

Существующие работы в этой области удаления погодных эффектов в основном сосредоточены на улучшении качества видео с высоким разрешением или неподвижных изображений. На данный момент разработано не так много алгоритмов для улучшения видео или изображений с низким качеством, высоким уровнем шума и артефактами сжатия. Кроме того, в условиях снега или дождя качество изображения переднего плана ухудшается из-за затемнения видимых снежинок и капель дождя, в то время как качество изображения заднего плана ухудшается из-за затемнения снежинок или капель дождя, похожих на туман. Разработано очень мало алгоритмов повышения качества для решения обеих проблем[31-35].



(a) (b)

Рисунок 12 - (a)Изображение с сильным снегом; (b) Две основные проблемы, которые необходимо решить для видеонаблюдения в плохих погодных условиях

Zhen Jia, Hongcheng Wang, Rodrigo Caballero, Ziyou Xiong, Jianwei Zhao and Alan Finn в своей работе [36] предложили новый алгоритм улучшения качества видео в условиях снега, тумана или сильного дождя. Предлагаемый алгоритм состоит из двух основных этапов:

1. Алгоритм улучшения переднего плана определяет пиксели затемнения, образованные снегом или дождем в обзоре переднего плана и удаляет эти пиксели как снежинки или капли дождя. В отличие от современных методов, алгоритм на этом этапе может обнаруживать снежинки на объекте переднего плана и на заднем плане и выбирать различные методы для заполнения удаленных областей.

2. Алгоритм улучшения заднего плана восстанавливает информацию о контрасте изображения не только для выявления большего количества деталей на заднем плане, но и для улучшения общего качества изображения. На этом этапе предлагаемый алгоритм адаптивно увеличивает глобальный и локальный контраст, который основывается на зрительной системе человека, и учитывает воспринимаемую чувствительность к шуму, артефактам сжатия и текстуре содержимого изображения. По результатам обширного тестирования предлагаемый подход значительно улучшает визуальное качество видеонаблюдения за счет удаления эффектов снега, тумана и дождя [37-45].

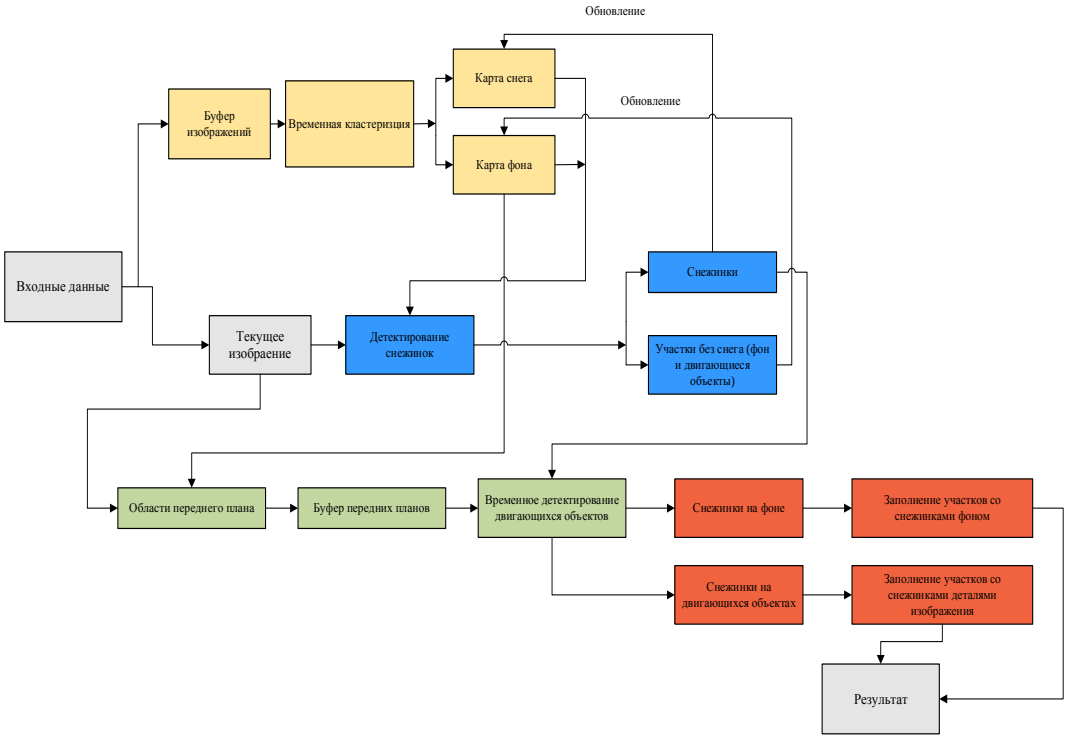


Рисунок 13 - Диаграмма предлагаемого метода удаления снежинок/дождевых капель

Разными цветами обозначены разные основные компоненты алгоритма. Серый цвет: вход-выход; желтый: обучение; синий: детектирование снежинок/капель дождя; зеленый: временное детектирование объектов фона; красный: удаление снежинок/капель дождя и заполнение этих участков.

Рисунок 13 Блок-схема предлагаемого алгоритма удаления снежинок / капель дождя. Разные цвета обозначают различные компоненты алгоритма. Серый: входная и выходная часть алгоритма; Желтый: обучающая часть алгоритма; Синий: детектор снежинок / капель дождя; Зеленый: часть обнаружения объектов временного переднего плана; Красный: снежинки / капли дождя, удаленные области, заполняющие часть [46-50].

Заключение

В данной работе нами были исследованы методы улучшения визуального качества изображений и видео в неблагоприятных погодных условиях. При детальном исследовании каждого метода мы пришли к следующим выводам:

1) методы, использующие физические модели, очень эффективны, но имеют большую вычислительную сложность, то есть могут быть использованы только в качестве постобработки изображений и видео.

2) Методы, работающие с единичным изображением, можно распространить на последовательность изображений, но тогда вычислительная сложность тоже резко возрастает.

3) Более простые методы выравнивания гистограмм подходят только для статичных погодных условий.

4) Методы основанные на нейронных сетях являются более быстрыми и перспективными в силу возможности распараллеливания информации и обучения. Данный метод подходит для решения более сложных задач, тем самым позволяя удалить как динамичные погодные явления, так и статичные.

5) Так же большинство предлагаемых методов работают с изображениями хорошего качества и с большим разрешением, что и позволяет им детектировать снег и дождь. В свою очередь такие требования не выполняются для кадров систем видеонаблюдения обычно не очень высокого качества, с шумом и артефактами сжатия.

ЛИТЕРАТУРА

1. Kshitiz Garg, Shree K. Nayar. Detection and Removal of Rain from Videos. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (1), July 2004, pp. 528–535.

2. G. Doretto, A. Chiuso, Y.N. Wu, and S. Soatto. Dynamic textures.IJCV, 51(2):91–109, 2003.

3. K. Garg and S. K. Nayar. Photometric Model for Raindrops. Columbia University Technical Report, 2003.

4. Peter Barnum, Takeo Kanade, Srinivasa G Narasimhan. Spatio-Temporal Frequency Analysis for Removing Rain and Snow from Videos. International Journal of Computer Vision (86), Issue 2, January 2010, pp 256-274.

5. K. Garg and S. K. Nayar. When does a camera see rain? In ICCV, 2005.

6. K. Garg and S. K. Nayar. Photorealistic rendering of rain streaks. In SIGGRAPH, 2006.

7. Z. Xu, X. Liu and N. Ji, "Fog Removal from Color Images using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing, 2009, pp. 1-5, doi: 10.1109/CISP.2009.5301485.

8. Robby T. Tan, “Visibility in Bad Weather from a Single Image”, Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, pp. 1-8.

9. Robby T. Tan, Niklas Pettersson and Lars Petersson, “Visibility Enhancement for Roads with Foggy or Hazy Scenes”, Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2007, pp.19-24.

10. Dongjun Kim, Changwon Jeon, Bonghyup Kang and Hanseok Ko, “Enhancement of Image Degraded by Fog Using Cost Function Based on Human Visual Model”, Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 2008, pp. 64-67.

11. Nicolas Hautière, Jean-Philippe Tarel. Rain or Snow Detection in Image Sequences Through Use of a Histogram of Orientation of Streaks. International Journal of Computer Vision 93(3), July 2011, pp 348-367.

12. N. Jacobs, B. W., N. Fridrich, A. Abrams, K. Miskell, B. Brswell A. Richardson, R. Pless, The global network of outdoor webcams: Properties and apllications, in: ACM International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2009.

13. P. Barnum, S. Narasimhan, T. Kanade, Analysis of rain and snow in frequency space, International Journal of Computer Vision 86 (2-3) (2010) 256–274.

14. J.-P. Tarel, N. Hautière, Fast visibility restoration from a single color or gray level image, in: IEEE International Conference on Computer Vision, 2009, pp. 2201–2208.

15. Y. Lu, J. Cai, H. Zheng and Y. Zeng, "A Deep Meta-Learning Neural Network for Single Image Rain Removal," 2020 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), 2020, pp. 231-237, doi: 10.1109/CISP-BMEI51763.2020.9263524.

16. S. Gupta and R. K. Sunkaria, "Real-time salt and pepper noise removal from medical images using a modified weighted average filtering," 2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP), Shimla, 2017, pp. 1-6.

17. L.-F. Shi et al., “Removing haze ppapers from single image via exponential inference with support vector data description,” IEEE Trans. Multimedia, vol. 20, no. 9, pp. 2503–2512, Sep. 2018.

18. K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng and L. Zhang, "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising," in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 26, no. 7, pp. 3142-3155, July 2017.

19. H. Zhang and V. M. Patel, "Density-Aware Single Image De-raining Using a Multi-stream Dense Network," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, 2018, pp. 695-704.

20. W. Yang, R. T. Tan, J. Feng, Z. Guo, S. Yan and J. Liu, "Joint rain detection and removal from a single image with contextualized deep networks," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 42, no. 6, pp. 1377-1393, 1 June 2020.

21. L. Shen, Z. Yue, Q. Chen, F. Feng and J. Ma, "Deep joint rain and haze removal from a single image," 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Beijing, 2018, pp. 2821-2826.

22. X. Fu, J. Huang, X. Ding, Y. Liao and J. Paisley, "Clearing the skies: a deep network architecture for single-image rain removal," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 26, no. 6, pp. 2944-2956, June 2017.

23. X. Fu, J. Huang, X. Ding, Y. Liao, and J. Paisley, "Removing rain from single images via a deep detail network," Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit, Jul. 2017, pp. 1715–1723.

24. Li X,Wu J,Lin Z,et al. "Recurrent squeeze-and-excitation context aggregation net for single image deraining," Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV) , 2018, pp.254-269. Authorized licensed.

25. V. Santhaseelan and V. K. Asari, “Utilizing local phase information to remove rain from video,” International Journal on Computer Vision, vol. 112, no. 1, pp. 71–89, 2015

26. P. C. Barnum, S. Narasimhan, and T. Kanade, “Analysis of rain and snow in frequency space,” Int. J. Comput. Vis., vol. 86, no. 2–3, pp.256–274, 2010.

27. Automatic Single-Image-Based Rain Streaks Removal via Image Decomposition, IEEE Transactions on Image Processing (21), No. 4, April 2012, pp. 1742-1755.

28. X. Zhang, H. Li, Y. Qi, W. K. Leow, and T. K. Ng, “Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties,” in Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia Expo., Toronto, ON, Canada, Jul. 2006, pp. 461‑464.

29. N. Brewer and N. Liu, “Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video,” Lecture Notes Comput. Sci., vol. 5342/2008, pp. 451‑458, 2008.

30. J. Bossu, N. Hautière, and J. P. Tarel, “Rain or snow detection in image sequences through use of a histogram of orientation of streaks,” Int. J. Comput. Vis., vol. 93, no. 3, pp. 348‑367, Jul. 2011.

31. M. S. Shehata, J. Cai, W. M. Badawy, T. W. Burr, M. S. Pervez, R. J. Johannesson, and A. Radmanesh, “Video-based automatic incident detection for smart roads: The outdoor environmental challenges regarding false alarms,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 9, no. 2, pp. 349‑360, Jun. 2008.

32. M. Roser and A. Geiger, “Video-based raindrop detection for improved image registration,” in IEEE Int. Conf. Comput. Vis.Workshops, Kyoto, Sep. 2009, pp. 570‑577.

33. J. C. Halimeh and M. Roser, “Raindrop detection on car windshields using geometric‑photometric environment construction and intensitybased correlation,” in Proc. IEEE Intell. Veh. Symp., Xi’an, China, Jun. 2009, pp. 610‑615. Google Goggles [Online]. Available: http://www.google.com/mobile/ goggles/

34. D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” Int. J. Comput. Vis., vol. 60, no. 2, pp. 91‑110, Nov. 2004.

35. H. Baya, A. Essa, T. Tuytelaarsb, and L. V. Gool, “Speeded-up robus features (SURF),” Comput. Vis. Image Understand., vol. 110, no. 3, pp. 346‑359, Jun. 2008.

36. Zhen Jia, Hongcheng Wang, Rodrigo Caballero, Ziyou Xiong, Jianwei Zhao, Alan Finn. A Two-Step Approach to See-Through Bad Weather for Surveillance Video Quality Enhancement. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (23), Issue 6, November 2012, pp 1059-1082.

37. R. Dale-Jones and T. Tjahjadi. A study and modification of the local histogram equalization algorithm. Pattern Recognition, 26(9):1373‑ 1381, 2007. D. Forsyth and J. Ponce. Computer Vision: A Modern Approach. Prentice Hall, 2003.

38. A. Golan and A. Levy. Method of adaptive image contrast enhancement. US Patent 20070031055.

39. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. Digital Image Processing. Prentice Hall, 2001.

40. K. He, J. Sun, and X. Tang. Single image haze removal using dark channel prior. In Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 2009.

41. Z. Jia, H. Wang, R. Caballero, Z. Xiong, J. Zhao and A. Finn. Realtime content adaptive contrast enhancement for see-through fog and rain. In Proceedings of 2009 IEEE International Conference on International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), pages 1378‑1381, March 2010. H. Malm, M. Oskarsson, E. Warrant, P. Clarberg, J. Hasselgren, and C. Lejdfors. Adaptive enhancement and noise reduction in very low light-level video. In Proceedings of IEEE 11th International Conference on Computer vision, pages 1‑8, October 2007.

42. S. Narasimhan and S. Nayar. Contrast Restoration of Weather Degraded Images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(6):713‑724, Jun 2003.

43. M. Piccardi. Background subtraction techniques: a review. In Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pages 3099‑3104, October 2004.

44. A. M. Reza. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (clahe) for real-time image enhancement. The Journal of VLSI Signal Processing, 38(1):35‑44, 2004.

45. S. Roth and M. J. Black. Fields of experts: A framework for learning image priors. In Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 860‑867, June 2005.

46. R. S. Szeliski. Locally adapted histogram equalization. US Patent 6650774.

47. R. T. Tan. Visibility in bad weather from a single image. In Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2008), June 2008.

48. Y. Tian, Q. Wan, and F. Wu. Local histogram equalization based on the minimum brightness error. In Proceedings of The Fourth International Conference on Image and Graphics, pages 58‑61, August 2007.

49. Q. Wang and R. Ward. Fast image/video contrast enhancement based on weighted thresholded histogram equalization. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 53(2):757‑764, May 2007.

50. X. Zhang, H. Li, Y. Qi, W. K. Leow, and T. K. Ng. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties. In Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pages 461‑464, July 2006.

REFERENCES

1. Kshitiz Garg, Shree K. Nayar. Detection and Removal of Rain from Videos. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (1), July 2004, pp. 528–535.

2. G. Doretto, A. Chiuso, Y.N. Wu, and S. Soatto. Dynamic textures.IJCV, 51(2):91–109, 2003.

3. K. Garg and S. K. Nayar. Photometric Model for Raindrops. Columbia University Technical Report, 2003.

4. Peter Barnum, Takeo Kanade, Srinivasa G Narasimhan. Spatio-Temporal Frequency Analysis for Removing Rain and Snow from Videos. International Journal of Computer Vision (86), Issue 2, January 2010, pp 256-274.

5. K. Garg and S. K. Nayar. When does a camera see rain? In ICCV, 2005.

6. K. Garg and S. K. Nayar. Photorealistic rendering of rain streaks. In SIGGRAPH, 2006.

7. Z. Xu, X. Liu and N. Ji, "Fog Removal from Color Images using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization," 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing, 2009, pp. 1-5, doi: 10.1109/CISP.2009.5301485.

8. Robby T. Tan, “Visibility in Bad Weather from a Single Image”, Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, pp. 1-8.

9. Robby T. Tan, Niklas Pettersson and Lars Petersson, “Visibility Enhancement for Roads with Foggy or Hazy Scenes”, Proceedings of the 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2007, pp.19-24.

10. Dongjun Kim, Changwon Jeon, Bonghyup Kang and Hanseok Ko, “Enhancement of Image Degraded by Fog Using Cost Function Based on Human Visual Model”, Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 2008, pp. 64-67.

11. Nicolas Hautière, Jean-Philippe Tarel. Rain or Snow Detection in Image Sequences Through Use of a Histogram of Orientation of Streaks. International Journal of Computer Vision 93(3), July 2011, pp 348-367.

12. N. Jacobs, B. W., N. Fridrich, A. Abrams, K. Miskell, B. Brswell A. Richardson, R. Pless, The global network of outdoor webcams: Properties and apllications, in: ACM International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 2009.

13. P. Barnum, S. Narasimhan, T. Kanade, Analysis of rain and snow in frequency space, International Journal of Computer Vision 86 (2-3) (2010) 256–274.

14. J.-P. Tarel, N. Hautière, Fast visibility restoration from a single color or gray level image, in: IEEE International Conference on Computer Vision, 2009, pp. 2201–2208.

15. Y. Lu, J. Cai, H. Zheng and Y. Zeng, "A Deep Meta-Learning Neural Network for Single Image Rain Removal," 2020 13th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), 2020, pp. 231-237, doi: 10.1109/CISP-BMEI51763.2020.9263524.

16. S. Gupta and R. K. Sunkaria, "Real-time salt and pepper noise removal from medical images using a modified weighted average filtering," 2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP), Shimla, 2017, pp. 1-6.

17. L.-F. Shi et al., "Removing haze ppapers from single image via exponential inference with support vector data description," IEEE Trans. Multimedia, vol. 20, no. 9, pp. 2503–2512, Sep. 2018.

18. K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng and L. Zhang, "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising," in IEEE Transactions on Image Processing, vol. 26, no. 7, pp. 3142-3155, July 2017.

19. H. Zhang and V. M. Patel, "Density-Aware Single Image De-raining Using a Multi-stream Dense Network," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, 2018, pp. 695-704.

20. W. Yang, R. T. Tan, J. Feng, Z. Guo, S. Yan and J. Liu, "Joint rain detection and removal from a single image with contextualized deep networks," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 42, no. 6, pp. 1377-1393, 1 June 2020.

21. L. Shen, Z. Yue, Q. Chen, F. Feng and J. Ma, "Deep joint rain and haze removal from a single image," 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Beijing, 2018, pp. 2821-2826.

22. X. Fu, J. Huang, X. Ding, Y. Liao and J. Paisley, "Clearing the skies: a deep network architecture for single-image rain removal," IEEE Transactions on Image Processing, vol. 26, no. 6, pp. 2944-2956, June 2017.

23. X. Fu, J. Huang, X. Ding, Y. Liao, and J. Paisley, "Removing rain from single images via a deep detail network," Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit, Jul. 2017, pp. 1715–1723.

24. Li X,Wu J,Lin Z,et al. "Recurrent squeeze-and-excitation context aggregation net for single image deraining," Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV) , 2018, pp.254-269. Authorized licensed.

25. V. Santhaseelan and V. K. Asari, "Utilizing local phase information to remove rain from video," International Journal on Computer Vision, vol. 112, no. 1, pp. 71–89, 2015

26. P. C. Barnum, S. Narasimhan, and T. Kanade, "Analysis of rain and snow in frequency space," Int. J. Comput. Vis., vol. 86, no. 2–3, pp.256–274, 2010.

27. Automatic Single-Image-Based Rain Streaks Removal via Image Decomposition, IEEE Transactions on Image Processing (21), No. 4, April 2012, pp. 1742-1755.

28. X. Zhang, H. Li, Y. Qi, W. K. Leow, and T. K. Ng, "Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties," in Proc. IEEE Int. Conf. Multimedia Expo., Toronto, ON, Canada, Jul. 2006, pp. 461‑464.

29. N. Brewer and N. Liu, "Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video," Lecture Notes Comput. Sci., vol. 5342/2008, pp. 451‑458, 2008.

30. J. Bossu, N. Hautière, and J. P. Tarel, "Rain or snow detection in image sequences through use of a histogram of orientation of streaks," Int. J. Comput. Vis., vol. 93, no. 3, pp. 348‑367, Jul. 2011.

31. M. S. Shehata, J. Cai, W. M. Badawy, T. W. Burr, M. S. Pervez, R. J. Johannesson, and A. Radmanesh, "Video-based automatic incident detection for smart roads: The outdoor environmental challenges regarding false alarms," IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., vol. 9, no. 2, pp. 349‑360, Jun. 2008.

32. M. Roser and A. Geiger, “Video-based raindrop detection for improved image registration,” in IEEE Int. Conf. Comput. Vis.Workshops, Kyoto, Sep. 2009, pp. 570‑577.

33. J. C. Halimeh and M. Roser, “Raindrop detection on car windshields using geometric‑photometric environment construction and intensitybased correlation,” in Proc. IEEE Intell. Veh. Symp., Xi’an, China, Jun. 2009, pp. 610‑615. Google Goggles [Online]. Available: http://www.google.com/mobile/ goggles/

34. D. G. Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” Int. J. Comput. Vis., vol. 60, no. 2, pp. 91‑110, Nov. 2004.

35. H. Baya, A. Essa, T. Tuytelaarsb, and L. V. Gool, “Speeded-up robus features (SURF),” Comput. Vis. Image Understand., vol. 110, no. 3, pp. 346‑359, Jun. 2008.

36. Zhen Jia, Hongcheng Wang, Rodrigo Caballero, Ziyou Xiong, Jianwei Zhao, Alan Finn. A Two-Step Approach to See-Through Bad Weather for Surveillance Video Quality Enhancement. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (23), Issue 6, November 2012, pp 1059-1082.

37. R. Dale-Jones and T. Tjahjadi. A study and modification of the local histogram equalization algorithm. Pattern Recognition, 26(9):1373‑ 1381, 2007. D. Forsyth and J. Ponce. Computer Vision: A Modern Approach. Prentice Hall, 2003.

38. A. Golan and A. Levy. Method of adaptive image contrast enhancement. US Patent 20070031055.

39. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. Digital Image Processing. Prentice Hall, 2001.

40. K. He, J. Sun, and X. Tang. Single image haze removal using dark channel prior. In Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 2009.

41. Z. Jia, H. Wang, R. Caballero, Z. Xiong, J. Zhao and A. Finn. Realtime content adaptive contrast enhancement for see-through fog and rain. In Proceedings of 2009 IEEE International Conference on International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), pages 1378‑1381, March 2010. H. Malm, M. Oskarsson, E. Warrant, P. Clarberg, J. Hasselgren, and C. Lejdfors. Adaptive enhancement and noise reduction in very low light-level video. In Proceedings of IEEE 11th International Conference on Computer vision, pages 1‑8, October 2007.

42. S. Narasimhan and S. Nayar. Contrast Restoration of Weather Degraded Images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(6):713‑724, Jun 2003.

43. M. Piccardi. Background subtraction techniques: a review. In Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pages 3099‑3104, October 2004.

44. A. M. Reza. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (clahe) for real-time image enhancement. The Journal of VLSI Signal Processing, 38(1):35‑44, 2004.

45. S. Roth and M. J. Black. Fields of experts: A framework for learning image priors. In Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 860‑867, June 2005.

46. R. S. Szeliski. Locally adapted histogram equalization. US Patent 6650774.

47. R. T. Tan. Visibility in bad weather from a single image. In Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2008), June 2008.

48. Y. Tian, Q. Wan, and F. Wu. Local histogram equalization based on the minimum brightness error. In Proceedings of The Fourth International Conference on Image and Graphics, pages 58‑61, August 2007.

49. Q. Wang and R. Ward. Fast image/video contrast enhancement based on weighted thresholded histogram equalization. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 53(2):757‑764, May 2007.

50. X. Zhang, H. Li, Y. Qi, W. K. Leow, and T. K. Ng. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties. In Proceedings of 2006 IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pages 461‑464, July 2006.

ОБ АВТОРАХ/ ABOUT THE AUTHORS

Ляхов Павел Алексеевич – заведующий кафедрой математического моделирования института математики и информационных технологий имени профессора Н.И. Червякова ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет» (СКФУ), кандидат физико-математических наук, доцент. 357736 Россия, Ставропольский край, г. Ставрополь, ул. Серова 327, моб. тел. 8-962-028-72-14, E-mail: ljahov@mail.ru

Lyakhov Pavel Alekseyevich, Head of the Department of mathematical modeling of the Institute of mathematics and information technologies named after Professor N. I. Chervyakov, North Caucasus Federal University (NCFU), candidate of physical and mathematical Sciences, associate Professor.Address: 357736, Russia, Stavropol, Stavropol, Serova str., 327, mobile phone 8-962-028-72-14, E-mail: ljahov@mail.ru

Лютова Виолетта Владимировна – аспирант, кафедры математического моделирования института математики и информационных технологий имени профессора Н.И. Червякова ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет». 355000, Россия, Ставропольский край, г. Ставрополь, ул. Доваторцев дом 25, тел. 8-928-936-02-66, E-mail: masaevavioletta@yandex.ru.

Liutova Violetta Vladimirovna, post-graduate student, Department of mathematical modeling, Institute of mathematics and information technologies named after Professor N. I. Chervyakov, North Caucasus Federal University, Stavropol, 355000, Russia, Dovatortsev str., 25, tel. 8-928-936-02-66, E-mail: masaevavioletta@yandex.ru

Ионисян Андрей Сергеевич – доцент кафедры кафедрой математического моделирования институт математики и информационных технологий имени профессора Н.И. Червякова ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет» (СКФУ), кандидат физико-математических наук. 357736 Россия, Ставропольский край, г. Ставрополь, ул. Социалистическая 10, моб. тел. 8-962-028-72-14, E-mail: asion@mail.ru

Ionisyan Andrey Sergeevich, associate Professor, Department of mathematical modeling, Institute of mathematics and information technologies named after Professor N. I. Chervyakov, North Caucasus Federal University (NCFU), candidate of physical and mathematical Sciences. 357736 Russia, Stavropol, Sotsialisticheskaya str., 10, mobile phone 8-962-028-72-14, E-mail: asion@mail.ru

Оразаев Анзор Русланович – аспирант, кафедры математического моделирования института математики и информационных технологий имени профессора Н.И. Червякова ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет». 355000, Россия, Ставропольский край, г. Ставрополь, тел. 8-928-982-45-10, E-mail: aorazaev@ncfu.ru

Orazaev Anzor Ruslanovich, post-graduate student, Department of mathematical modeling, Institute of mathematics and information technologies named after Professor N. I. Chervyakov, North Caucasus Federal University, Stavropol, 355000, Russia, tel. 8-928-982-45-10, E-mail: aorazaev@ncfu.ru

Дата поступления в редакцию: 12.10.2022
После рецензирования:13.11.2022
Дата принятия к публикации:07.12.2022