



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ «Информатика и системы управления»

КАФЕДРА «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии»

РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

К НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

НА ТЕМУ:

«Классификация методов борьбы с шумами в
изображениях»

Студент ИУ7-75Б
(Группа)

(Подпись, дата)

А. Н. Прянишников
(И.О.Фамилия)

Руководитель

(Подпись, дата)

В. П. Степанов
(И.О.Фамилия)

2022 г.

РЕФЕРАТ

Расчетно-пояснительная записка 46 с., 16 рис., 1 табл., 10 ист.

В работе представлена классификация существующих методов борьбы с шумами в изображениях.

Проведен анализ предметной области: определены источники шума и классификация шумов. Представлен общий алгоритм работы всех методов устранения шумов. Описаны существующие способы обнаружения и удаления шумов из изображений. Определены критерии сравнения алгоритмов. Приведена классификация существующих алгоритмов.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Шум, фильтрация, алгоритм, фотография, изображение.

СОДЕРЖАНИЕ

РЕФЕРАТ	2
ВВЕДЕНИЕ	4
1 Анализ предметной области	5
1.1 Причины появления шумов в изображениях	5
1.2 Классификация шумов	6
1.2.1 Гауссов шум	6
1.2.2 Шум соли и перца	7
1.2.3 Спекл-шум	7
2 Обзор существующих методов	8
2.1 Общий алгоритм работы фильтров	8
2.2 Медианный фильтр	9
2.3 Гауссовский фильтр	11
2.4 Билатеральный фильтр	12
2.5 Алгоритм Цзяньвэй	13
2.6 DnCNN	15
2.7 RIDNet	16
3 Критерии сравнения алгоритмов	17
3.1 PSNR	17
3.2 SSIM	18
4 Классификация существующих решений	19
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	20
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	21

ВВЕДЕНИЕ

Цифровой шум в изображениях появляется вследствие свойств фотона света или вмешательства человека. Он оказывает огромное влияние на восприятие человеком качества картинки, а также ухудшает результаты работы алгоритмов, анализирующих изображения. Нейросети плохо справляются с определением объектов на фотографии, если внести на неё шум, причём человеческий глаз не всегда в состоянии распознать, что на картинке присутствуют помехи.

Актуальность работы состоит в том, что многие существующие алгоритмы предполагают вмешательство человека в процесс шумоподавления, в то время как этот процесс может быть автоматизирован.

Цель работы — проанализировать существующие методы борьбы с шумами в изображениях.

Для достижения поставленной цели потребуется:

- Описать термин шума, причины его появления и классифицировать его типы;
- Описать существующие методы обнаружения шума в изображениях и способы его устранения;
- Сформулировать критерии сравнения рассмотренных методов;
- Классифицировать существующие алгоритмы борьбы с шумами.

1. Анализ предметной области

В данном разделе описываются причины возникновения шумов в изображениях. Рассматриваются алгоритмы определения наличия шума на фотографиях. Дается описание существующих методов удаления шумов из картинки, классификации существующих алгоритмов и критериев их сравнения.

1.1 Причины появления шумов в изображениях

Шум – дефект изображения, в основе которого лежит эффект появления на фотографии пикселей случайного цвета и яркости по всему изображению [1].

Причины возникновения такого эффекта делятся на два типа: естественные и искусственные. Основным источником естественных помех на изображениях является фотосенсор [1]. Существует несколько физических объяснений появления шума на изображении [2]:

- 1) При дефектах потенциального барьера происходит утечка заряда. В этом случае шум на изображениях проявляется в виде тёмных точек на светлом фоне.
- 2) При подаче потенциала на электрод может возникнуть темновой ток, который отображается на картинке в виде светлых точек на тёмном фоне. Основная причина возникновения темнового тока — это примеси в кремниевой пластине или повреждение кристаллической решётки кремния.
- 3) Взаимодействие фотонов света с атомами фотодиодов сенсора несёт случайный характер, нельзя точно описать, какие квантовые эффекты при этом возникают.
- 4) При производстве фотоаппаратов случается брак, и некоторые пиксели являются дефектными.

Также шум на изображениях может быть вызван умышленным вмешательством человека или состязательной атакой. Состязательная атака – это манипуляция обучающими данными, архитектурой модели или манипулирование тестовыми данными таким образом, что это приведёт к неправильному выходу из модели машинного обучения [3].

Одним из способов такой атаки является изменения на картине некоторых пикселей до такого состояния, что алгоритмы анализа изображения перестают выдавать адекватный результат.

1.2 Классификация шумов

Существует несколько основных типов шумов, возникающих на фотографиях [4]. От точного определения характеристики шума зависит то, какой метод требуется выбрать для автоматического определения дефектных пикселей на изображении и последующего его устранения.

1.2.1 Гауссов шум

Так как квантовым процессам свойственна случайность, то такие процессы можно отнести к Гауссовым, следовательно, они обладают следующим свойством: распределение суммы независимых случайных величин сходится к нормальному, вне зависимости от характера распределения слагаемых [5].

Пусть I – интенсивность изначального пикселя, а ν – интенсивность шума, распределённая по нормальному распределению. Тогда интенсивность загрязнённого пикселя можно представить по формуле 1 [4]:

$$I_f = I + \nu, \nu \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

Вид гауссова шума представлен на рисунке 1.1

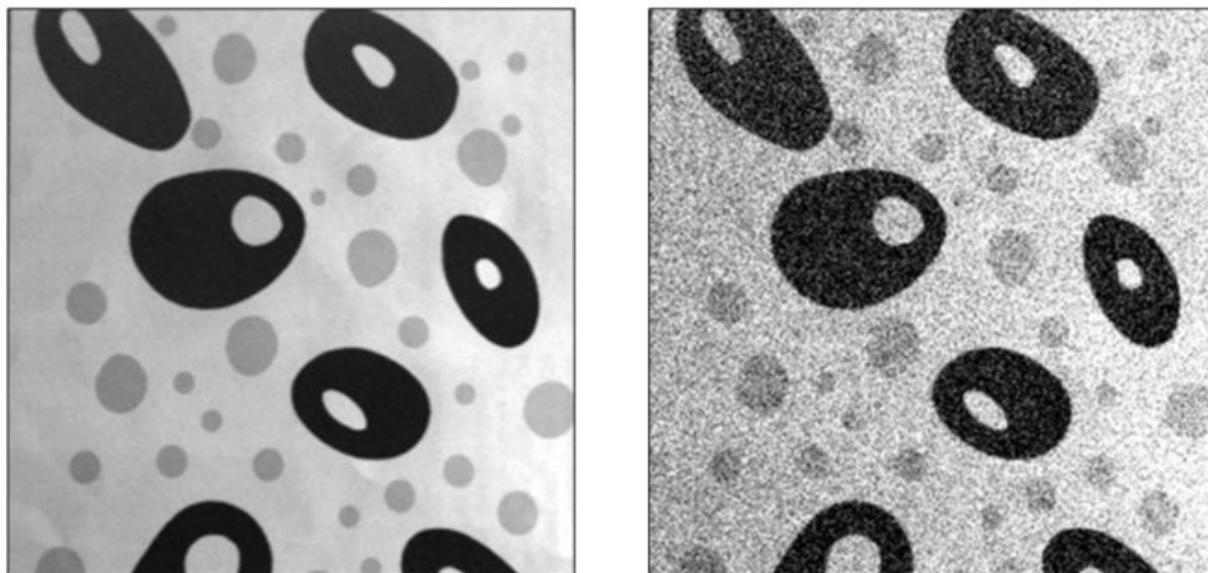


Рисунок 1.1: Вид гауссова шума

Именно этот вид шумов на практике встречается чаще всего.

1.2.2 Шум соли и перца

Шум соли и перца проявляется в том, что на изображениях в случайных местах появляются чёрные и белые пиксели [6]. Основной причиной их возникновения является темновой ток и утечка заряда в фотосенсоре, а также наличие пикселей с дефектами [1].

Пусть S – исходное изображение, а i, j – координаты пикселя. Тогда математически описать появление такого шума можно по формуле 2:

$$P(S_{i,j} = 1) = p \quad (2)$$

Вид шума соли и перца представлен на рисунке 1.2

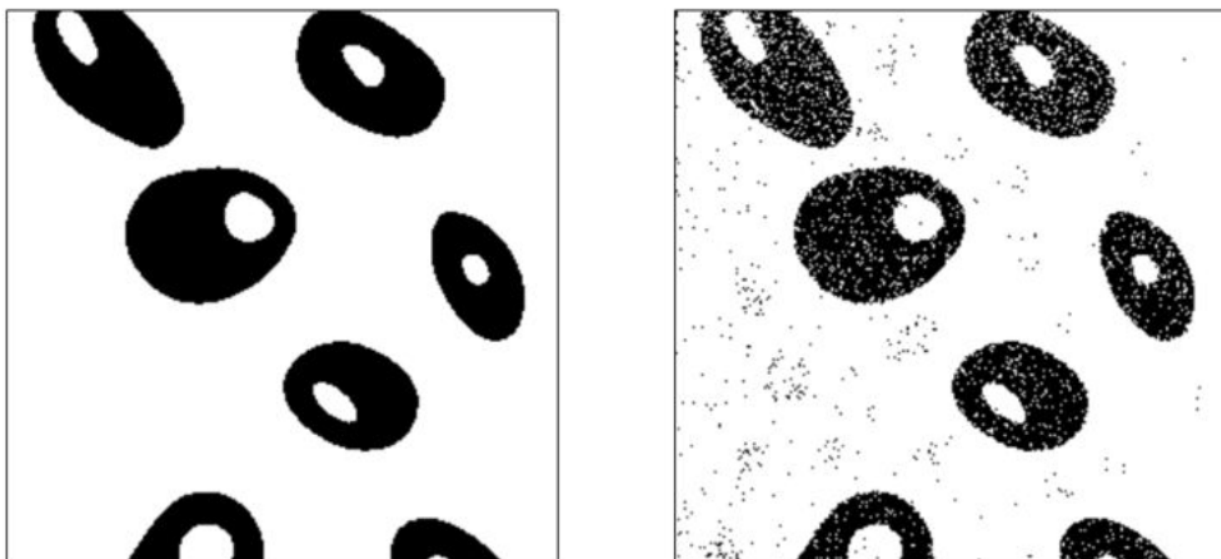


Рисунок 1.2: Общая схема работы всех алгоритмов

Основным методом борьбы с таким видом шумов является медианный фильтр.

1.2.3 Спекл-шум

Спекл-шум часто встречается в медицинских методах визуализации, которые основаны на ультразвуке и лазерных технологиях: КТ, ОКТ. Сложность борьбы с такими помехами состоит в том, вероятность их возникновения описывается не нормальным распределением, а другими, например Гамма распределением или распределением Релея.

Пусть I – интенсивность изначального пикселя, а ν – интенсивность шума, распределённая по нормальному распределению. Тогда интенсивность за-

грязнённого пикселя можно представить по формуле 3:

$$I_f = I * \nu \quad (3)$$

Таким образом, влияние спекл-шума может быть значительным, а линейные методы решения таких задач не подходят для того, что исключить шумы из исходного изображения.

2. Обзор существующих методов

Шумы искажают исходную картинку и портят её качество так, что это способен распознать человеческий глаз. Однако могут возникнуть трудности в обнаружении помех, поскольку они трудно различимы при совпадении цвета фона и цвета пикселя, например, светлые точки будут плохо заметны на ярком фоне.

Было разработано несколько алгоритмов, которые производят бинарную классификацию пикселей и определяют, какие из них можно идентифицировать как шумы и затем их устранить.

В качестве классификации алгоритмы можно разделить на два типа:

- 1) **Изотропная фильтрация** – такие методы устраняют помехи, но не учитывают детали пикселя и увеличивают размытость.
- 2) **Анизотропная фильтрация** – алгоритмы устраняют эффекты сглаживания, уменьшают размытость и сохраняют детали пикселя, устраняя при этом непосредственно шум из изображения.

2.1 Общий алгоритм работы фильтров

Алгоритмы, анализирующие наличие шумов в изображениях, имеют дело с различными характеристиками одного пикселя. Например, цвет пикселя можно разбить на три составляющие – синюю, красную и зелёную.

В таком случае метод работает с каждой из составляющих пикселя, вычисляя новое значение для каждой характеристики. Результат работы в этом случае является объединением подсчётов по всем характеристикам.

Общая схема работы алгоритмов представлена на рисунке 2.1:

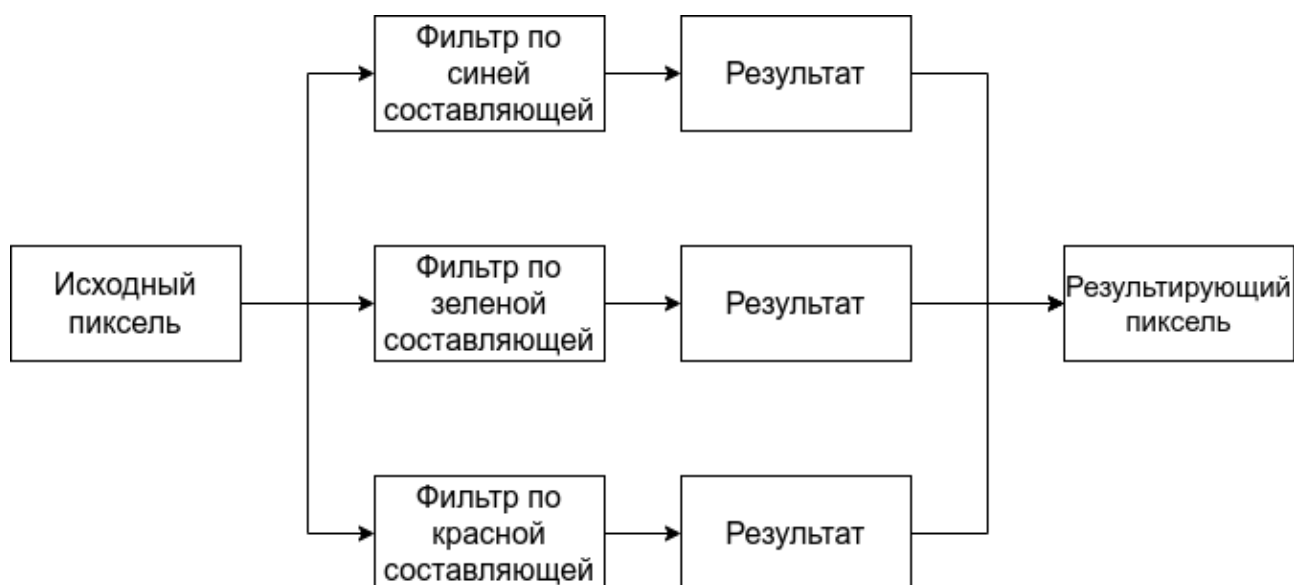


Рисунок 2.1: Общая схема работы всех алгоритмов

Каждый из фильтров, перечисленный ниже, работает с каждым из параметров пикселя одинаково, поэтому для корректной работы алгоритмов требуется вычислить значение каждого свойства для результирующего пикселя.

2.2 Медианный фильтр

Под медианным фильтром понимается семейство однотипных алгоритмов, относящихся к классу нелинейных фильтров.

Метод работает в цикле с каждым пикселем изображения. В окрестности каждого пикселя находится восемь соседних, каждый обладает собственными свойствами. На рисунке 2.2 изображена сетка, с которой работает алгоритм:

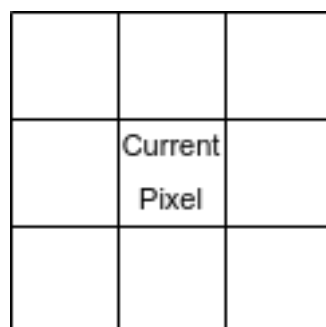


Рисунок 2.2: Рассматриваемая сетка пикселей при работе алгоритма

Пусть $C_{i,j}$ – один из параметров рассматриваемого пикселя, а Ω – все пиксели сетки. Алгоритм подсчитывает медиану от такого же параметра соседних клеток и заменяет параметр пикселя на значение этой медианы. Итоговое значение можно посчитать по формуле 4:

$$C_{i,j} = median(\Omega_i) \quad (4)$$

Схема работы алгоритма изображена на рисунке 2.3:

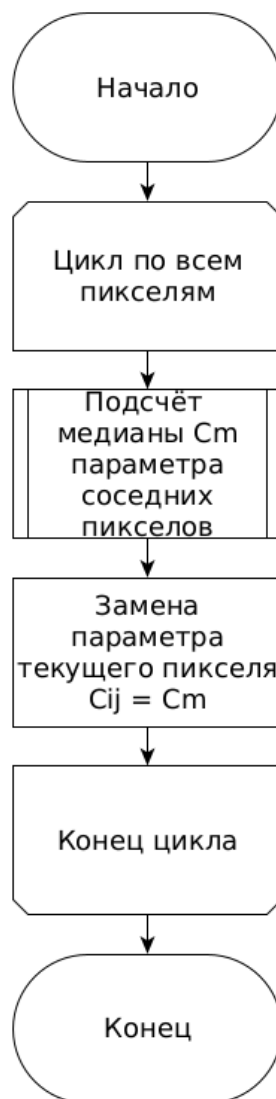


Рисунок 2.3: Схема работы алгоритма медианного фильтра

К преимуществам данного метода можно отнести то, что он применяется к любым типам шумов, появившимся в изображении. Из недостатков – алгоритм может убрать значительные детали из изображения, посчитав их за шум.

Медианный фильтр используется в алгоритмах ПО компании Kodak.

2.3 Гауссовский фильтр

Работа алгоритма гауссовского фильтра также зависит от значений цветовых свойств пикселей в сетке, рассмотренной на рисунке 2.2.

В этом случае для каждого соседнего рассчитывается вес, с которым он влияет на новое значение рассматриваемого пикселя. Пусть d – расстояние до центрального пикселя сетки, σ – стандартное отклонение, подсчитанное для всех значений определённого параметра текущей сетки. Тогда вес w пикселя рассчитывается по формуле 5:

$$w_{ij} = \exp\left(\frac{-d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

Подсчитав вес для каждого пикселя в сетки, можно рассчитать новое значение свойства рассматриваемого пикселя по формуле 6:

$$p_i = \frac{1}{\sum_{j \in \Omega} w_{ij}} * \sum_{j \in \Omega} w_{ij} * p_j \quad (6)$$

Схема алгоритма гауссовского фильтра представлена на рисунке 2.4:



Рисунок 2.4: Схема работы алгоритма гауссовского фильтра

2.4 Билатеральный фильтр

Алгоритм билатеральной фильтрации является улучшением метода Гауссовского фильтра.

Для каждого пикселя сетки соседних пикселей используется сразу два веса: один аналогичный параметру из исходного алгоритма, а второй отвечает за анизотропную составляющую. В методе рассчитывается разница в определённой компоненте между соседними пикселями. Если она получилась большой, то это означает, что пиксель содержит какие-то важные детали по изображению, соответственно, фильтрация приведёт к минимальным изменениям фотографии. Чем меньше разница между соседними пикселями, тем большим будет эффект от фильтрации на рассматриваемой сетке.

Расчёт веса w_s , отвечающего за изотропную составляющую, происходит по формуле 5. Коэффициент, регулирующий анизотропные свойства фильтрации, рассчитывается по формуле 7:

$$w_r = \exp\left(\frac{-|p_i - p_j|}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

В таком случае результат работы некоторого пикселя можно посчитать по формуле 8:

$$p_i = \frac{1}{\sum_{j \in \Omega} w_s w_r} * \sum_{j \in \Omega} w_s w_r p_j \quad (8)$$

Схема работы алгоритма двухсторонней фильтрации представлена на рисунке 2.5:



Рисунок 2.5: Схема работы алгоритма двухсторонней фильтрации

2.5 Алгоритм Цзяньвэй

Этот алгоритм был описан в 2014 году индонезийским учёным Ван Цзяньвэй [7] Алгоритм позволяет эффективно убирать шумы соли и перца даже в слу-

чае сильной загрязнённости изображения. Метод предполагает, что для каждого пикселя помехи будут удалены по всем цветовым составляющим.

Процедура заключается в обходе всех пикселей фотографии в заданном порядке и определении того, соответствуют ли значения пикселей функции плотности вероятности импульсного шума или нет. Если пиксель на первом классифицируется как шум, то подсчитывается количество импульсного шума в маске определенной формы. Если это число меньше чем заданный порог, то пиксель рассматривается как возможный шум. Результатом операции маски является замена значения пикселя. В противном случае это не рассматривается как шум, значение пикселя остается неизменным.

Схема алгоритма Цзяньвэй представлена на рисунке 2.6

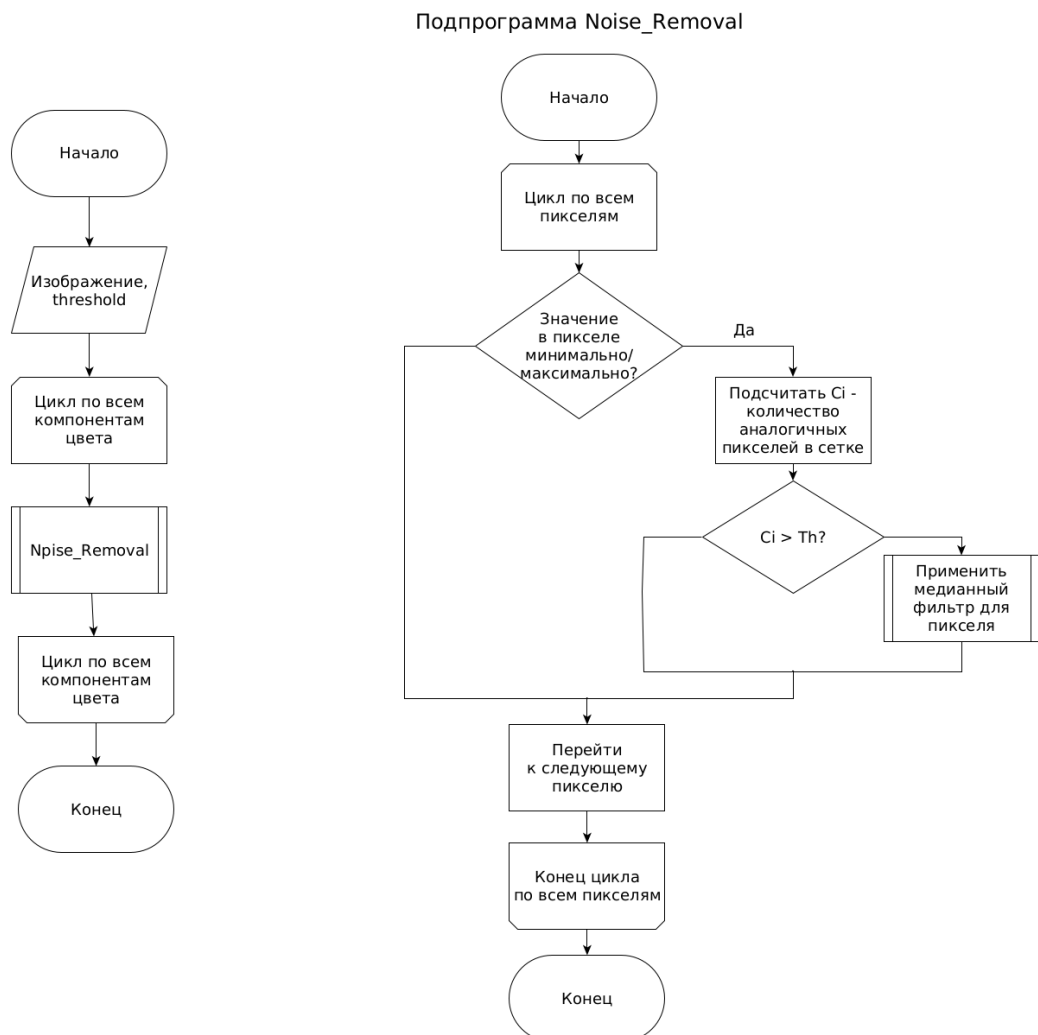


Рисунок 2.6: Схема работы алгоритма Цзяньвэй

2.6 DnCNN

Алгоритмы, основанные на сверточных нейронных сетях, получили широкое распространение в области удаления шумов из изображений. Они применяются в ситуациях, требующих восстановления исходного изображения по имеющемуся загрязненному фото, например, при анализе астрономических снимков. DnCNN относится к этому классу методов.

Перед запуском алгоритма требуется задать суммарную глубину слоев D , а также количество цветовых составляющих c – для цветных изображений $c = 3$, для серых – $c = 1$. Всего в конфигурации нейронной сети используется три типа слоев:

- 1) Первый слой состоит из 64 фильтров размером $3 \times 3 \times c$, в качестве функции активации используется ReLU.
- 2) Следующие $2 * (D - 1)$ слоев состоят из фильтров размером $3 * 3 * 64$, между каждым слоем применяется пакетная нормализация.
- 3) Последний слой состоит из c фильтров размером $3 * 3 * 64$ каждый.

Во всех слоях, кроме последнего, используется функция активация ReLU. Пусть x – входное значение нейрона. Тогда выход считается по формуле 9:

$$f(x) = \max(0, x). \quad (9)$$

Конфигурация нейронной сети представлена на рисунке 2.7:

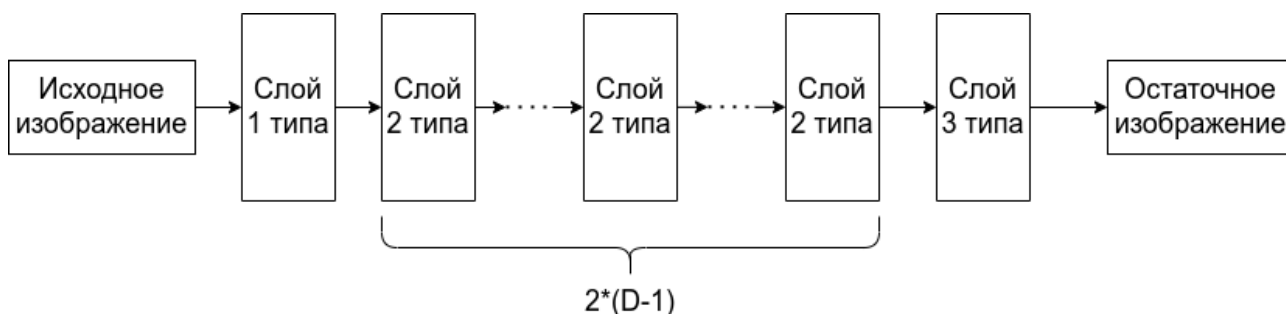


Рисунок 2.7: Конфигурация нейронной сети в алгоритме DNCNN

На выходе алгоритма получается остаточное изображение R . Пусть Y – исходное изображение. Тогда очищенный снимок X можно посчитать по формуле 10:

$$X = Y - R. \quad (10)$$

2.7 RIDNet

Алгоритм RIDNet также использует сверточные нейронные сети, однако в его основе лежит другой подход. Идея состоит в том, что не во всех ситуациях требуется, чтобы модель одинаково оценивала каждую цветовую составляющую пиксела, поэтому у каждой из составляющих будет свой вес.

Конфигурация сети состоит из трех основных модулей:

- 1) **Модуль извлечения признаков** – он состоит из одного слоя, который производит свертку изображения и инициализирует начальные признаки f_0 .
- 2) **Модуль извлечения остаточных признаков из остаточного изображения** – выполняет основную работу в сети, состоит из четырех дополнительных модулей – EAM (Enhancing attention module).
- 3) **Модуль реконструкции исходного изображения** – использует один слой, восстанавливает исходное изображение. ReLU используется в качестве функции активации.

При этом модули в алгоритме связаны между собой, например, после прохождения первого модуля полученный результат попадает на вход как второго модуля, так и третьего.

Общая конфигурация нейронной сети представлена на рисунке 2.8:

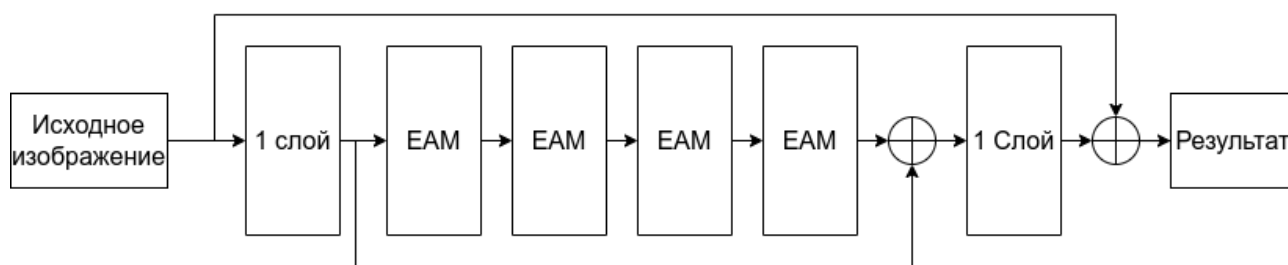


Рисунок 2.8: Общая конфигурация нейронной сети в алгоритме RIDNet

EAM внутри себя состоит из множества различных слоев, которые комбинируются между собой. Каждый модуль внутри себя выполняет три действия: выделяет основные признаки из изображения, сжимает изображение для большей производительности и увеличивает веса по наиболее значимым признакам.

Конфигурация EAM-модуля представлена на рисунке 2.9:

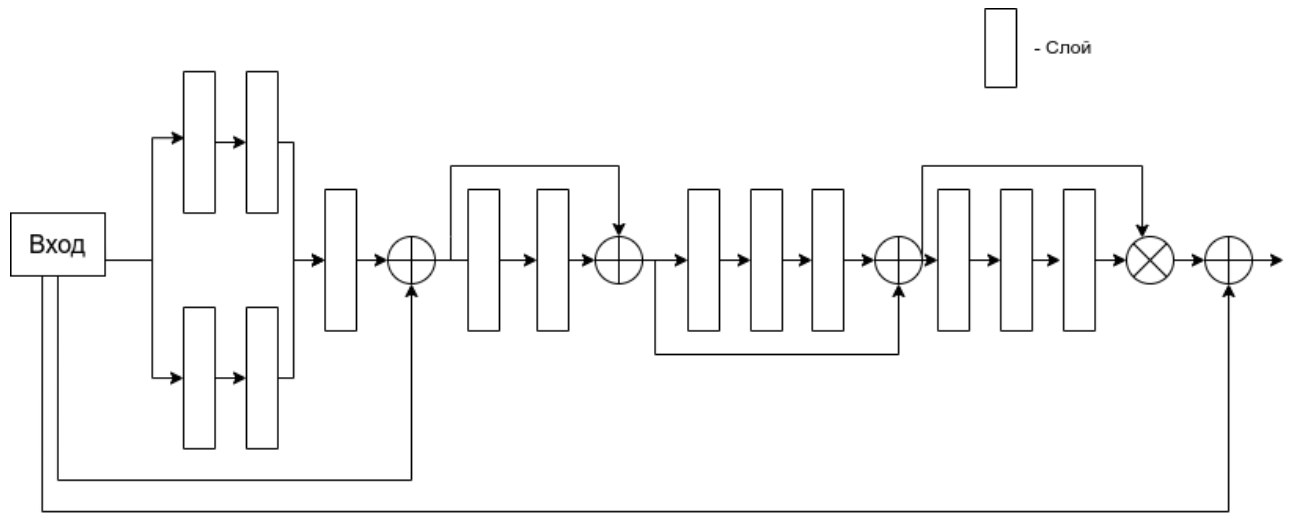


Рисунок 2.9: Конфигурация EAM-модулей в алгоритме RIDNet

Внутри модуля используются сетки размером 3×3 . В качестве функции активации на выходе последнего слоя EAM используется сигмоида. Пусть x – вход нейрона, тогда выход можно посчитать по формуле 11:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x}. \quad (11)$$

При этом авторы алгоритма предложили использовать больше, чем четыре EAM-модуля, однако это не увеличило результаты работы алгоритма. Также в алгоритме предусмотрено использование регуляризации для борьбы с переобучением системы.

3. Критерии сравнения алгоритмов

Для верификации работы алгоритмов используются открытые наборы реальных изображений, в частности, DND. Алгоритмам предоставляют на вход загрязненные изображения, в результате получается очищенное изображение.

Для сравнения результатов используется две основные метрики: PSNR и SSIM.

3.1 PSNR

PSNR – метрика, обозначающее пиковое отношение сигнала к шуму. Она универсальна и используется не только для удаления шумов, а также для измерения уровня искажения при сжатии изображений. PSNR рассчитывается

по логарифмической шкале.

Пусть есть два изображения I – исходное, и K – полученное в результате обработки. Размер каждого составляет $M \times N$ пикселей.

Разница между ними рассчитывается по формуле 12:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |I(i, j) - K(i, j)|. \quad (12)$$

Максимальное значение любого пикселя обозначим за MAX . Чаще всего оно равно 255. Теперь искомую метрику PSNR можно рассчитать по формуле 13:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (13)$$

Метрика изначально была создана для монохромных изображений, поэтому для цветных изображений результат усредняется по каждой из цветовых составляющих пикселя.

3.2 SSIM

SSIM – метрика, обозначающая индекс структурного сходства изображений. В отличие от PSNR, эта характеристика позволяет учесть не только разницу в фактических величинах между пикселями, но и взаимосвязь между ними, то есть структурное сходство.

Пусть есть два изображения I – исходное, и K – полученное в результате обработки. Размер каждого составляет $M \times N$ пикселей. Для каждого изображения были рассчитаны характеристики: μ_i – среднее по цветовой составляющей для изображения i , σ_i^2 – дисперсия цветовой составляющей для фотографии i , σ_{ij} – ковариация цветовой составляющей для изображений i и j .

Также вводится константа L , которая обозначает динамический диапазон. Как правило, она равняется 255.

Обладая этой информацией, метрику SSIM можно рассчитать по формуле 14:

$$SSIM = \frac{(2\sigma_I^2\sigma_K^2 + 0.01L)(2\sigma_{IK}^2 + 0.03L)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + 0.01L)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + 0.03L)} \quad (14)$$

Индекс структурного сходства рассчитывается отдельно для каждой цветовой составляющей, и конечный результат – среднее от трех получившихся величин. Результат работы алгоритма лежит в диапазоне от -1 до 1. Чем ближе

к единице, тем ближе обработанное изображение к оригиналу.

4. Классификация существующих решений

Классификацию существующих алгоритмов можно привести к таблице. В качестве основных параметров классификации были использованы следующие признаки:

- учитывается ли анизотропная составляющая при очистке изображения от шумов;
- учитывают ли алгоритмы взаимосвязь пикселей между собой;
- используются ли алгоритмом нейронные сети;
- происходит ли сглаживание в ходе работы алгоритма;
- какой размер изображения требуется для его работы;
- для какого вида шумов используется алгоритм.

Классификация существующих алгоритмов представлена на таблице 1. Под заголовком Gauss приведены критерии для алгоритма гауссовского фильтра, под заголовком Median – для алгоритма медианного фильтра, Bilat – для билатерального фильтра, Jianwei – для алгоритма Цзяньвэй.

Таблица 1: Таблица сравнения существующих алгоритмов

	Median	Gauss	Bilat	Jianwei	DnCNN	RIDNet
Учитывается ли анизотропия?	нет	нет	да	да	да	да
Учитывается ли взаимосвязь пикселей?	нет	да	да	да	нет	да
Происходит ли сглаживание?	нет	да	да	да	нет	нет
С каким размером фото работает метод?	любой	любой	любой	любой	512x512	512x512
С каким шумом работает метод?	соли и перца	гауссов	гауссов	соли и перца	любой	любой
Используются нейронные сети?	нет	нет	нет	нет	да	да

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Была проанализирована предметная область, а также рассмотрены основные алгоритмы борьбы с шумами в изображениях. Приведены критерии сравнения алгоритмов и осуществлена их классификация.

Полученные результаты можно свести к следующим тезисам:

- Шум на изображениях возникает вследствие несовершенства технических средств. На практике применяются алгоритмические средства борьбы;
- Существующие алгоритмы, не использующие нейронные сети, справляются лишь с определенным видом шумов, имея проблемы с устранением остальных типов.
- Методы, использующие сверточные нейронные сети, работают лишь с определенным размером входного изображения, при этом не производя сглаживание.
- В алгоритмах DnCNN и RIDNet детали реализации сети могут быть изменены: функция активации, количество слоев.
- Новые решения в области удаления шумов являются лишь улучшением или комбинированием уже существующих алгоритмов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Image Noise Removal Method Based on Thresholding and Regularization Techniques / Nguyen Hien, Dang Thanh, Uğur Erkan [и др.] // IEEE Access. 2022. 07. Т. 10. С. 71584–71597.
2. Вячеславович Зотов Павел. Цифровой шум изображения и его прикладное значение в криминалистике // Вестник СГЮА. 2015. 06. Т. 12.
3. Голдобин И.А. Климова Е.И. Влияние шумов на алгоритмы цифровой обработки изображений // АКТУАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ РАЗВИТИЯ СОВРЕМЕННОЙ ЦИФРОВОЙ СРЕДЫ. 2021. 04. Т. 11. С. 396–402.
4. Abdalla Mohamed Hambal Dr. Zhijun Pei Faustini Libent Ishabailu. Image Noise Reduction and Filtering Techniques // International Journal of Science and Research (IJSR). 2017. 03. С. 2033–2037.
5. Čeranić Škorić Tamara, Bajic Dragana. Noise reduction quality test for two-photon laser scanning microscopic images. 2022. 03.
6. Ganesan G.Maragatham, Roomi Mansoor, Perumal Vasuki. Noise Detection in Images using Moments // Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology. 2015. 05. Т. 10. С. 307–314.
7. Jianwei Wang. A Noise Removal Algorithm of Color Image // TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering. 2014. 07. Т. 12.