

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
КАФЕДРА ТЕОРИИ УПРАВЛЕНИЯ

Богославец Александра Игоревна

Магистерская диссертация

**Реставрация поврежденных и зашумленных
изображений**

Направление 010400

Процессы управления

Методы прикладной математики и информатики в задачах управления

Научный руководитель,
кандидат тех. наук,
доцент
Гришкин В. М.

Санкт-Петербург

2018

Содержание

Введение	3
Постановка задачи	6
Глава 1. Обзор литературы	7
1.1. Методы устранения шума	7
1.2. Детектирование	8
1.3. Обработка царапин. Алгоритмы интерполяции	9
1.4. Обработка царапин. Методы на основе нейронных сетей	13
Глава 2. Методы интерполяции	15
2.1. Метод Телла	15
2.2. Метод Навье-Стокса	16
2.3. Метод Криминиси	18
Глава 3. Нейронные сети	20
Глава 4. Сравнение методов	23
Список литературы	27

Введение

Задача компьютерной графики состоит в обработке информации, связанной с изображениями. Она разделяется на три основных направления: визуализация, обработка изображений и распознавание изображений.

Обработка изображений — любая форма обработки информации, для которой входные данные представлены изображением и результат — тоже изображением.

Задачей обработки может быть как улучшение изображения по какому-либо определенному критерию, так и преобразование, кардинально меняющее изображение. Разные методы применяются для оцифрованных изображений (фотографий, видео) и изображений, полученных при помощи компьютерной визуализации. В случае оцифровки можно заметить шум на изображении.

Важной и актуальной проблемой до сих пор является восстановление фотографий после их оцифровки, то есть еще есть необходимость в удалении различного рода шумов, царапин и других дефектов. Задача восстановления изображения заключается в том, чтобы по наблюдаемому изображению найти более полные характеристики исходного объекта. К сожалению, нет такого универсального метода, который решал бы эту задачу, и выбор методов для её решения напрямую зависит от того, что именно будет входить в задачу обработки.

В данной работе рассматриваются и сравниваются различные подходы в устранении дефектов архивных фотографий. Как правило, на таких фотографиях присутствуют царапины, образовавшиеся со временем в результате неправильного хранения, неаккуратного обращения. Современные же фотографии в основном хранятся на электронных носителях и такой проблемы

не возникает. Но также к дефектам такого рода фотографий как правило относятся чрезмерная затемненность или наоборот осветленность, выцветание (если фотография цветная), шумы, перегибы и оборванные углы. Цифровая реставрация с помощью специальных программ - это довольно трудоемкий процесс, зачастую требующий много времени. Часть работы, которую приходится делать дизайнеру, можно было бы автоматизировать.

Главная задача заключается в рассмотрении методов устранения царапин при использовании методов аналитической аппроксимации, а также рассматривается возможность применения нейронных сетей и сравнение этих методов. Методы, которые сравниваются между собой:

- A. Telea (PDE),
- Navier-Stokes (PDE),
- Bertalmio (PDE),
- A. Criminisi (EBM),
- Oliveira (Texture synthesis)

Критериев для сравнения существует несколько. Но классическое сравнение, которое использовано в данной работе основано на моделировании шума и царапин: берется изображение хорошего качества, добавляется шум и царапины, и затем рассматривается изображение, восстановленное каждым из методов.

Нейронная сеть — это достаточно примечательный инструмент и представляет собой последовательность нейронов, соединенных между собой синапсами. Благодаря такой структуре, машина обретает способность анализировать и даже запоминать различную информацию. Нейронные сети также способны не только анализировать входящую информацию, но и воспроизводить ее

из своей памяти. Стоит заметить, что уже существует на тему реконструкции изображений работы с нейронными сети, которые показывают довольно хорошие результаты.

В дополнение проводится краткий обзор для устранения шумов основных фильтров, таких как фильтры Винера, медианные, ранжирующие. Однако сравнение фильтров по устранению шумов уже проводилось в работе [5]

Постановка задачи

В данной работе рассматриваются различные повреждения (дефекты) и шумы, которые необходимо удалить для достижения улучшения изображения (восстановления).

Классификация дефектов фотографических документов:

- 1) Царапины.
- 2) Перегибы.
- 3) Шумы различного происхождения.
- 4) Оборванные углы изображения.
- 5) Выцветание.
- 6) Затемненность/осветленность.

В дальнейшем изучается только обработка 1) и 3). Как правило, архивные фотографии либо уже в черно-белом формате, либо в сепии, поэтому цвет не столь важен.

Будем рассматривать цифровые растровые изображения в градациях серого. В качестве основного источника изображений с вышперечисленными дефектами возьмём архивы оцифрованных монохромных фотографий, находящиеся в открытом доступе Europeana.

Задача реставрации состоит в нахождении наилучших методов для реконструкции поврежденного и зашумленного изображения. Основным алгоритм - классификация точек исходного изображения на «повреждённые» и «неповреждённые» и последующей аппроксимации «повреждённых» точек на основе имеющихся данных.

Глава 1. Обзор литературы

Рассмотрим ранее изученные методы, занимающиеся задачей детектирования царапин, их интерполяции (inpainting) и устранением шумов.

1.1. Методы устранения шума

В зависимости от рассматриваемой модели шума сложность решения такой задачи может существенно меняться. В практических задачах, как правило, имеет смысл использовать модели импульсного и аддитивного Гауссова шума, так как они близки к наиболее часто встречающимся в реальном мире шумам.

Аддитивный шум Гаусса основан на использовании нормально распределённой случайной величины с нулевым математическим ожиданием, значения которой прибавляются к каждому пикселю изображения. Эта модель описывает шум, который естественным образом возникает при захвате изображения цифровыми сенсорами, и для которого существуют хорошо изученные способы шумоподавления – высокую эффективность имеют классические линейные фильтры, к примеру фильтр Винера [13] однако, вместе с шумом фильтрации подвержены также мелкие детали, и в контексте рассматриваемой задачи может возникнуть необходимость использования нелинейных методов, таких как алгоритмы анизотропной диффузии, билатеральные и трилатеральные фильтры [14]. Вышеперечисленные методы базируются на локализованной оценке градиента изображения, наличия контуров и мелких деталей, что в дальнейшем позволяет ослабить сглаживание этих участков и сохранить большее количество деталей.

Импульсный шум выражается в неверном (фиксированном или случайном) значении части пикселей изображения. Как правило, подобный шум возникает из-за ошибок при передачи информации. Для такой модели эффективными являются ранжирующие фильтры [15], целью которых является обнаружение импульсной ошибки и корректировка её с использованием оценки на основе имеющихся данных, при этом неповреждённые пиксели остаются нетронутыми.

В качестве более общего решения, подходящего для подавления как гауссовых, так и импульсных шумов, используются адаптивные алгоритмы, использующие некоторую окрестность пикселя для определения вида и корректировки шума, присущего центру этой окрестности.

1.2. Детектирование

Нахождение царапин сам по себе процесс сложный и существует множество подходов, подробно о них написано в работе [8]. В большинстве случаев этот процесс осуществляется путем ручной обработки, который требует определенных навыков и времени. Существует также полуавтоматический способ удаления дефектов [9]. Для восстановления поврежденного изображения пользователю необходимо выделить предполагаемые дефекты для последующей реконструкции в автоматическом режиме. А о методах автоматического определения можно узнать в работе [8].

Так как нашей главной задачей не стоит детектирование, то для простоты работы будем использовать ручную классификацию.

Существуют так называемые методы интерполяции (inpainting) [10], [11], позволяющие удалять дефектные участки, за счет анализа известных обла-

стей изображения. Это процесс восстановления потерянных или поврежденных частей изображений и видео. В цифровом мире интерполяция (также известная как интерполяция изображения или интерполяция видео) относится к применению сложных алгоритмов для замены потерянных или поврежденных частей данных изображения (в основном небольших областей или для устранения небольших дефектов).

Алгоритмы интерполяции изображений можно разделить на разные категории:

- 1) Методы на основе синтеза текстур (texture synthesis based image inpainting)/ поиска похожих блоков (Exemplar-based method, EBM)
- 2) Методы на основе решения дифференциальных уравнений в частных производных (PDE)
- 3) Гибридные методы.

1.3. Обработка царапин. Алгоритмы интерполяции

Методы на основе синтеза текстур

Одни из первых методов интерполяции использовали алгоритмы на основе синтеза текстур [16] [17]. Алгоритмы, основанные на текстуре, заполняют поврежденные или пропущенные области используя аналогичные окрестности в изображении они пытаются сопоставлять статистику поврежденных регионов с статистикой известных областей в окрестности поврежденных пикселей.

В публикации [12] Efros и соавторы предлагают непараметрическую модель синтеза текстур, основанную на Марковском случайном поле для восстановления текстуры изображения. В этом подходе сначала выбирается окрестность

вокруг поврежденного пикселя. Затем все известные области изображения рассматриваются для нахождения наиболее похожей области к выбранной окрестности. И наконец, центральный пиксель такой окрестности копируется в поврежденный пиксель. Эта модель довольно трудоемкая и не дает хороших результатов структурных областях.

Для ускорения процесса восстановления, Oliveira и соавторы[13] предложили алгоритм интерполяции на основе использования пространственной обработки. Восстановление производилось за счет диффузии путем свертки с Гауссовым ядром, используя одно из следующих весовых ядер

$$\begin{bmatrix} 0.073235 & 0.176765 & 0.073235 \\ 0.073235 & 0 & 0.073235 \\ 0.073235 & 0.176765 & 0.073235 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.125 & 0.125 & 0.125 \\ 0.125 & 0 & 0.125 \\ 0.125 & 0.125 & 0.125 \end{bmatrix},$$

учитывающих информацию только о соседних пикселях[84].

Количество итераций определяется пороговым значением изменений между соседними итерациями, либо может быть указано пользователем. Рассмотренный метод плохо справляется с линейной структурой и текстурой, но зато просто реализуем и хорошо работает с маленькими поврежденными участками.

В зависимости от задачи, можно восстановить методом на основе синтеза текстур определенные изображения, с заданными параметрами. Как пример изображения с похожей текстурой, небольшими поврежденными участками пикселей или монотонные. Но недостаток этих методов в том, что они либо требуют точную ручную настройку параметров, либо нужны конкретные указания для восстановления области.

Работа Criminisi [?] это первая работа поиска похожих блоков [EBM]. Она

основана на методе Efros, но более улучшенном, и впоследствии породила ряд новых работ, использующих принцип похожих блоков. Criminisi и соавторы модифицировали модель [12] тремя важными изменениями:

- Вместо одного центрального пикселя копируется вся окрестность.
- Введена приоритетность для пикселей
- Сужена область поиска

Этот подход дает лучшие результаты и по скорости, и по качеству, чем метод Efros.

Chang и соавторы [21] показали в своей работе, что функция приоритета из предыдущего метода не достаточно хорошо определена и может стать ненадежной после некоторого количества итераций. Поэтому они предложили новую функцию в качестве приоритетной для пикселей, обеспечивая надежный алгоритм поиска блоков.

Методы синтеза, основанные на поиска блоков, могут хорошо справляться с большими областями, в отличие от PDE методов, но у них тоже есть недостатки, к которым относятся ошибки при отсутствии похожих блоков, чувствительность к выбору размеров блока и появление артефактов, при реставрации криволинейных структур.

Методы, основанные на решении дифференциальных уравнений в частных производных

Метод восстановления, основанный на решении дифференциальных уравнений в частных производных (Partial Differential Equations, PDE), был предложен в работах Marcelo Bertalmio и др.[10]. Это одна из основных работ

в области интерполяции (inpainting) изображений, использующая диффузию. Описывается диффузия следующим образом[]:

$$I^{n+1}(i, j) = I^n(i, j) + \Delta t I_t^n(i, j), \quad \forall (i, j) \in \Omega \quad (1)$$

где n - номер итерации, (i, j) обозначают координаты пикселей, Δt - скорость изменения, $I_t^n(i, j)$ - значение яркости элемента, полученное за n итераций; В данном методе используются изофоты – кривые яркости, для продолжения которых решаются дифференциальные уравнения в частных производных третьего порядка.

В основе данной группы методов лежит итеративный процесс удаления повреждённых пикселей на изображении путем диффузии изображения из исходной неискаженной области в повреждённые участки.

Методы в целом хорошо работают, если поврежденные участки небольшие, а в случае, когда участки большие вычисления занимают много времени и результаты могут оказаться плохими.

В работе [4] Bertalmio и соавторов используется схожесть между обработкой изображения и динамикой жидкости, и автор применяет алгоритм реставрации изображения, используя уравнение Навье-Стокса.

Chan и соавторы в работах [5-7] представляют некоторые алгоритмы реставрации, такие как total variation (TV), curvature driven diffusion (CDD) и Euler's elastica. В [5] авторы минимизируют TV-норму восстановленного изображения для восстановления поврежденных пикселей. Telea [18] выдвигает метод быстрого прохода (FMM), который может рассматриваться как PDE, который проще и быстрее чем другие предыдущие PDE методы.

Гибридные методы восстановления

Некоторые подходы объединяют обе вышеперечисленные группы (PDE и синтез текстур) для восстановления поврежденных пикселей с применением декомпозиции и анализа изображения. Соответственно для гладких поверхностей используются методы на основе решения дифференциальных уравнений в частных производных, а для текстурированных областей – методы на основе синтеза текстур или поиска похожих блоков.

В работе Bertalmio [13] как раз используется такое разделение изображения на два изображения и применяются отдельно соответствующие подходы. Похожая работа представлена в [11], но вместо разложения на два изображения, изображение раскладывается на два под-региона.

1.4. Обработка царапин. Методы на основе нейронных сетей

Нейронная сеть — это достаточно примечательный инструмент и представляет собой последовательность нейронов, соединенных между собой синапсами. Благодаря такой структуре нейронные сети также способны не только анализировать входящую информацию, но и воспроизводить ее из своей памяти. Стоит заметить, что уже существует на тему реконструкции шума изображений работы с нейронными сетями, которые показывают довольно хорошие результаты.

Основная проблема нейронных сетей заключается в их ограниченной применимости и существенной затрате времени на обучение. Но они имеют большой потенциал и активно изучаются последнее время. Поэтому было решено обработать царапины не сложной нейросетью и сравнить их применимость с

методами inpainting.

Генеративно-состязательные сети (GAN) появились сравнительно недавно(2014). Они способны генерировать случайные изображения, и улучшать до их реалистичных благодаря модели соперничающих сетей. Эти сети сразу показали себя интересными и было решено остановиться именно на них.

Одной из последних интереснейших работ 2018 года стала разработка Deep Image Prior[1]. Особенность такой нейронной сети в том, что она использует "полезную" информацию из самого изображения, а не из коллекции изображений, на которых обучается. В данном случае нейросеть выступает в роли генератора, инициализируемого случайными данными, которые в процессе восстановления корректируются в соответствии с низкоуровневыми статистиками поврежденной картинки. Модель сети создана на базе библиотеки Torch.

Глава 2. Методы интерполяции

2.1. Метод Телеа

Алгоритм основан на распространении оценки гладкости изображения вдоль градиента изображения. Гладкость изображения оценивается как взвешенное среднее по известным соседним пикселям точки, которую нужно интерполировать. Для нахождения недостающих сегментов используется набор уровней и метод быстрого прохода (fast marching method, FMM).

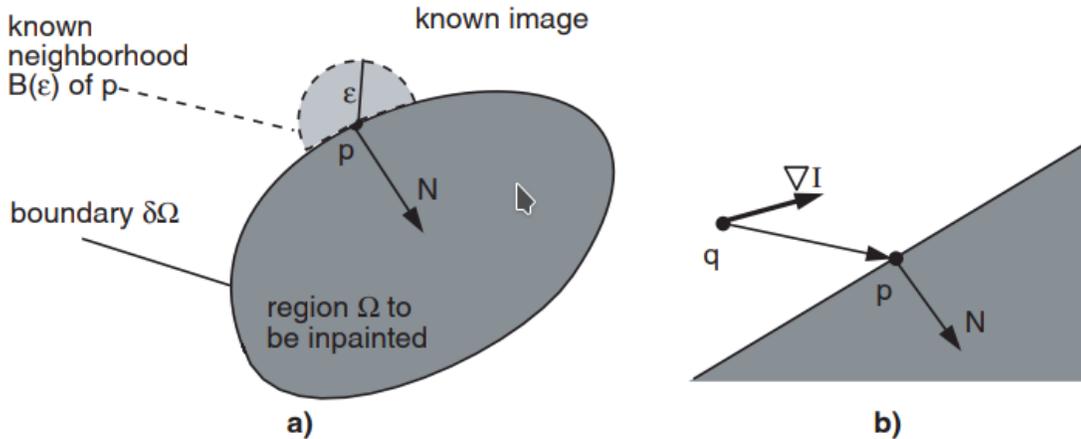


Рис. 1: Принцип интерполяции

Расширяем границу с постоянной единичной скоростью в направлении нормали к ней.

$$I(p) = \frac{\sum_{q \in B_\epsilon(p)} w(p,q) [I(q) + \nabla I(q)(p-q)]}{\sum_{q \in B_\epsilon(p)} w(p,q)}, \quad (2)$$

где $w(p, q)$ - нормализованная весовая функция

$B_\epsilon(p)$ - окрестность точки p

$I(p)$ - заданное изображение в точке p .

Формула (2) используется для нахождения границы Ω . Для нахождения оставшейся области итеративно применяется алгоритм быстрого прохода

(FMM). Это численный метод для решения граничной задачи уравнения Эйконала:

$$|\nabla(T)| = 1 \quad \text{on } \Omega, \quad \text{with } T = 0 \quad \text{on } \partial\Omega \quad (3)$$

Решение T уравнения (3) это множество расстояний пикселей от Ω до границы $\partial\Omega$. Метод гарантирует, что пиксели на границе всегда будут обрабатываться в порядке возрастания расстояния до границы.



а)



б)

Рис. 2: Аппроксимация пикселей методом А.Телеа с использованием библиотеки OpenCV

2.2. Метод Навье-Стокса

Алгоритм основан на динамике жидкости и использует уравнения в частных производных. Несжимаемый ньютоновский поток подчиняется уравнениям Навье-Стокса:

$$v_t + v \cdot \nabla v = -\nabla(p) + \nu \cdot \nabla^2 v, \quad \nabla \cdot v = 0, \quad (4)$$

где v - вектор скорости, p - давление, ν - вязкость. Для 2-мерных потоков, функция потока Ψ , где,

$$\nabla \perp \Psi = v, \quad (5)$$

исключает p и тождественно удовлетворяет (3). Пусть завихренность $w = \nabla \times v$, тогда получаем формулу функции потока завихренности для Навье-

Стокса:

$$w_t + v \cdot \nabla \omega = \nu \Delta \omega \quad (6)$$

В случае почти отсутствия вязкости, т.е. $\nu \approx 0$, мы имеем приближенное стационарное решение (4).

Bertalmio и др. [1] провели аналогию между функцией интенсивности изображения для задачи интерполяции изображения и функцией потока в двумерной (2D) несжимаемой жидкости.

Navier-Stokes	Image inpainting
stream function	image intensity
fluid velocity	isophote direction
vorticity	smoothness
fluid viscosity	anisotropic diffusion

Таблица 1: Соответствие между потоком 2D несжимаемой жидкости и изображением

Приближенное решение задачи интерполяции получается путем численного приближения решения стационарного уравнения переноса вихря 2D NSE (Навье-Стокса) (4) и одновременного решения уравнения Пуассона между завихренностью и функцией потока в области, которую нужно интерполировать. Этот подход позволяет получить приблизительное решение проблемы интерполяции изображения, используя методы расчета динамики жидкости.



Рис. 3: Сравнение метода Телеа(слева) внизу и Навье-Стокса(справа внизу).

2.3. Метод Криминиси

Алгоритм, разработанный Criminisi, сильно отличается от предыдущих тем, что он поблочно заполняет неизвестную область, осуществляя поиск наиболее похожих экземпляров из известной области и не использует диффузию. Также он способен восстанавливать значительные повреждения.

Детали алгоритма: Размер сегмента(patch) Ψ_p определяется пользователем. В нашей реализации использовался размер 5×5 . Приоритет каждого блока вычисляется по формуле:

$$P(p) = C(p)D(p), \quad (7)$$

где $C(p)$ - множитель уверенности, $D(p)$ - множитель данных. Они вычисляются следующим образом:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (\mathcal{I} - \Omega)} C(q)}{|\Psi_p|}, \quad D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha} \quad (8)$$

где изображение $\mathcal{I} = \Phi \cup \Omega$, $|\Psi_p|$ - область сегмента Ψ_p , n_p - нормаль, ортогональная границе Ω , ∇I_p^\perp - представляет собой вектор изофот и α это параметр нормализации. $D(p)$ отвечает за геометрическую составляющую,

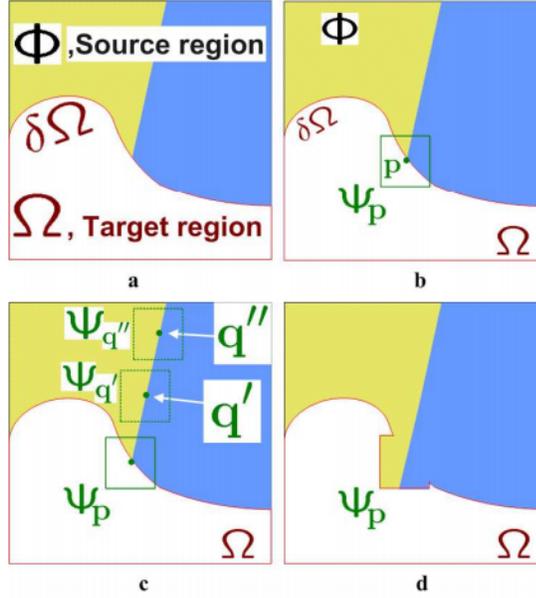


Рис. 4: На рисунке (4) часть (а): Ω - область, которую необходимо восстановить, Φ - известная область изображения, а $\partial\Omega$ - граница области Ω . Часть (b): задача состоит в соединении области, разделенной некоторым сегментом Ψ_p , в точке $p \in \partial\Omega$. Часть (с): подходящие кандидаты лежат на границе между двух текстур в Φ . В качестве примера указаны области $\Psi_{q'}$ и $\Psi_{q''}$. Часть (d): выбирается наиболее подходящий блок и копируется в блок Ψ_p . Таким образом, достигается заполнение части области Ω и граница меняет свою форму.

а $C(p)$ описывает зависимость Ψ_p от окружающих пикселей. Если пикселей из области Ω будет больше в области точки p , то $C(p)$ будет принимать наивысшее значение. В частности, начальные условия следующие:
 $C(p) = 0, \forall p \in \Omega, \quad C(p) = 1 \forall p \in \Phi, \quad D(p) = -0.1$

Далее выбирается сегмент наиболее подходящий по приоритету. Для измерения схожести используется уравнение из [19]

Глава 3. Нейронные сети

Нейронные сети начали использоваться для обработки изображений сравнительно недавно, поэтому на данный момент методы устранения шума с использованием нейросетевых алгоритмов немногочисленны. Из известных на данный момент видов нейронных сетей, решающих подобные задачи, стоит выделить генеративно-сопоставительные сети, которые широко используются для синтеза сложных изображений без участия человека. Именно эта разновидность нейросетей была рассмотрена в ходе данной работы.

В качестве нейросети для обработки фотографий была выбрана свёрточная генеративно-сопоставительная сеть (convolutional generative adversarial network, CGAN), которая была обучена на случайных выборках из представленных ниже датасетов.

Принцип нейронной сети в задаче обработки изображения состоит в обучении классифицировать/детектировать/генерировать изображение на основе определенной выборки. GAN/CGAN отличаются от других нейросетей тем, что они обучаются генерировать реалистичные искусственные изображения, статистически неотличимые от настоящих.

Эта сеть состоит из двух дочерних нейронных сетей: сети-генератора и сети-дискриминатора. Генератор получает на вход случайный вектор (точку из скрытого пространства (hidden space)) и переводит его в искусственное изображение, а дискриминатор получает на вход изображение и пытается определить настоящее ли оно (то есть взято из обучающего датасета) или сгенерировано. При этом, по мере обучения точки скрытого пространства стабилизируются таким образом, что изображения, полученные из точек одной окрестности будут иметь общие признаки, что позволяет поставить в соот-

ветствие каждому входному изображению некую точку этого пространства, являющуюся центром такой окрестности. Нейронные сети такого типа могут иметь любую структуру генератора и дискриминатора, однако на практике в обработке изображений повсеместно используются свёрточные сети, являющиеся наиболее практичными применительно к изображениям. В данной работе использованы CGAN-сети с размером свёрточного фильтра 5×5 и 7×7 пикселей.

Важно, чтобы в самом начале обучения дискриминатор не слишком постоянно стал побеждать, иначе обучение остановится. Поэтому необходимо добавить внутренние циклы для дискриминатора и для генератора, и выход из них, когда одна сеть почти догоняет другую.

Если дискриминатор сразу выигрывает у декодера, и обучение даже не успевает начаться, то можно попробовать замедлить обучение дискриминатора, либо несколько раз начинать заново.

Изображение, подаваемое на входной слой такой сети является трёхмерным представлением с характеристиками ширины, высоты и глубины, которая равна количеству каналов (для цветного RGB-изображения это значение равно 3, для оттенков серого - 1). Обучение GAN представляет собой довольно долгий процесс. Как правило, GAN-сети слабо применимы при генерации изображений размером более 256×256 точек, так как в таком случае нарушается локальность мелких деталей и ошибка обучения свёрточной сети-генератора перестаёт сходиться к необходимому минимуму. По этой причине для реставрации повреждённых участков будем использовать уменьшенные до 256×256 копии изображений, которые впоследствии восстановим до исходного размера с применением фильтрации. Полученное изображение будет

служить источником данных о повреждённых пикселях исходной фотографии.

В связи с большим размером датасетов, обучение производилось на 1% от общего числа фотографий в датасете. Процесс обучения нейросети занял в совокупности 23 суток для всех датасетов. Обработка изображений в среднем занимала приблизительно 0.6 секунд на изображение, что в общей сложности составило около 14 суток. Для обучения нейросети были сгенерированы выборки искусственно деградированных изображений: случайным образом добавлен шум и царапины. Программная реализация была выполнена на языке python с применением фреймворка Tensorflow, а также исходного кода НурегGAN, на основе которого была создана свёрточная генеративно-сопоставительная сеть. Все изображения непосредственно перед обработкой были преобразованы в градации серого путём конверсии цветового пространства RGB \rightarrow HSV и использования величины яркости V в качестве входных данных.

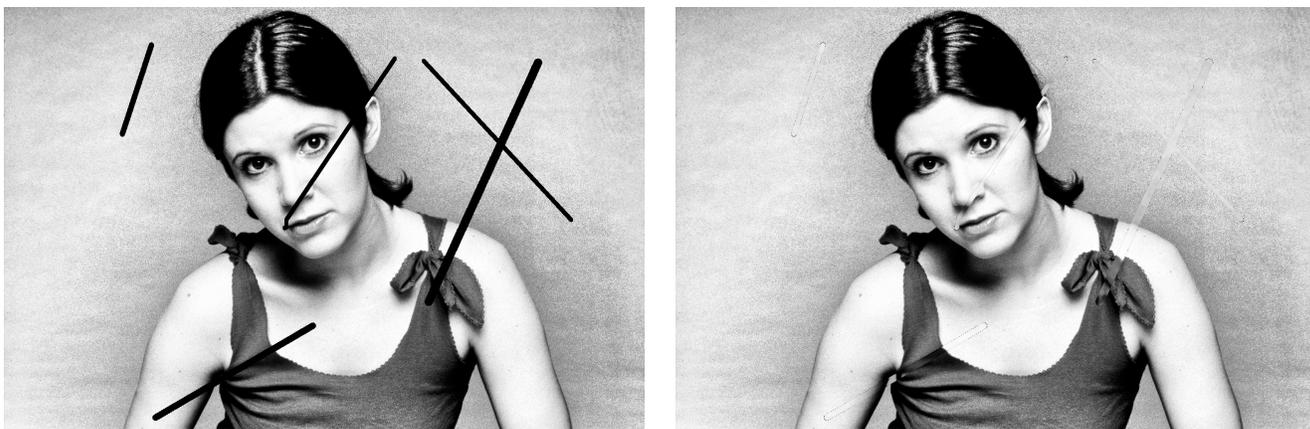


Рис. 5: Добавление царапин и наложение сгенерированного изображения

Глава 4. Сравнение методов

Методы, использующие дифференциальные уравнения, оказались эффективными в ситуациях, когда размеры дефектов значительно меньше размера восстанавливаемого изображения. Алгоритмы, основанные на искусственных нейронных сетях, меняют изображение целиком, поэтому хорошо справляются с дефектами большого размера, однако это делает алгоритмы оценки эффективности восстановления трудноприменимыми. Для оценки эффективности приведённых алгоритмов были использованы следующие общепринятые объективные метрики сходства (различия) изображений: соотношение пикового сигнала к шуму (peak signal to noise ratio, PSNR), показатель структурного сходства (structural similarity, SSIM), показатель точности визуальной информации в пространстве пикселей (visual information fidelity in pixel domain, VIFP). Метрика PSNR исчисляется в дБ в диапазоне от 0 до $+\infty$, остальные - безразмерны, в диапазоне от 0 до 1.

Метрика PSNR исторически используется в обработке сигналов и показывает соотношение максимально возможной величины сигнала к наблюдаемому шуму в децибелах. На практике её величина коррелирует со сходством изображений на уровне индивидуальных пикселей, что не всегда соответствует восприятию человеком. С целью более точно оценить степень схожести изображений с учётом особенностей человеческого восприятия были разработаны различные методики, из которых нами рассмотрены две - SSIM и VIFP. SSIM является развитием PSNR и схожих методов оценки сходства изображений и основан на поиске пространственных корреляций в более широкой области. VIFP основывается на оценке силы воспринимаемых искажений.

Источником данных для сравнения представленных методов послужили

следующие датасеты:

- CelebA - фотографии лиц знаменитостей, 200 тыс. изображений
- MS Celeb 1M - фотографии лиц знаменитостей, 1 млн. изображений
- Old Marriage Licenses - отсканированные изображения брачных свидетельств

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	40,60	0,58	0,43
MS-Celeb-1M	49,35	0,61	0,54
Old Marriage Licenses	53,41	0,67	0,51

Таблица 2: Оценка точности метода Навье-Стокса

Метод Навье-Стокса даёт схожие результаты как в случаях с изображениями людей, так и с изображениями документов

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	50,62	0,66	0,58
MS-Celeb-1M	49,94	0,73	0,64
Old Marriage Licenses	57,34	0,71	0,62

Таблица 3: Оценка точности метода А. Телеа

Метод Телеа даёт схожие результаты как в случаях с изображениями людей, так и с изображениями документов

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	58,24	0,60	0,61
MS-Celeb-1M	53,24	0,55	0,48
Old Marriage Licenses	72,98	0,73	0,67

Таблица 4: Оценка точности метода Криминиси

Метод Криминиси даёт заметно лучшие результаты для изображений документов, в случае с изображениями людей - схожие с предыдущими методами

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	53,08	0,69	0,59
MS-Celeb-1M	49,63	0,65	0,73
Old Marriage Licenses	61,13	0,70	0,86

Таблица 5: Оценка точности метода Оливье

Метод Оливье работает несколько хуже для изображений людей, чем для изображений документов

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	59,94	0,58	0,60
MS-Celeb-1M	67,62	0,60	0,48
Old Marriage Licenses	82,47	0,76	0,68

Таблица 6: Оценка точности метода Бартоломиу

Метод Бартоломиу даёт заметно лучшие результаты для изображений документов, в случае с изображениями людей - схожие с предыдущими методами

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	7,36	0,41	0,48
MS-Celeb-1M	4,54	0,36	0,42
Old Marriage Licenses	17,15	0,54	0,44

Таблица 7: Оценка точности реконструкции нейронной сетью типа GAN

Метод восстановления генеративно-сопоставительными нейронными сетями даёт крайне спорные результаты во всех случаях - согласно PSNR, изображе-

Dataset	PSNR	SSIM	VIFP
CelebA	87,45	0,90	0,71
MS-Celeb-1M	79,87	0,91	0,79
Old Marriage Licenses	89,64	0,91	0,93

Таблица 8: Оценка точности локализованной реконструкции нейронной сетью типа GAN
 ния получаются зашумлёнными, однако, судя по двум другим метрикам, их
 более общие детали сохраняются.

Метод локализованной реконструкции генеративно-сопоставительными ней-
 ронными сетями даёт более высокие по сравнению с предыдущими методами
 результаты как для изображений людей, так и для изображений документов.

Список литературы

1. Порев В.. Н. Компьютерная графика // БХВ-Петербург, 2002.
2. Садыков С. С., Канунова Е. Е., Варламов А. Д. Автоматизированная реставрация изображений архивных текстовых и фокографических документов // Автоматизация и современные технологии №8 2007. с.10-16
3. Дайнеко М. В. Реконструкция смазанных и зашумленных изображений методами регуляризации и усечения в технических системах обработки информации // дисс. на соиск. уч. ст. канд. тех. наук. СПб., 2011.
4. Тихонов А. Н. Методы решения некорректных задач // М.: Наука, 1976
5. И.В. Апальков // Удаление шума из изображений на основе нелинейных алгоритмов с использованием ранговой статистики
6. Фан. Н.Х., Спицын В.Г МЕТОДЫ УДАЛЕНИЯ ШУМОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ
7. Разработка системы фильтрации изображений на основе адаптивных
8. В. В. Воронин // Алгоритм реконструкции изображений на основе анализа локальных бинарных окрестностей. алгоритмов
9. Barni M., Bartolini F., Cappellini V. Image processing for virtual restoration of artworks. IEEE Multimedia, vol. 7, no. 2, pp. 34-37, 2000.
10. Review of Different Inpainting Algorithms

11. Abraham, A., Kovalev, S., Tarassov, V., Snasel, V. (Eds.) Volume 2 // Proceedings of the First International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (IITI’16)
12. Ian J. Goodfellow et al. Generative Adversarial Nets
13. Воронов А.А. Теория автоматического управления
14. Tomasi C., Manduchi R.: Bilateral filtering for gray and color images // Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271), 1998, p. 839-846. DOI: i;
15. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. // М.: Техносфера, 2005.
16. Efros A., Leung T. Texture synthesis by non-parametric sampling // IEEE International conference on Computer Vision (ICCV), Corfu, Greece, September 1999. – P. 1033-1038.
17. Heeger D., Bergen J. Pyramid-based texture analysis/synthesis // Proceedings of ACM Conf. Comp. Graphics, V. 29, Los Angeles, CA, 1995. – P. 229-233.
18. Alexandru Telea An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method
19. Liang-Jian Deng, Ting-Zhu Huang Exemplar-Based
20. Dmitry Ulyanov Deep Image Prior