

*На правах рукописи*



**Щербаков Олег Викторович**

**РЕКОНСТРУКЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ОТСУТСТВУЮЩИХ ИЛИ  
ПОВРЕЖДЁННЫХ ОБЛАСТЯХ НА ОСНОВЕ КРИТЕРИЯ  
АЛГОРИТМИЧЕСКОЙ ВЕРОЯТНОСТИ**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка  
информации (в технических системах)

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2015

Работа выполнена в Санкт-Петербургском национальном исследовательском университете информационных технологий, механики и оптики

**Научный руководитель:** доктор технических наук, доцент  
**Потапов Алексей Сергеевич**

**Официальные оппоненты:** **Кулешов Сергей Викторович**,  
доктор технических наук, ФГБУН «Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук»,  
ведущий научный сотрудник

**Станкевич Лев Александрович**,  
кандидат технических наук, доцент, ФГАОУ  
ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», профессор  
кафедры Системного анализа и управления

**Ведущая организация:** Филиал ОАО "Корпорация космических систем специального назначения "Комета"—  
"Научно-проектный Центр оптоэлектронных комплексов наблюдения"

Защита состоится 28 декабря 2015 г. в 18:00 часов на заседании диссертационного совета Д 212.227.03 при Санкт-Петербургском национальном исследовательском университете информационных технологий, механики и оптики по адресу: 197101, Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д.49., ауд. 285.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Санкт-Петербургского национального исследовательского университета информационных технологий, механики и оптики по адресу: 197101, Санкт-Петербург, Кронверкский пр., д.49 и на сайте [fpro.ifmo.ru](http://pro.ifmo.ru).

Автореферат разослан « \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2015 года.

Ученый секретарь  
диссертационного совета



Дударенко Наталия Александровна

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### Актуальность темы исследований и степень ее разработанности

В результате развития компьютерной техники и цифровых фото- и видеокамер стали массово востребованными многие задачи автоматической обработки и анализа изображений, которые хотя и начали изучаться еще пол века назад, в настоящее время приобретают конкретное наполнение, диктуемое практикой. Примером одной из таких задач является задача восстановления изображений в утерянных или поврежденных областях.

Решение данной задачи оказывается нужным в самых разных приложениях. Примерами может служить:

- редактирование пользовательских фотографий в целях удаления из них нежелательных объектов (с заполнением их областей тем фоном, который мог бы быть на фотографии в их отсутствие), портящих композицию снимка;
- удаление изображений людей на публично доступных снимках в системах типа Google Street View;
- реставрация старых фильмов.

Задача восстановления изображений в утерянных или поврежденных областях актуальна не только в прикладном, но и научном плане. Действительно, данная задача не имеет в настоящее время удовлетворительного решения и вызывает ряд научных вопросов. Существует большое число методов ее частичного решения, разработанных в рамках разных подходов и использующих различные типы представлений изображений. Примерами таких методов могут служить алгоритмы реконструкции на основе дифференциальных уравнений в частных производных, предложенные Bertalmio M., Sapiro G., Caselles V. и Ballester C., алгоритмы реконструкции на основе поиска по экземпляру, предложенные Criminisi P. и Toyama K., а также Hays J. и Efros A., алгоритмы полуавтоматической реконструкции, предложенные Sun J., Yuan L., Jia J. и Shum H. При этом не просто отсутствует обобщающая теория для всех этих методов, но даже нет единых критериев их оценивания в связи с тем, что задача «угадывания» отсутствующего содержания выглядит как математически некорректная.

Тем не менее, данную задачу можно попытаться рассмотреть как специфический случай проблемы предсказания битовых строк, для которой существует общетеоретическое решение. Исследование возможности применения этого решения к задаче восстановления изображений в утерянных или поврежденных областях может позволить создать единую теоретическую основу для существующих методов и разработать новые эффективные методы, что и обуславливает актуальность настоящей работы.

### Цель и задачи работы

Цель диссертационной работы состоит в разработке методов восстановления информации в утерянных или поврежденных областях изображений, подверженных влиянию аддитивного шума и структурных искажений, с использованием критерия алгоритмической вероятности

применительно к различным типам представления изображений, в том числе обучаемым.

Для достижения поставленной цели было необходимо решить следующие задачи.

1. Поставить задачу восстановления изображений в утерянных областях как задачу предсказания в терминах теории универсального предсказания;
2. Вывести критерий оптимальности предсказания для решения задачи восстановления изображения на основе алгоритмической вероятности;
3. Вывести критерий оптимальности предсказания для решения задачи восстановления изображения на основе алгоритмов, способных к обучению представлениям;
4. Разработать методы заполнения отсутствующих областей изображения на основе критерия алгоритмической вероятности;
5. Разработать методы восстановления утерянных участков изображения с использованием алгоритмов, способных к обучению представлениям.

### **Методы исследования**

Для решения поставленных задач использовались методы теории универсального предсказания, алгоритмической теории информации, теорий машинного обучения и математической статистики; методы и технологии программирования на языках высокого уровня C и C++; методы автоматического анализа и обработки изображений.

### **Научная новизна**

1. Впервые были применены сверточные нейронные сети, способные к обучению представлениям, при решении задачи восстановления утерянных областей изображения.
2. Впервые применен подход на основе критерия алгоритмической вероятности в задаче заполнения отсутствующих участков изображения.
3. Разработан алгоритм восстановления изображения с применением генетических алгоритмов и шумоподавляющих автоэнкодеров.
4. Разработан алгоритм восстановления изображения на основе критерия информативности спектра этого изображения.

### **Положения, выносимые на защиту**

1. Формализация задачи реконструкции изображений в утерянной или поврежденной области, содержащая критерий качества решения этой задачи на основе алгоритмической вероятности, в виде частного случая проблемы универсального предсказания.
2. Аналитическое обоснование использования и непосредственное применение генеративных моделей специального типа для решения задачи реконструкции изображений в утерянной или поврежденной области.
3. Метод реконструкции изображений в утерянной или поврежденной области, основанный на критерии информативности его спектра, способный к восстановлению структурной и текстурной информации.

4. Метод реконструкции изображений в утерянной или поврежденной области, основанный на применении методов, способных к обучению представлениям.
5. Алгоритмы итеративной реконструкции и реконструкции на базе эволюционных стратегий поиска для методов восстановления изображений, использующих специальные архитектуры сетей глубокого обучения.

### **Практическая значимость**

1. Возможность автоматического редактирования изображений с целью удаления или восстановления объектов интереса.
2. Применимость метода к широкому классу задач восстановления утерянной информации на изображении, включая такие примеры, как изображения лиц, изображения рукописных цифр, фотографии различных объектов реального мира и др.
3. Возможность применения разработанных алгоритмов к восстановлению изображений, передаваемых по зашумленным каналам связи в системах передачи данных, к примеру, при потоковой передаче видео.

### **Реализация результатов работы**

Результаты диссертационной работы были использованы при выполнении работ по НИР «Разработка теории анализа изображений на основе принципа репрезентационной минимальной длины описания» (проект РНП 2.1.2/9645 по аналитической ведомственной целевой программе "Развитие научного потенциала высшей школы по заказу Федерального агентства по образованию), грантам Президента РФ (проект МД-2040.2010.9 и МД-1072.2013.9) «Разработка теории обучаемых систем анализа изображений и распознавания образов на основе принципа репрезентационной минимальной длины описания» и «Разработка теории вычислимых аппроксимаций алгоритмической вероятности в моделях машинного обучения и восприятия», НИР «Исследование проблем распознавания изображений в информационных системах и построение теории синтеза алгоритмов распознавания на основе интеллектуальных технологий» (Государственное задание образовательным организациям высшего образования, базовая часть) и НИР «Исследование методов формирования и интерпретации изображений объектов в обучаемых интеллектуальных системах» (Государственное задание образовательным организациям высшего образования, проектная часть).

Акты внедрения приложены к диссертации.

### **Апробация работы**

Основные результаты работы докладывались на следующих научных форумах:

1. XLII научная и учебно-методическая конференция НИУ ИТМО. НИУ ИТМО Санкт-Петербург. 29.01.2013 – 01.02.2013;
2. 11<sup>th</sup> International Conference on Quality Control by Artificial Vision (QCAV 2013). Fukuoka, Japan. 30.05.2013 – 01.06.2013;

3. Sixth International Conference on Machine Vision (ICMV 2013). London, UK. 16.11.2013-17.11.2013;
4. XLIII научная и учебно-методическая конференция НИУ ИТМО. НИУ ИТМО, Санкт-Петербург. 28.01.2014 - 31.01.2014;
5. III Всероссийский конгресс молодых учёных. НИУ ИТМО, Санкт-Петербург. 08.04.2014 – 11.04.2014;
6. 2014 International Conference on Future Communication Technology and Engineering (FCTE2014);
7. XLIV научная и учебно-методическая конференция Университета ИТМО. Университет ИТМО Санкт-Петербург.

### **Публикации**

По материалам диссертации опубликовано 8 печатных работ, список которых приведен в конце автореферата.

### **Структура и объём диссертации**

Диссертация состоит из введения, четырёх глав и списка цитируемой литературы. Она содержит 128 страниц машинописного текста, 49 рисунков и 3 таблицы. Список цитируемой литературы содержит 104 наименования. Нумерация формул и рисунков сквозная по всей диссертации.

### **КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** обосновывается актуальность темы и сформулированы цель, научная новизна и практическая значимость работы. Представлены основные результаты и положения, выносимые на защиту, а также кратко изложено содержание разделов диссертации.

**В первой главе** проведён анализ существующих методов, показаны их общие преимущества и недостатки, указаны трудности, связанные с решением задачи реконструкции изображений в отсутствующих или повреждённых областях. Показана ограниченность области применимости существующих методов.

Были проанализированы литературные источники, посвящённые проблематике восстановления утерянной информации на изображениях, что позволило условно классифицировать существующие методы на следующие группы:

1. Текстурные методы реконструкции.
2. Методы реконструкции, привлекающие аппарат дифференциальных уравнений в частных производных.
3. Методы реконструкции, использующие поиск по экземпляру.
4. Гибридные методы.
5. Полуавтоматические методы и методы быстрой реконструкции.

Для каждой группы методов были указаны свои преимущества и недостатки. При этом оказывается, что при такой классификации каждому классу методов будет соответствовать свой тип привлекаемого для решения

исходной задачи представления изображений, в частности низкоуровневых (в виде дифференцируемых функций), текстурных и структурных представлений.

Соответствующие методы оказываются неспособными реконструировать те аспекты изображения, которые не описываются в рамках выбранного представления (например, текстурные методы не воспроизводят структуру изображения и наоборот).

Показано, что методы использующие поиск по экземпляру, частично решают эту проблему за счет переноса всей утерянной информации из изображения, сходного с реконструируемым. Однако применение этого подхода ограничено необходимостью априорного наличия в базе изображений той же сцены, которая присутствует на реконструируемом изображении.

Показано, что при помощи гибридных методов осуществляется попытка реконструкции как текстурной, так и структурной информации на изображении. Но при этом подавляющее большинство рассмотренных алгоритмов носит эвристический характер, что обуславливается отсутствием адекватных объективных критериев для оценки качества реконструкции.

При анализе полуавтоматических методов реконструкции было выявлено, что очевидным их недостатком является необходимость активного участия в процессе их работы человека.

Наряду с этим для методов быстрой реконструкции, как можно заметить из названия, определяющим фактором будет являться время, которое алгоритмы, принадлежащие данному классу, будут затрачивать на процесс восстановления утерянной информации. К сожалению, зачастую качество реконструкции в таких методах приносится в жертву скорости их работы.

Также отдельно обсуждались существующие на текущий момент подходы к определению критериев для оценки качества результатов работы алгоритмов реконструкции. В силу кажущейся субъективности понятия качества восстановления отсутствующей на изображении визуальной информации большинство методов оценки базируются на привлечении фокус-групп, а также различных измерениях визуально притягательных особенностей на изображениях средствами окулографии.

Также в первой главе сделаны выводы об актуальности выработки объективного критерия оценки качества реконструкции в утерянных или поврежденных областях изображений и необходимости разработки на его основе методов реконструкции на основе различных представлений изображений, в том числе обучаемых.

**Во второй главе** показано, как можно описать задачу реконструкции изображений в утерянных или поврежденных областях при помощи теории универсального предсказания. Для этого вводятся понятия колмогоровской сложности и алгоритмической вероятности бинарной строки  $\alpha$ . Колмогоровскую сложность формально представляют так:

$$K(\alpha) = \min_{\mu} \{l(\mu) : U(\mu) = \alpha\}, \quad (1)$$

где  $l(\mu)$  – длина программы  $\mu$ , порождающей данную строку  $\alpha$  при выполнении этой программы  $\mu$  на некоторой опорной машине  $U$ :  $U(\mu)=\alpha$ . Поскольку в

алгоритмической теории информации с понятием сложности также ассоциируется понятие количества информации, то, воспользовавшись уравнением, связывающим количество информации  $I$  и вероятность  $P$ :  $P=2^{-I}$ , можно дать оценку априорной вероятности для программы  $\mu$  равную  $P(\mu)=2^{-K(\mu)}$ . Таким образом, алгоритмическую вероятность  $P_U$  строки  $\alpha$  следует рассчитывать в соответствии с выражением:

$$P_U(\alpha) = \sum_{\mu: U(\mu)=\alpha} 2^{-l(\mu)}, \quad (2)$$

где индекс  $U$  указывает на зависимость этого распределения от конкретной опорной машины.

Отмечаются некоторые интересные свойства такого подхода к определению вероятности:

1. наиболее вероятными будут строки с наименьшим программным описанием;
2. объективность;
3. невычислимость.

Показано, что на основе данного определения можно ввести понятие условной вероятности  $P_U(\beta | \alpha)$  того, что в качестве продолжения строки  $\alpha$  будет наблюдаться строка  $\beta$ , при этом  $\alpha\beta$  следует интерпретировать как конкатенацию двух строк:

$$P_U(\beta | \alpha) = P_U(\alpha\beta) / P_U(\alpha). \quad (3)$$

Данная величина служит основой для теории универсального предсказания.

После этого во второй главе идет обсуждение того, как можно достигнуть практической применимости теории алгоритмической вероятности. При этом оговорено, что, как правило, это достигается за счет замены универсальной опорной машины  $U$  на неуниверсальную  $S$  (не полную по Тьюрингу).

Далее формулируется критерий алгоритмической вероятности для задачи реконструкции изображений в утерянных или поврежденных областях. Пусть дано изображение  $f(x,y)$ , которое должно быть реконструировано по некоторой области  $R$  на основе яркостей в остальной части изображения  $R'$ . Будем обозначать изображения в соответствующих областях через  $f|_R$  и  $f|_{R'}$ . Через  $f|_{R'} g|_R$  будет обозначать «конкатенацию» двух изображений:

$$(f|_{R'} g|_R)(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & (x, y) \notin R, \\ g(x, y), & (x, y) \in R. \end{cases} \quad (4)$$

Тогда задача определения наилучшего заполнения изображения в области  $R$  может быть сведена к задаче оптимального предсказания:

$$g^*|_R = \arg \max_g P_U(g|_R | f|_{R'}) = \arg \max_g P_U(f|_{R'} g|_R). \quad (5)$$

После вывода данного критерия, строго определяющего понятие качества реконструкции в силу объективного характера величины алгоритмической вероятности, обсуждаются гипотетические трудности, связанные с применением подобного критерия на практике. Однако оказывается, что при правильном выборе представления изображений, которое соответствует



определенной неуниверсальной опорной машине  $S$ , этих трудностей удастся избежать.

Далее предлагается метод реконструкции изображений на базе алгоритмической вероятности, использующий спектральное представление изображений. Осуществляется это через рассмотрение дискретного преобразования Фурье от изображения  $f(x, y)$ :

$$F(u, v) = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} f(x, y) e^{-\frac{2\pi i}{N}(ux+vy)}, \quad (6)$$

где  $N$  – линейный размер изображения (для упрощения записи рассматриваются квадратные изображения). При неизвестном (произвольном) содержании изображения в области  $S$  это преобразование примет вид:

$$F(u, v, g|_R) = \sum_{y=0}^{N-1} \sum_{x=0}^{N-1} (f|_{R'} g|_R)(x, y) e^{-\frac{2\pi i}{N}(ux+vy)}. \quad (7)$$

После чего рассматривается сужение критерия (5) для данного спектрального представления. Отмечается, что генеративным представлением  $S$ , которое позволяет по описанию изображения  $F$  породить само изображение  $S(F)=f$ , является обратное преобразование Фурье. То есть обратное преобразование Фурье является «машиной», для которой спектр изображения является «программой», и «исполнение» этой программы на выходе дает исходное изображение. Такая машина является неполной по Тьюрингу, поэтому термин «программа» для входных данных такой машины весьма условен. Удобной особенностью этого представления является то, что каждому изображению в нем соответствует лишь одно описание, которое можно получить, используя прямое преобразование Фурье, которое можно обозначить через  $S^{-1}$ :  $S^{-1}(f)=F$ , поскольку оно является обратным к  $S$ . После чего можно переписать общий критерий (3) для такого представления  $S$ :

$$\begin{aligned} g^*|_R &= \arg \max_g P_S(f|_{R'} g|_R) = \arg \max_g \sum_{F: S(F)=f|_{R'} g|_R} 2^{-l(F)} = \\ &= \arg \max_g 2^{-l(S^{-1}(f|_{R'} g|_R))} = \arg \min_g l(S^{-1}(f|_{R'} g|_R)). \end{aligned} \quad (8)$$

Далее замечено, что данный результат верен для любой обратимой программы  $S$  (а не только той, которая восстанавливает изображение по его спектру). При этом если процесс обращения программы  $S$  является задачей класса  $P$ , то возможен синтез эффективного практического метода.

После этого следует уточнение критерия сложности спектра, минимум которого нужно найти, чтобы получить корректное заполнение отсутствующей области  $g|_R(x, y)$ . Оказывается, что можно ограничиться энтропийной оценкой для величины  $l(F)=H(F)$ :

$$H(F) = - \sum_y p(y | F(u, v) = y) \log_2 p(y | F(u, v) = y), \quad (9)$$

где суммирование ведется по всем возможным значениям (амплитудам и фазам) гармоник.

Следующим шагом с помощью теории универсального предсказания производится формализация процесса учета предыдущего опыта наблюдателя для повышения качества реконструкции изображений. Для этого задача реконструкции изображений формализуется как процесс максимизации условной алгоритмической вероятности при некоторой заданной истории. Можно записать это следующим образом:

$$P_U(g|_R | f_1 \dots f_n f|_{\bar{R}}), \quad (10)$$

где  $f_1 \dots f_n$  представляют собой длинную последовательность ранее виденных наблюдателем изображений.

Для того чтобы появилась возможность решить исходную задачу в такой ее постановке следует воспользоваться некоторой опорной машиной:

$$P_S(g|_R | f|_{R'}) = P_U(g|_R | f_1 \dots f_n f|_{R'}) \text{ для любых } f|_{R'} \text{ и } g|_R. \quad (11)$$

Далее приводится набор свойств, которым должна удовлетворять такая опорная машина. И оказывается, что в роли подобной опорной машины могут выступать некоторые алгоритмы, способные к обучению представлением. Наиболее интересными представителями подобного семейства алгоритмов являются автоэнкодеры. Повышенный интерес к данным алгоритмам связан со способностью подобных систем к обучению сложным взаимосвязям между исходным признаковым описанием и искомым представлением.

Также во второй главе диссертации приводится краткое описание архитектуры нейронной сети, формирующей автоэнкодер. Суть работы данного алгоритма состоит в том, что матрица параметров сети должна быть настроена таким образом, чтобы значения на выходах автоэнкодера были как можно более близкими (в идеальном случае тождественными) к значениям на его входах. Пример архитектуры автоэнкодера представлен на рисунке 1а.

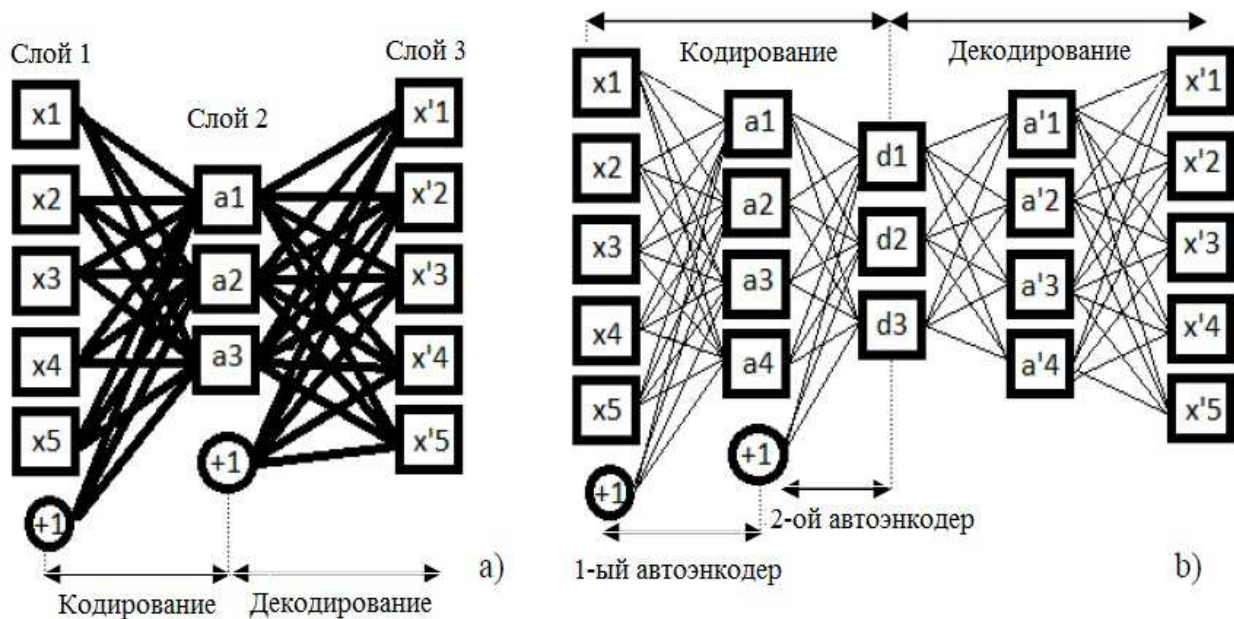


Рисунок 1 – Схемы архитектур автоэнкодера (а) и стекового автоэнкодера (б)

Идет обсуждение возможностей усложнения его архитектуры за счет увеличения количества слоев (рисунок 1б). Такие архитектуры принято называть стековыми автоэнкодерами.

Далее рассматриваются возможности применения подобных алгоритмов к решению задачи реконструкции изображений в утерянных или поврежденных областях. Для этого общий критерий (5) переписывается с учетом использования в качестве опорной машины стекового автоэнкодера:

$$\begin{aligned} g^*|_R &= \arg \max_g P_{SAE^d}(f|_{R'} g|_R) = \arg \max_g \sum_{code: SAE^d(code)=f|_{R'} g|_R} 2^{-l(code)} = \\ &= \arg \max_g 2^{-l(SAE^c(f|_{R'} g|_R))} = \arg \min_g l(SAE^c(f|_{R'} g|_R)), \end{aligned} \quad (12)$$

где  $SAE^d$  – стековый автоэнкодер, работающий в режиме декодирования;  $SAE^c$  – стековый автоэнкодер, работающий в режиме кодирования;  $code$  – вектор выделенных стековым автоэнкодером признаков.

Далее следует анализ процесса оценки компактности кодового описания для реконструируемого изображения при использовании в качестве опорной машины стекового автоэнкодера. Оказывается, что при использовании определенных алгоритмов обучения стекового автоэнкодера мера компактности «кода», полученного в виде сжатого признакового описания, не должна требовать дополнительных оценок сложности. Иными словами, после прохождения реконструируемого изображения через обученный автоэнкодер, работающий в режиме кодирования, полученный код уже будет являться «оптимальным». Для реконструкции останется лишь сгенерировать по данному коду изображение, пропустив этот код через автоэнкодер в режиме декодирования. Данное свойство подобных, обучаемых представлений, систем используется для того, чтобы предложить на их основе метод реконструкции изображений в утерянных или поврежденных областях.

В конце второй главы отмечается, что в качестве опорных машин для критерия (12) могут также использоваться и более сложные модели, способные к обучению представлений. Примером таких моделей могут служить так называемые сверточные автоэнкодеры.

Также в конце второй главы делаются выводы, обобщающие результаты проведенного теоретического анализа.

**В третьей главе** представлены алгоритмы реконструкции изображений, которые можно получить, руководствуясь методологией, описанной во второй главе. Сначала приводится алгоритм реконструкции изображений, основанный на информативности спектрального представления для данного изображения. Итерационная версия этого алгоритма состоит из следующих шагов:

1. Восстанавливаемая область заполняется начальными значениями путем, например линейной интерполяции.
2. Итерационно выполняется: для каждого пикселя в восстанавливаемой области подбирается такое значение яркости, что энтропия спектра всего изображения (вычисленная при фиксированных текущих значениях яркостей всех остальных пикселей в области) минимальна.

Далее обсуждаются пути для возможной модификации данного алгоритма с целью повышения его функциональных характеристик. Такими

путями могут быть: использование более продвинутых эвристик поиска, различные варианты обхода пикселей внутри отсутствующих областей, использование различных способов начального заполнения отсутствующих областей.

После этого следует детальное обсуждение особенностей применения алгоритмов, способных к обучению представлением, для решения задачи реконструкции изображений в утеранных или поврежденных областях. Показано, что в процессе решения подобной задачи при обучении автоэнкодеров недостаточно использовать лишь критерий максимизации взаимной информации.

Показано, что для уменьшения сложности получаемых признаков необходимы дополнительные ограничения на алгоритм обучения автоэнкодеров. В роли таких ограничений могут выступать: классическая регуляризация, разреженное кодирование или обучение шумоподавлению. Дано подробное описание каждого из этих подходов к наложению ограничений на процесс обучения автоэнкодеров.

Приводится наглядная геометрическая интерпретация механизма работы автоэнкодера, решающего задачу реконструкции изображений в утеранных или поврежденных областях (рисунок 2).

Далее обсуждается важная особенность применения обучаемых представлением опорных машин, которая заключается в возможности достаточно легкого внесения в их структуру любой дополнительной априорной информации, позволяющей существенно ограничивать пространство представлений для объектов интереса, а, следовательно, упрощать поиск в этом пространстве. Данная особенность используется далее для синтеза алгоритмов реконструкции изображений в утеранных или поврежденных областях на базе систем способных к обучению представлением.

Также в третьей главе рассматривается еще один интересный вариант систем способных к обучению представлением, который носит название сверточного автоэнкодера. Суть работы сверточного автоэнкодера может быть продемонстрирована на рисунке 3.

Формально процесс работы сверточного автоэнкодера может быть записан следующим образом:

$$\mathbf{y}^k = \sigma(\mathbf{x} * \mathbf{W}^k + \mathbf{b}^k), \quad (13)$$

$$\mathbf{z} = \sigma\left(\sum_{k \in H} \mathbf{y}^k * \tilde{\mathbf{W}}^k + \mathbf{c}\right), \quad (14)$$

где  $\mathbf{y}^k$  –  $k$ -ая карта признаков,  $\sigma$  – функция-сигмоида,  $\mathbf{x}$  – входное изображение,  $*$  – оператор свертки,  $\mathbf{W}^k$  –  $k$ -ая матрица весов (ядро свертки),  $\mathbf{b}^k$  –  $k$ -ый вектор смещения кодирующего слоя,  $\mathbf{z}$  – результат декодирования (массив размерности исходного изображения),  $\tilde{\mathbf{W}}^k$  –  $k$ -ое ядро свертки, отраженное по вертикали и горизонтали,  $\mathbf{c}$  – смещение декодирующего слоя. Процесс обучения сверточных автоэнкодеров сводится к нахождению таких ядер свертки (матриц весов связи), которые позволяют минимизировать соответствующую функцию ошибки. Данные архитектуры с точки зрения решения задачи

реконструкции изображений в утерянных или поврежденных областях интересны тем, что позволяют учитывать наличие взаимосвязей внутри локальных областей изображений.

Показано, что основной методикой получения разреженного кода для сверточного автоэнкодера является техника максимизационного прореживания (*max-pooling*), суть которой состоит в том, что на каждой карте признаков происходит сжатие исходного пространства в некоторое количество раз, при этом в получившейся карте меньшего разрешения в ячейках окажутся значения максимальные для области, по которой происходило сжатие.

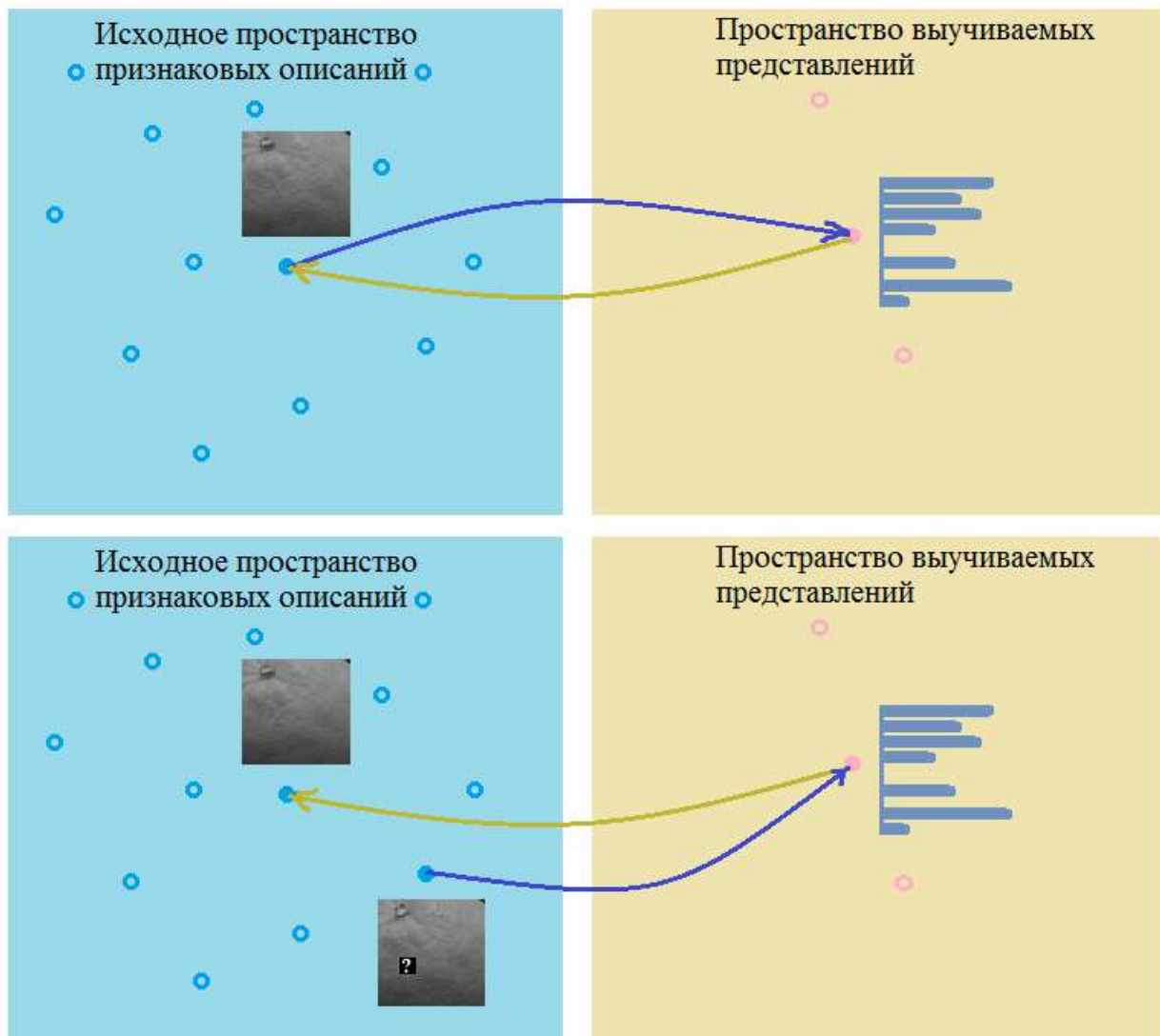


Рисунок 2 – Иллюстрация работы автоэнкодера, обученного в условиях ограниченного количества доступных кодирующих признаков, с целью реконструкции изображений в невидимой области. Подобные системы являются мощными опорными машинами, которые могут быть эффективно использованы для задач реконструкции содержимого внутри отсутствующих на изображении областей

Далее следует описание предлагаемых в диссертации алгоритмов реконструкции изображений в утерянных или поврежденных областях, использующих обучаемые представления системы.

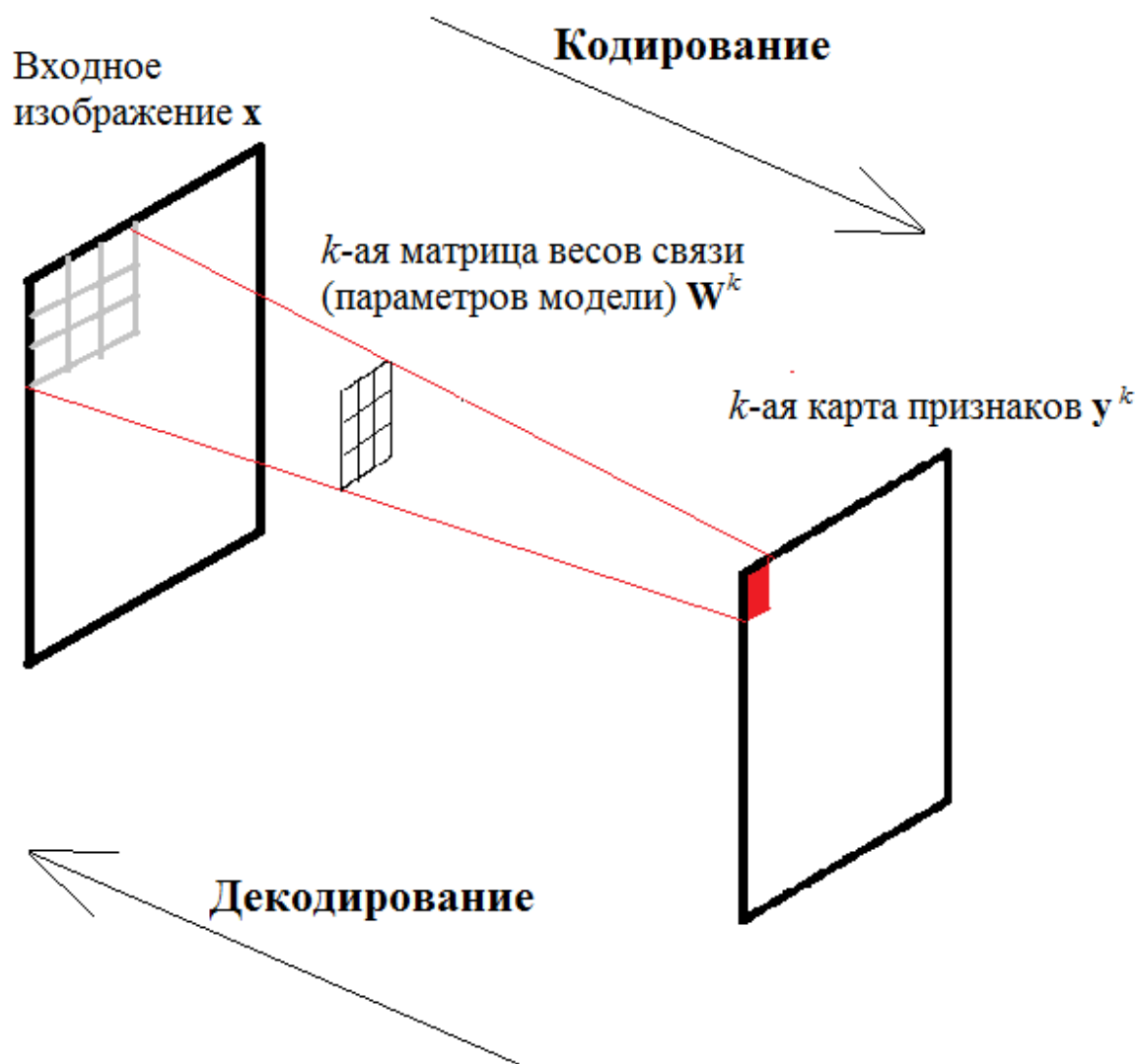


Рисунок 3 – Схема работы сверточного автоэнкодера

В третьей главе описаны два базовых алгоритма реконструкции: итерационный алгоритм и алгоритм на основе эволюционных стратегий поиска. Итерационный алгоритм описывается следующей последовательностью шагов.

1. Обучить модель автоэнкодера, используя выборку изображений (если выборка достаточно мала или сам автоэнкодер имеет сравнительно не большой размер, то лучше использовать изображения принадлежащие одному классу объектов, изображение представителя которого необходимо будет восстанавливать). Этот шаг эквивалентен получению «жизненного» опыта системой, на основании виденных ею до этого изображений.
2. Подать на вход обученному автоэнкодеру изображение, которое необходимо реконструировать, например, изображение с отсутствующим фрагментом.
3. Получить результат реконструкции, то есть результат последовательного применения операций кодирования и декодирования входного изображения.
4. Поврежденные области входного изображения заменить на результаты реконструкции, то есть на те фрагменты выхода автоэнкодера, положение

которых соответствует положению фрагментов, подлежащих восстановлению.

5. Изображение с замененными областями идет на вход автоэнкодеру

6. Повторять шаги 3-5 пока не наступит критерий останова, например, на количество итераций.

После этого следует обсуждение путей для возможной модификации данного алгоритма с целью повышения его функциональных характеристик. Но учитывая тот факт, что итеративный алгоритм не гарантирует сходимости к лучшему решению, далее следует описание алгоритма глобальной оптимизации для реконструкции изображений.

Второй алгоритм реконструкции базируется на предположении о том, что правильно восстановленная область на изображении может быть представлена в качестве неподвижной точки  $\mathbf{x}_r$  для некоторой очень сложной многомерной функции  $f_r$ :

$$\mathbf{x}_r : f_r(\mathbf{x}_r) = \mathbf{x}_r.$$

Однако такая функция может обладать не единственной неподвижной точкой. Вследствие этого основная идея алгоритма заключается в применении классической поисковой метаэвристики, которая носит название эволюционной стратегии (являющейся одним из вариантов генетических алгоритмов), для поиска наиболее оптимальной неподвижной точки  $\mathbf{x}_r$ .

Соответственно, особями будут являться различные по содержанию фрагменты изображения  $\{\mathbf{x}_r^i\}_{i \in H}$ , подлежащие восстановлению. Фитнесс-функцией может служить, к примеру, оценка среднеквадратичного отклонения (СКО) между входным изображением, содержащим особь, и результатом реконструкции данного изображения автоэнкодером.

**В четвертой главе** обсуждаются результаты применение алгоритмов, описанных в третьей главе к различным изображениям. Сначала рассматривается применение алгоритма реконструкции изображений на базе спектрального представления. С точки зрения существующих критериев оценки качества результаты реконструкции естественного изображения предлагаемым алгоритмом на базе спектрального представления и алгоритмом на базе дифференциальных уравнений в частных производных оказываются неотличимыми.

Даны характерные примеры изображений, требующих реконструкции структурной или текстурной информации. Оказывается, что предлагаемый алгоритм реконструкции на базе спектрального представления способен к восстановлению как структурной, так и текстурной составляющих изображения в отличие от методов, реализованных в программных библиотеках (в частности OpenCV), что может быть наглядно продемонстрировано на рисунках 4-6.

Более того показано, что критерий алгоритмической вероятности может служить критерием для оценки качества реконструкции в силу наличия согласованности визуальной оценки качества результата реконструкции и значения критерия алгоритмической вероятности (точнее, ее проекции на тот или иной тип представления изображений) получаемого результата.



Согласованность оценки проекции алгоритмической вероятности на спектральное представление с визуальной оценкой качества может быть продемонстрирована при помощи рисунка 7.

Также в четвертой главе была проведена сравнительная оценка результатов реконструкции текстурной и структурной информации на изображении, выполненной различными алгоритмами: алгоритма на основе уравнений Навье-Стокса, алгоритма на основе быстрого маршевого метода и предлагаемого алгоритма реконструкции на базе спектрального представления. Оценка проводилась как с позиции проекции алгоритмической вероятности на спектральное представление, так и с позиции расчета СКО между восстановленным и истинным содержимым отсутствующего на изображении фрагмента. Результаты этих оценок сведены в таблицы 1-3. В таблицах 2 и 3 приведены соответствующие оценки СКО для результатов структурной и текстурной реконструкции. Таблица 1 показывает оценку проекции алгоритмической вероятности на спектральное представление при реконструкции текстурной информации.

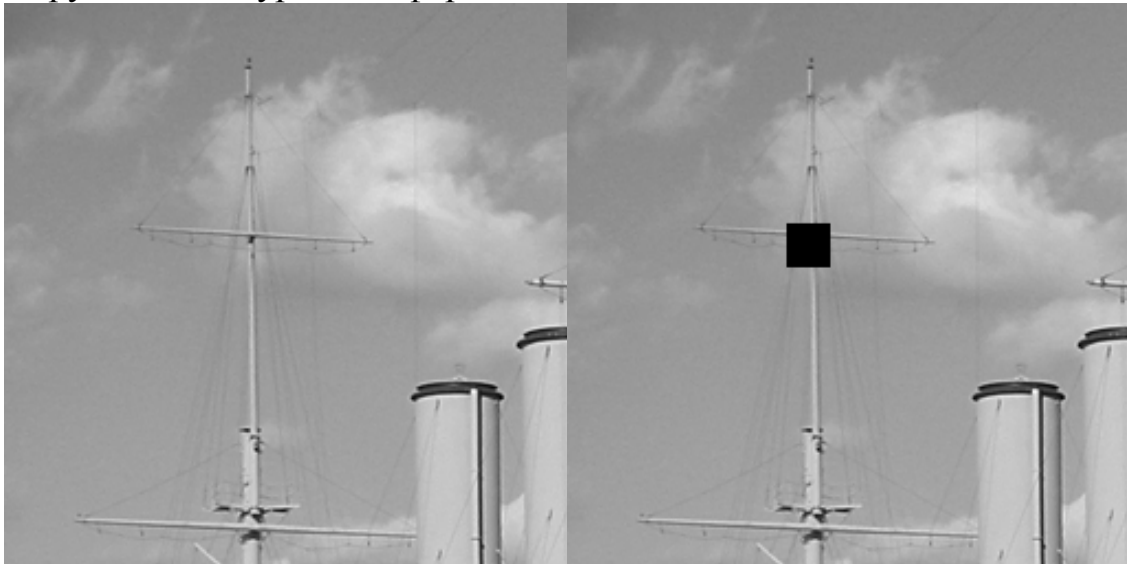


Рисунок 4 – Слева – исходное изображение; справа – изображение, содержащее область повреждения, которая требует заполнения структурной информацией о пресечении реи и мачты

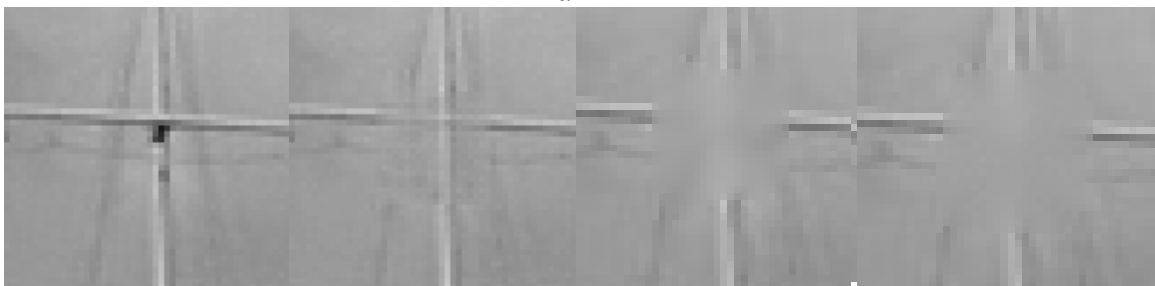


Рисунок 5 – Слева направо: увеличенные участки, содержащие область реконструкции структурной информации, для исходного, реконструированного по алгоритму информативности спектра, реконструированного по алгоритму на основе уравнений Навье-Стокса и реконструированного по алгоритму на основе быстрого маршевого метода изображений



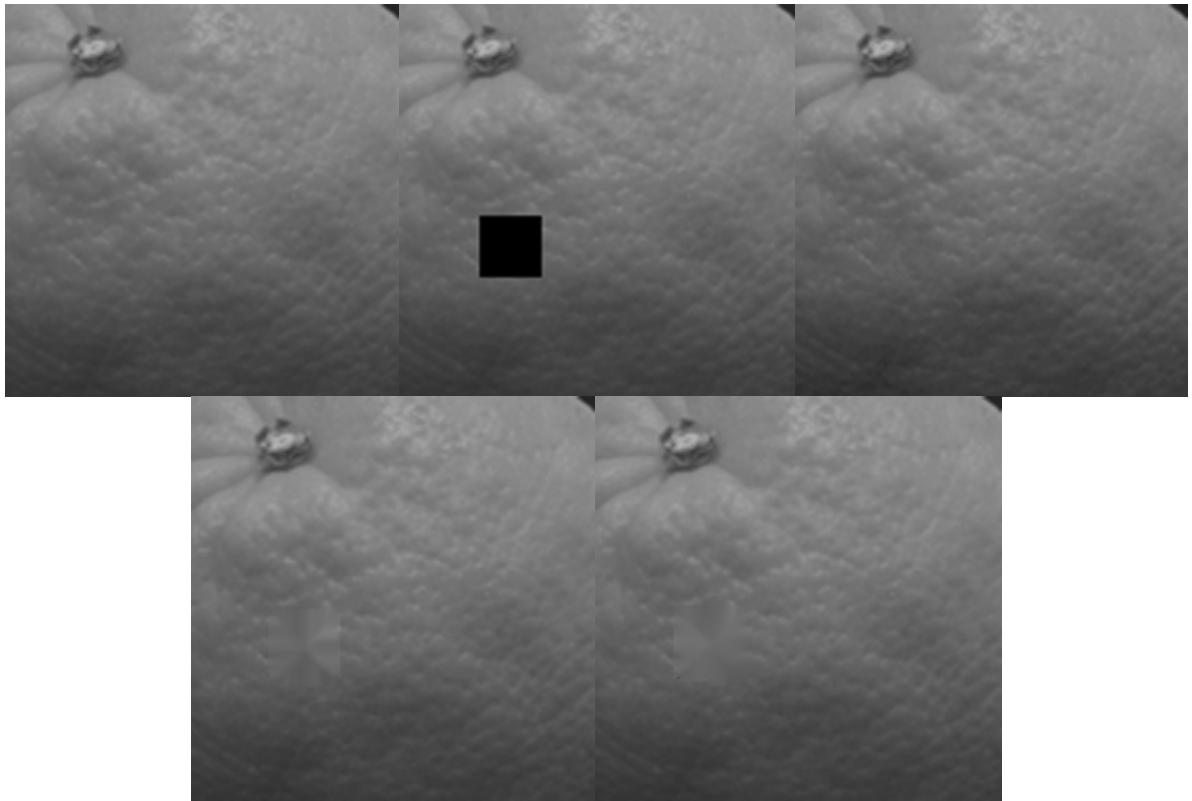


Рисунок 6 – Верхний ряд, слева направо: исходное изображение; изображение с отсутствующей текстурной областью, которое требуется реконструировать; результат реконструкции изображения при помощи предлагаемого алгоритма на основе информативности спектра изображения. Нижний ряд, слева направо: результат реконструкции при помощи алгоритма на основе уравнений Навье-Стокса; результат реконструкции при помощи алгоритма на основе быстрого маршевого метода

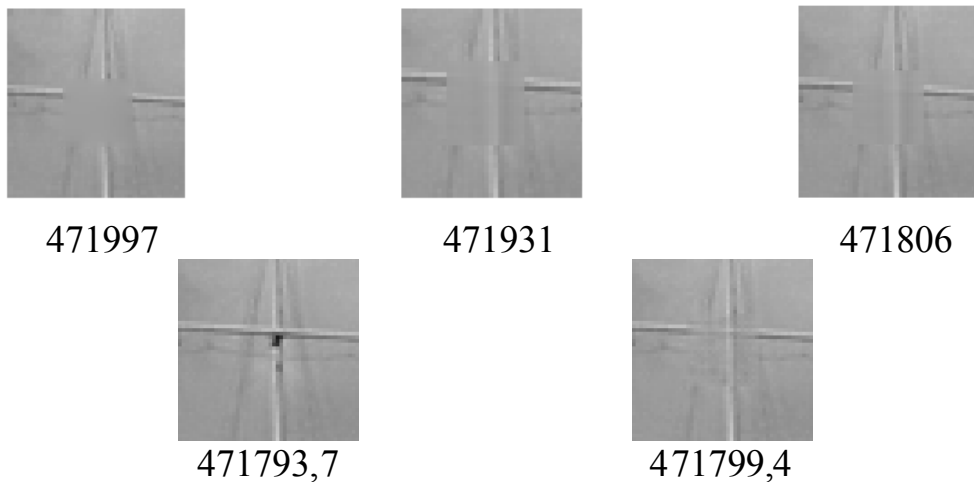


Рисунок 7 – Верхний ряд, слева направо: увеличенные фрагменты результатов, полученных на первой, третьей и пятой итерациях алгоритма реконструкции на основе критерия информативности спектра, соответственно. Нижний ряд, слева направо: увеличенные фрагменты исходного и полученного на последней итерации алгоритма изображений. Для каждого изображения приведена своя оценка проекции алгоритмической сложности на спектральное представление

Таблица 1. Сравнительная оценка алгоритмической сложности для результатов реконструкции текстурной информации, выполненной различными алгоритмами для изображения, представленного на рисунке 6 (верхний ряд, в центре).

Алгоритм на основе уравнений Навье-Стокса	Алгоритм на основе быстрого маршевого метода	Алгоритм на основе информативности спектра изображения
451507,8	451069,6	370124

Таблица 2. Сравнительная оценка СКО для результатов реконструкции структурной информации для изображения на рисунке 4, выполненной различными алгоритмами.

Алгоритм на основе уравнений Навье-Стокса	Алгоритм на основе быстрого маршевого метода	Алгоритм на основе информативности спектра изображения
5,4509	6,2356	7,2180

Таблица 3. Сравнительная оценка СКО для результатов реконструкции текстурной информации для изображения на рисунке 6, выполненной различными алгоритмами.

Алгоритм на основе уравнений Навье-Стокса	Алгоритм на основе быстрого маршевого метода	Алгоритм на основе информативности спектра изображения
3,3414	2,0304	7,3328

Если соотнести содержимое таблиц 1-3 с рисунками 4-7, то можно заметить, что критерий СКО имеет мало общего с интуитивным понятием визуально «правильной» или качественной реконструкции изображения. Наоборот, данный критерий дает наилучшие оценки для визуально наименее приемлемых результатов, как при восстановлении текстурной, так и при восстановлении структурной информации на изображении.

Далее приводятся результаты практического применения алгоритмов реконструкции изображений на основе использования систем, способных к обучению представлениям. В качестве опорных машин были использованы сверточные и несверточные модели стековых автоэнкодеров с различным количеством скрытых слоев. В качестве механизмов поиска использовались как итерационная процедура реконструкции, так и генетический алгоритм реконструкции. Основными типами изображений, для которых демонстрируется применение алгоритмов, являются изображения рукописных цифр, а также изображения лиц. Изображения лиц были взяты из базы изображений бразильского университета FEI, которая находится в открытом доступе. Примеры полученных результатов изображены на рисунках 8-10.



Рисунок 8 – Влияние количества образов в обучающей выборке на качество результата реконструкции. «0» обозначает исходное изображение; «\*» - изображение с удаленным фрагментом, требующее реконструкции; остальные числа соответствуют количеству образов в обучающей выборке, которая использовалась для настройки параметров автоэнкодера, чтобы получить результат реконструкции в виде изображения, расположенного над числом. Результаты получены при помощи итеративного алгоритма реконструкции для автоэнкодера с двумя скрытыми слоями



Рисунок 9 – Верхний ряд слева направо: исходное изображение, изображение с отсутствующей областью, результат реконструкции итерационным алгоритмом с трехслойным автоэнкодером. Нижний ряд слева направо: результат реконструкции итерационным алгоритмом на базе автоэнкодера с пятью слоями, результат реконструкции генетическим алгоритмом с трехслойным автоэнкодером, результат реконструкции генетическим алгоритмом на базе автоэнкодера с пятью слоями

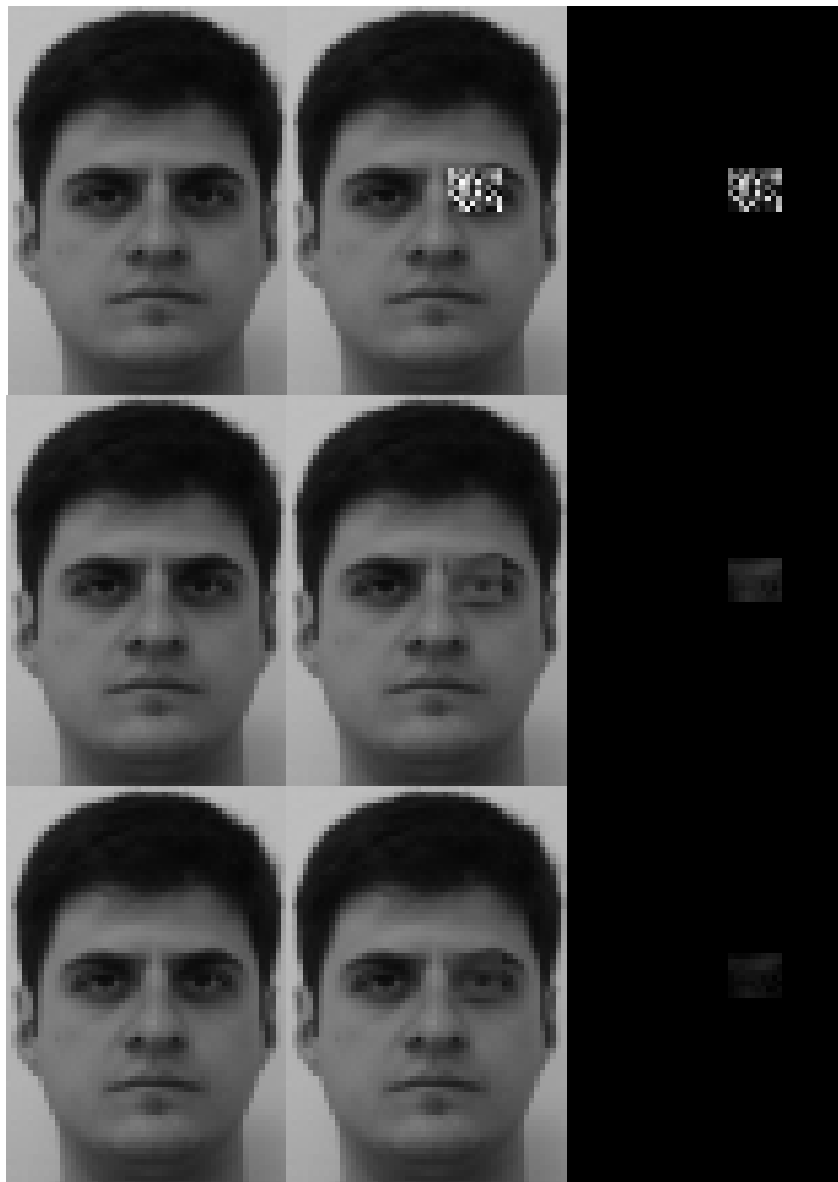


Рисунок 10 – Результат работы итерационного алгоритма реконструкции вырезанной области изображения с использованием сверточного автоэнкодера, обученного шумоподавлению с уровнем шума 0.7

Таким образом, показано, что алгоритмы реконструкции, основанные на обучаемых представлениях, способны заполнять утраченные области на изображении релевантной информацией (например, «дорисовать» глаз человека в соответствующей области на изображении его лица), которую общие методы реконструкции (такие, как методы на основе дифференциальных уравнений) восстановить по самому изображению не могут. В этом данные методы похожи на методы на основе поиска экземпляра, но при этом они не требуют наличия в обучающей выборке изображений реконструируемой сцены, а выполняют перенос из выборки информации через более высокие уровни абстракции ее представления.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе диссертационных исследований были получены следующие результаты:

1. Показано, что задача реконструкции изображений в невидимой области может быть поставлена как частный случай проблемы универсального

предсказания, и выведен критерий качества решения этой задачи на основе алгоритмической вероятности.

2. Разработаны частные критерии алгоритмической вероятности для случаев спектральных представлений изображений, а также обучаемых представлений изображений на основе стека автоэнкодеров.
3. Разработаны методы реконструкции, основанные на критерии информативности спектра изображения, а также на основе обучаемых представлений на базе стековых сверточных и несверточных автоэнкодеров.
4. Методы были воплощены в форме алгоритмом итеративной реконструкции и реконструкции на базе эволюционных стратегий поиска для методов восстановления изображений.
5. Экспериментально показаны: несостоятельность критерия среднеквадратичного отклонения для оценки качества результатов реконструкции и согласованность визуальной оценки качества результата реконструкции и значения критерия алгоритмической вероятности; способность метода реконструкции изображений в утерянной или поврежденной области, основанного на критерии информативности его спектра, к восстановлению структурной и текстурной информации; способность алгоритмов реконструкции, основанных на обучаемых представлениях, заполнять утерянные области на изображении релевантной информацией.

### **Публикации по теме диссертации**

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК:

1. Щербаков О.В. Сверточный автоэнкодер как генеративная модель изображений для задач выделения признаков и восстановления изображений в утерянных областях [Текст] / О.В. Щербаков, И.Н. Жданов, Я.А. Лушин // Оптический журнал. – 2015. – Т. 82. – № 8. – С. 48-53. – 0,31 п.л./ 0,17 п.л.
2. Потапов А.С. Метод предсказания на основе алгоритмической вероятности в задаче восстановления изображений в утерянных областях [Текст] / А.С. Потапов, О.В. Щербаков, И.Н. Жданов // Оптический журнал. – 2013. – Т. 80. – №11. – С. 48-53. – 0.375 п.л./ 0.15 п.л.
3. Жданов И. Н. Метод сжатия трёхмерных биомедицинских изображений на основе представления информации в виде октодеревя [Текст] / И. Н. Жданов, А. С. Потапов, О. В. Щербаков // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2012. – Т. 79. – № 3. – С.100-104. – 0.31 п.л./ 0.15 п.л.
4. Potapov A. Practical algorithmic probability: an image inpainting example [Text] / A. Potapov, O. Scherbakov, I. Zhdanov // Proc. SPIE, Sixth International Conference on Machine Vision (ICMV 2013). – 2013. – Vol. 9067. – P. 906719-906719-5. – 0.31 п.л./ 0.15 п.л.
5. Shcherbakov O. Image inpainting based on stacked autoencoders [Text] / O. Shcherbakov, V. Batishcheva // Journal of Physics: Conference Series. – 2014. – V. 536. – P. 012020. – 0.19 п.л./ 0.15 п.л.

Прочие публикации:

6. Потапов А.С. Реконструкция изображения в невидимой области по критерию информативности его пространственного спектра [Текст] / А.С. Потапов, О.В. Щербаков, И.Н. Жданов // Сборник трудов II конференции «Будущее оптики» для молодых специалистов, кандидатов наук, аспирантов и студентов оптической отрасли и смежных дисциплин. 2–3 апреля 2013. – С.48–50. – 0.19 п.л./ 0.07 п.л.

Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ:

7. Щербаков О.В. Программный модуль «Система восстановления утерянных областей на изображении на базе стека автоэнкодеров». Жданов И.Н., Потапов А.С. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2014660857. Роспатент. 17.10.2014.
8. Щербаков О.В. Программный модуль «Сжатие трёхмерных биомедицинских изображений с использованием их представления в виде октодера». Потапов А.С., Жданов И.Н. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2012618609. Роспатент. 21.09.2012.