

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования «Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики»

Факультет компьютерных наук  
Основная образовательная программа  
Прикладная математика и информатика

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**  
**ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ПРОЕКТ НА ТЕМУ**  
**"Создание нейронной сети для отображения изображений**  
**в другие домены на мобильных устройствах"**

Выполнил студент 4 курса группы БПМИ181

Сапожникова Дарья Александровна

Руководитель ВКР:

доцент,  
Департамент больших данных и информационного поиска  
Соколов Евгений Андреевич  
Со-руководитель ВКР:

Project Leader,  
Samsung AI  
Харlamov Алексей Владиславович

Москва 2022

# Содержание

<b>1 Введение</b>	<b>4</b>
<b>2 Обзор литературы</b>	<b>5</b>
2.1 Image inpainting . . . . .	5
2.1.1 Последовательные методы . . . . .	5
2.1.2 Нейросетевые подходы . . . . .	6
2.2 Brushstroke transfer . . . . .	7
2.2.1 Style Transfer . . . . .	7
2.2.2 Brushstroke analysis . . . . .	7
<b>3 Методология</b>	<b>8</b>
3.1 Структура модели . . . . .	8
3.2 Моделирование мазка . . . . .	9
3.3 Оценка полученных результатов . . . . .	10
<b>4 Бейзлайн</b>	<b>10</b>
<b>5 Выделение характерного мазка</b>	<b>11</b>
5.1 Выделение параметров мазка . . . . .	12
5.2 Дополнительный штраф на среднее отклонение от средних параметров мазка . . . . .	13
<b>6 Замощение мазками</b>	<b>15</b>
<b>7 Финальный трансфер стиля</b>	<b>15</b>
<b>8 Эксперименты</b>	<b>17</b>
8.1 Подбор параметров мазков . . . . .	17
8.2 Введение новых функций потерь . . . . .	17
8.3 Общие результаты . . . . .	19
<b>9 Заключение</b>	<b>21</b>



# Аннотация

Решение задачи инпейнтина подразумевает под собой восстановление отсутствующих участков изображений. Однако в случае решения этой задачи над картинами с четко выраженной структурой мазков выдаваемый результат зачастую выглядит искусственно, так как мазки не являются настолько же четко выраженнымми. В этой работе мы представляем надстройку над инпейнтином изображений, которая позволяет извлечь из изображения параметры стилистики мазков автора и перенести их на генерируемое изображение.

## Abstract

The inpainting problem is based on the restoration of missing image areas. However, in the case of solving this problem on paintings with a clearly defined stroke structure, the output result often arises artificially, since the strokes are not so clearly expressed. In this work, we present an image engineering add-on that allows you to improve the image parameters of the author's brush strokes and transfer them to the generated image.

*Ключевые слова: инпейнтинг изображений, трансфер стиля, параметры мазка, контур, пуантилизм*

# 1 Введение

Суть задачи инпейнинга заключается в восстановлении отсутствующих или поврежденных частей изображений таким образом, что незаметным образом наблюдателем, не знакомым с исходными изображениями, не заменит неестественности нового изображения. В современном мире область применения методов инпейнинга варьируется от реставрации старых фотографий, картин до удаления лишних объектов с новых изображений, таких как текст, лишние фигуры людей, реклама.

Данная работа сфокусируется на аспекте восстановления картин, написанных людьми. Если рассматривать факторы, которые обращают внимание люди при анализе картин, то большое внимание уделяется физической стороне создания изображения, как, например, составу и однообразности красок, структуре мазков. В данном случае мы фокусируемся на последнем аспекте. Ориентация, форма и распределение мазков ([van Dantzig et al. \(1973\)](#)) зачастую позволяют определить автора изображения и в том числе позволяют удостовериться в аутентичности исследуемой картины. Поэтому важно при решении задачи импейнинга на реальных работах художников удостовериться, что сгенерированная заплатка максимально соответствует стилю работы автора. Особенно это важно, если модель применяется с целью реконструировать поврежденное изображение, для которого не существует сохранившегося дубликата.

Примером картин, для которых необходимо наблюдать за четкостью мазков, могут являться работы пуантилистов, где отсутствует смешение красок и плавные переходы между областями, а вся работа состоит из неизолированных мазков четкой, правильной формы.

Ключевая цель данной работы - ввести в решение задачи инпейнинга для картин переменную, отвечающую за четкое сохранение стиля работы художника, выраженное в физическом подражании его мазкам. Для достижения этого были выделены соответствующие подзадачи:

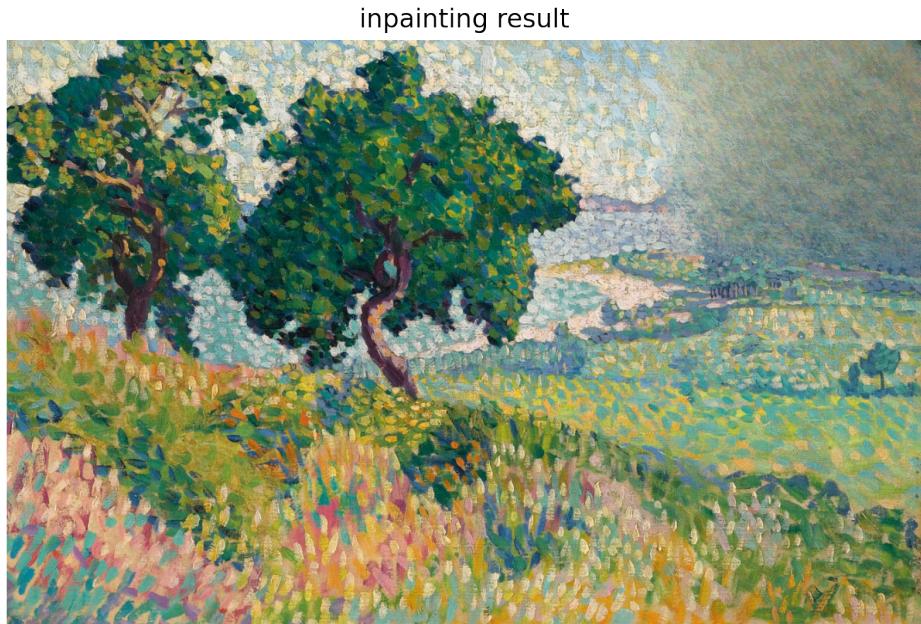


Рис. 1.1: Пример инпейнтина (LaMa), демонстрирующий потерю стиля мазков автора картины при инпейнтинге квадрата в правом верхнем углу изображения

- 1 Необходимо изучить существующие методы инпейнтина изображений и переноса стиля мазков, которые были предложены в последние годы
- 2 Изучить результаты работы этих моделей, указать на возможные модификации в них.
- 3 Рассмотреть пайплайн из последовательного применения моделей инпейнтина и трансфера стилей.
- 4 Рассмотреть пайплайн на основе совместного решения двух задач (инпейнting и трансфер стиля)

## 2 Обзор литературы

### 2.1 Image inpainting

#### 2.1.1 Последовательные методы

Ранние подходы к инпейнтину основывались на поиске соответствующих патчей на фоне изображения, которые могли бы заменить утерянные участки

(J. Hays and A. A. Efros (2007)). Данные модели опираются на гипотезу о том, что если пространство изображений фактически бесконечно, то пространство различных сцен на самом деле не так уж велико и способно быть представлено в достаточном объеме в выборке изображений определенной величины. Эти подходы хорошо работают, особенно в задачах рисования фона, и широко используются в практических приложениях (C. Barnes et al. (2009)). Однако, предположение, что отсутствующие участки могут быть найдены где-то в фоновых областях, не позволяет подобным моделям работать со сложными структурами с нестандартной динамикой и пространством для изменения (например, с лицами)

Альтернативным вариантом инпейнинга является диффузное заполнение области от краев к центру на основе окружающего контекста (H. Li et al. (2017)), однако подобный подход применим лишь для заполнения малых или узких кусков изображения.

### 2.1.2 Нейросетевые подходы

Использование сверточных нейронных сетей позволяет больше работать со структурой, заложенной в изображении. Примером подобной модели может служить модифицированная архитектура U-Net - Shift-Net (Z. Yan et al. (2018)), где в модель был добавлен shift-connection слой, соединяющий выход из энкодера для признаков известных областей и декодера для признаков частей для восстановления, что позволило повысить точность восстановления изображения в контексте мелкой детализации. Также широкое применение имеют сверточные сети, основанные на структуре энкодер-декодер, благодаря чему достигается большая правдоподобность сохранения структуры изображения и общего его контекста (Y. Zeng et al. (2019)).

Дополнительно, широкое распространение имеют методы, основанные на Generative Adversarial Networks (GAN). Так объединение GAN и генератора на основе энкодера-декодера (L. Jiao et al. (2019)) позволило сгладить переход от реальной части изображения к сгенерированной и стабилизировать

сходимость функции потерь при реконструкции. Для повышения же качества работы моделей в областях со сложной структурой изображения (высокое разрешение, сложная геометрия) в методе LaMa ([R. Suvorov et al. \(2022\)](#)) были использованы быстрые свертки Фурье для расширения рецептивного поля. Методы, основанные на GAN, дают ощутимый выигрыш по качеству работы алгоритма, но стоит обратить внимание на то, что для них также ниже скорость обучения и требуется использование для обучения высокопроизводительных машин, что снижает доступность обучения этих моделей.

## 2.2 Brushstroke transfer

### 2.2.1 Style Transfer

Одним из первых примеров переноса стиля одного изображения на другого можно считать работу ([A. Efros and . Freeman \(2001\)](#)), в который результат достигался за счет "сшивания" с перекрытием патчей стилистического изображения. Наибольшую популярность в настоящее время имеют модели, основанные на нейронных сетях. Ключевым примером таковых можно считать ([L. Gatys et al. \(2016\)](#)), где изображение со стилем объединяются итеративно, с использованием VGG и матриц Грама для отслеживания потерь при обучении. Далее подход на основе VGG был дополнен (([Xun Huang and Serge Belongie et al. \(2017\)](#)) обучив feed-forward network компенсировать среднее значение и стандартное отклонение для величин признаков VGG, чтобы они соответствовали величинам для данного стилевого изображения.

### 2.2.2 Brushstroke analysis

Ранним примером моделей, посвященных анализу структуры штрихов, можно считать методы, которые основываются на кластеризации и графовые методы. Одним из первых применений таких моделей можно считать изучение истории создания изображений ([M. Shahram et al. \(2009\)](#), ([Y. Kuang et al. \(2011\)](#))), представленные в работах методы позволяли восстановить геомет-

рию штриха частично перекрытого сверху новым штрихом.

Альтернативным вариантом является отдельная параметризация мазка, тем самым задавая им некоторую конкретную характеристику, которую надо установить для данной работы, а потом - перенести трансфером для следующий. Так, например в работе (([N. Zheng, Y. et al. \(2019\)](#))) для задания штриха использовался список якорных точек для данного движения кисти определенного радиуса, со сменными параметрами давления на кисть в каждой точке. Таким образом приближался почерк человека при письме. Альтернативным примером параметризации параметризации можно считать использование кривой Безье (([D. Kotovenko et al. \(2021\)](#))). Данный метод позволяет хранить меньше информации для данного мазка, но все же при этом упрощая его структуру, так как теряется потенциальная гибкость длинного движение и значительное изменения толщины штриха по ходу движения кисти.

## 3 Методология

### 3.1 Структура модели

Архитектуру решения задачи можно разбить на такие ключевые этапы

- 1 Генерация первой версии изображения, для восстановления первичной структуры изображения.

На данном этапе генерируется основное распределение пятен цвета со своей структурой перехода. Однако, данное изображение еще лишено четко выраженной текстуры, соответствующей стилевому изображению, поэтому проводятся дальнейшие шаги

- 2 Трансфер стилистики мазков с остатка изначального изображения на сгенерированную первичную структуру

Таким образом, разбиение на мазки сохраняет в себе геометрию структур, полученных на предыдущем этапе, однако цветовым пятнам при-

дается форма более приближенная к стилевому изображению

- 3 Дополнительный трансфер стиля с остатка изначального изображения на обработанную первичную структуру

Финальный шаг усложняет полученное изображение, снова возвращая на него более сложные текстурные элементы краски, которые имеются на стилевом изображении, а также заполняет образовавшееся негативное пространство между мазками

## 3.2 Моделирование мазка

Для трансфера стиля необходимо задать способ его характеристики, чтобы иметь возможность различать объекты разного происхождения друг от друга.

Подобно ([D. Kotovenko et al. \(2021\)](#)), каждый мазок в данной модели будет представлять из себя цветную полосу, описываемую квадратичной кривой Безье, которая удовлетворяет подобному уравнению

$$B(t) = (1-t)^2 P_0 + 2(1-t)tP_1 + t^2 P_2, \quad 0 \leq t \leq 1$$

где  $P_0$  и  $P_2$  задают начало и конец кривой, а  $P_1$  - отвечает за определение характера изгиба кривой.

Тем самым, каждый мазок несет в себе такую информацию:

1 Ширина Мазка

2 Цвет мазка

3 Траектория мазка, заданная тремя точками - его началом, окончанием и точкой, характеризующий место перегиба

Таким образом, на этапе трансфера стилистики мазков работа ведется не с пространством пикселей, а с пространством параметром мазков, которые после отдельно переносятся на холст. При этом акцент в данной части



(a) Original Image



(b) LaMa



(c) LaMa + Brush transfer

Рис. 4.1: Результат инпейнтинга

оптимизации делается на геометрические, нежели цветовые характеристики мазка, поскольку на следующем этапе оптимизация изображения по цвету будет проводиться еще раз.

### 3.3 Оценка полученных результатов

Для оценки качества результатов относительно качества восстановления изображений будет использоваться метрика FID ([M. Heusel et al . \(2017\)](#)) Где FID — это начальное расстояние Фреше, которое измеряет расстояние между распределениями признаков из восстановленных изображений и реальных изображений.

## 4 Бейзлайн

В качестве бейзлайна будет рассматриваться стандартный инпейнтинг изображения. В качестве модели берется Large Mask inpainting (LaMa) модель ([R. Suvorov et al. \(2022\)](#)), позволяющая качественно работать со сложной

геометрической структурой мазков.

В первую очередь необходимо провести сравнение данной модели с тем, какие результаты покажет перенос стиля мазков художника поверх сгенерированного изображения. Для этого восстановленный LaMa участок изображения передается дальше модели трансфера стиля. В качестве модели для трансфера рассматривалась ([D. Kotovenko et al. \(2021\)](#)). При этом для выделения стиля изображения использовалась оставшаяся часть картины-оригинала.

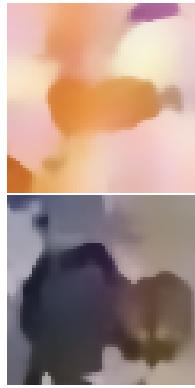
Как видно на Рис 4.1 последовательное применение двух моделей приводит к сильной погоней за локальной текстурой, в то время как динамика мазков, четко прослеживаемая на результате работы инпейнинга, теряется полностью, сохраняя лишь общий факт того, что перед нами мазки, однако к оригинальному изображению их уже не отнести.

В данной работе в качестве первого архитектурного элемента берется тоже результат инпейнинга LaMa, то нам важно выделить ключевой ряд проблем, с которыми мы должны бороться при решении данной задачи

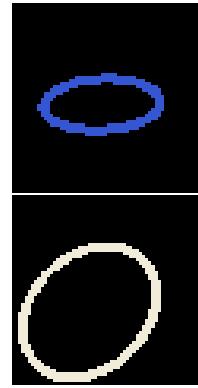
- 1 Слишком сильная фокусировка на цвете стилевого изображения в целом, хотя нам более важно сохранить цвет результата инпейнинга
- 2 Слишком сильное приближение всех деталей сгенерированного инпейнинга, из-за чего часть мазков полностью теряет свою стилистику

## 5 Выделение характерного мазка

Наша задача - не допустить того, чтобы модель стала искусственно сужать или уменьшать мазки для того, чтобы лучше отобразить частные детали изображения. Требуется, наоборот, противное - мы должны выделить ключевые зоны мазков при их помощи, в то время как мелкие детали в крайнем случае представляются при помощи негативного пространства. Для этого можно



(a) Found brushstroke



(b) Chosen parameter

Рис. 5.1: Результат инпейнтинга

- 1 Установить параметры мазков, предпочтаемые автором оригинальной работы и использовать их как золотой стандарт среднего мазка при инициализации
- 2 Ввести штраф, зависящий от среднего отклонения от заданной величине мазка и добавим его к функции потерь

## 5.1 Выделение параметров мазка

Для этого необходимо обработать стилевое изображение. Для этого найдем параметры части случайно выбранных мазков и посмотрим на изменение усредненного значения.

Ключевые параметры, который выделяют мазок на фоне других - единообразие цвета и характерная выделенность границ. Однако не всегда цветовое единство сохраняется в полной мере на обрабатываемом изображении - цвет может меняться из-за разного положения относительно источника цвета, естественных неровностей краски, неравномерного выцветания. Для учета этих факторов на изображение накладывается гауссовый блюр. Тем самым, сохраняя важные для характеристики параметры мазка, но убирающие при этом цветовые дефекты.

Далее для каждой точки определяется содержащий ее мазок. Для этого рассматриваются пиксели "схожего" цвета, которые находятся в пределах некоторого окна от выбранного. После чего у фигуры, образованной пиксе-

лями данных цветов выделяются контур, после чего выбирается тот контур максимального размера, содержащий выбранную точку. Данный контур будем считать ограничивающий мазок, содержащий данную точку. Осталось подобрать параметры данного мазка. В рассматриваемых работах пантилистов мазки характеризуются своей простотой, отсутствием ярко выраженных изгибов, ведь они оставлены лишь коротким касанием кисти к холсту. Поэтому основными характеристиками в данном случае будут длина и ширина мазка. Чтобы определить их, заключим выделенный контур в эллипс и выделим большую и меньшую оси.

## 5.2 Дополнительный штраф на среднее отклонение от средних параметров мазка

Данный штраф направлен на то, чтобы не дать мазкам, как это происходило в случае с рассмотрением бейзайна, стать длинными тонкими линиями, которые четко очерчивают все неровности сгенерированного холста, но при этом зачастую забывают о том, стиль каких мазков они должны моделировать. Поэтому в функцию потерь добавляются 2 слагаемых, отвечающих за длину и ширину мазков, соответственно.

В отличии от ширины, которая является напрямую оптимизируемым параметром, длина есть выражается через 3 отдельных параметра, определяющих положение кривой на плоскости - точки начала, конца и перегиба кривой. Тогда напрямую выведем аналитическую формулу длины квадратичной кривой Безье через эти точки. Для начала перегруппируем формулу самой кривой

$$B(t) = (1-t)^2 P_0 + 2(1-t)tP_1 + t^2 P_2 = P_0 + t(-2P_0 + 2P_1) + t^2(P_0 + P_2 - 2P_1)$$

После чего сделаем замену переменных, убрав сложные коэффициенты пе-

ред одночленами:  $K = P_0$ ;  $L = -2P_0 + 2P_1$ ,  $M = P_0 + P_2 - 2P_1$

$$B(t) = K + Lt + Mt^2$$

Тогда для кривой такого вида, где параметр принадлежит  $[0, 1]$ , длину можно вычислить как

$$L = \int_0^1 \sqrt{M^2x^2 + 2MLx + (L^2 + 1)} dx$$

Тогда выразим длину для кривой подобного вида в более общем случае относительно коэффициентов:

$$\begin{aligned} L(A, B, C) &= \int_0^1 \sqrt{Ax^2 + Bx + C} dx = \sqrt{A} \int_0^1 \sqrt{x^2 + 2\frac{B}{2A}x + \frac{C}{A}} dx = \\ &= \sqrt{A} \int_0^1 \sqrt{\left(x + \frac{B}{2A}\right)^2 + \left(\frac{C}{A} - \frac{B^2}{4A^2}\right)} dx = \sqrt{A} \int_{\frac{B}{2A}}^{1+\frac{B}{2A}} \sqrt{u^2 + \left(\frac{C}{A} - \frac{B^2}{4A^2}\right)} du = \\ &= \frac{\sqrt{A}}{2} \left( \frac{2A+B}{2A} \sqrt{\frac{2C+A}{A}} + \left( \frac{4AC-B^2}{4A^2} \log \left( \sqrt{\frac{2C+A}{A}} + \frac{2A+B}{2A} \right) \right) \right) - \\ &\quad - \frac{\sqrt{A}}{2} \left( \frac{B}{2A} \sqrt{\frac{C}{A}} + \left( \frac{4AC-B^2}{4A^2} \log \left( \sqrt{\frac{C}{A}} + \frac{B}{2A} \right) \right) \right) \end{aligned}$$

В случае квадратичной кривой Безье будут верны следующие замены  $A = M^2$ ;  $B = 2ML$ ;  $C = L^2 + 1$ . Тогда на основе этого вводимые формулы функции потеря выглядят так для одного рассматриваемого мазка

$$L_{length}(P_0, P_1, P_2) =$$

$$= (L((P_0+P_2-2P_1)^2, 2(P_0+P_2-2P_1)(-2P_0+2P_1), (-2P_0+2P_1)^2+1) - L_{approx})^2$$

$$L_{width}(W) = (W - W_{approx})^2$$

Параметр отклонения берется усредненный по всем мазкам

## 6 Замощение мазками

Расположение мазков на холсте же производится из расчета на то, что в работах пуантилистов присутствует эта единообразность заполнения холста мазками - поэтому мазки равномерно распределяются по холсту, все ориентированные в одном направлении с одной длиной и шириной, которую мы рассчитали в 5.1. Далее модель уже будет оптимизироваться относительно параметров мазков - их положения на холсте и ширине. Однако цвет при оптимизации в данном моменте трогаться не будет - единообразность структуры мазка не должна позволить ему уйти на значительное расстояние от начальной инициализации, поэтому ввиду отсутствия радикальной контрастности цветов в генерируемых изображениях, изменение цвета будет незначительным. При этом мы избавляемся от необходимости 2 раза подстраивать цвет под стилистику стилевого изображения, тем самым дальше уходя от распределения цветов на оригинальном изображении.

Оптимизация же мазков происходит аналогично [D. Kotovenko et al. \(2021\)](#). Имеющиеся на данном шаге мазки переносятся на холст, получая тем самым визуализацию существующего расположения мазков, зависящую от параметров мазков, после чего происходит оптимизация на основе предобученной VGG-19, аналогичная предложенной [L. Gatys et al. \(2016\)](#), с учетом добавления предложенных в 5.1 функций потерь.

## 7 Финальный трансфер стиля

Полученное на предыдущих шагов изображение отличается от реальных картин наличием несоразмерного негативного пространства и простотой структуры мазков. Чтобы привести его к более реалистичного опять же аналогично [L. Gatys et al. \(2015\)](#) происходит попиксельная оптимизация полученного



Рис. 6.1: Пример переноса стиля мазков на реальную фотографию

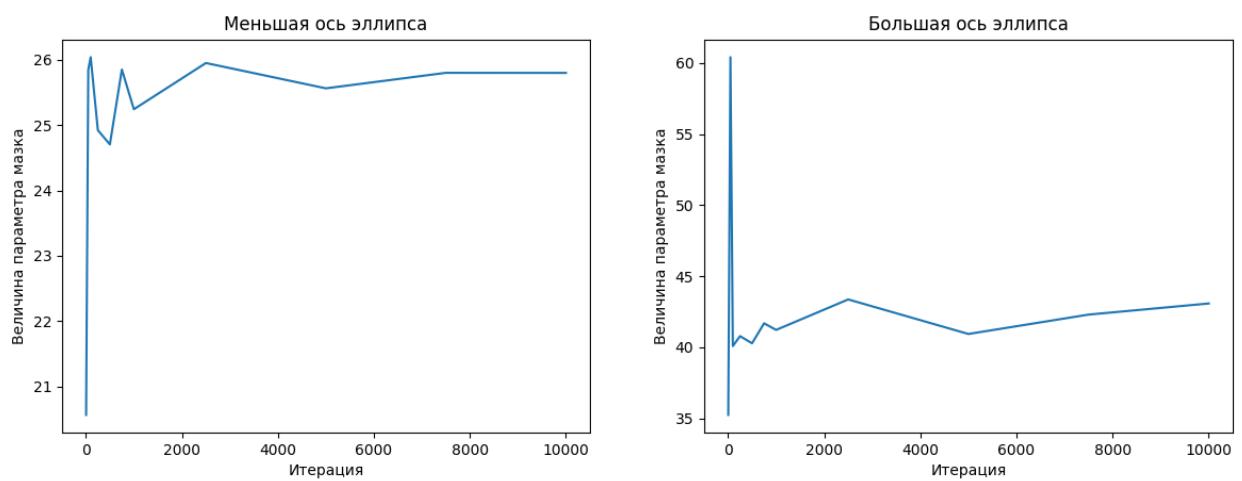


Рис. 8.1: Влияние величины сэмплинга на определение параметров мазков, фиксированная ширина окна - 60

изображения относительно оставшейся части изначального изображения, как стилевого. Таким образом переносится информация о взаимном взаимодействии мазков, их смешении а также о текстуре самой краски и освещении. Именно на этом этапе происходит цветовая корректировка изображения в целом относительно стилевого, ибо до этого вся работа шла лишь относительно цвета инпейн팅а.

# 8 Эксперименты

## 8.1 Подбор параметров мазков

Важно отметить, что мы не можем выделять контур у объекта схожего цвета на всем изображении, ведь нам нужны параметры отдельного мазка, а не кластера, содержащего его в больших количествах. Поэтому для каждого изображения отдельно подбирается параметр рассматриваемого окна вокруг пикселя, задающего изучаемый в данный момент мазок.

Величина окна для этого равномерно увеличивается, и каждый раз после увеличения пересчитываются усредненные параметры мазков. Увеличение происходит до того момента, пока не прекратится. А так как особенностью работ пуантилистов является то, что мазки отличаются своей единообразностью, поэтому достаточно сделать достаточно большое количество сэмплов, чтобы для данного окна значение стабилизировалось. Данный порог подбирался экспериментально, с учетом того что мы не можем бесконечно растить окно, чтобы оно не вобрало в себя слишком много мазков аналогичного цвета, что затруднит их разделение, был установлен порог в 0.9 на изменение величины параметров мазка. Если в какой-то момент изменение при увеличении окна не превысит данный порог, то мы считаем, что достигли стабильного состояния.

## 8.2 Введение новых функций потерь

Length Loss и Weight Loss в ходе эксперимента вводились как в модель, описываемую в данной работе, так и в базовую модель, представленную в [D. Kotovenko et al. \(2021\)](#). Таким образом была проведена дополнительная оценка работы данных функций потерь на нескольких моделях, чтобы сформировать представление о единообразности ее работы в случае разных подходов к инициализации штрихов.

### 1 Функция потерь, зависящая от длины

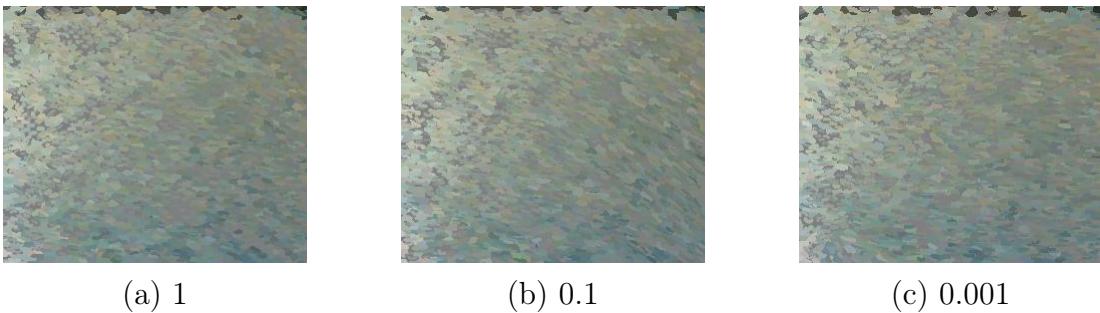


Рис. 8.2: Влияние веса при функции потерь от длины изображения на генерируемое замощение

В случае оптимизации длины слишком большой вес приводит к тому, что в разы снижается вариативность изменения, поэтому при значительном увеличении параметра веса изображение становилось более статичным и меньше менялось на протяжении обучения (поскольку теперь мазки могли, по сути, только поворачиваться, сохраняя свой цвет и пожирать собой другие мазки, расширяясь, тем самым снижалось качество приближения).

## 2 Функция потерь, зависящая от ширины мазка

Однако в случае оптимизации ширины мазка при прочих фиксированных параметрах мы наблюдаем противоположную картину - увеличение веса приводит к увеличению площади негативного пространства на изображении (Рис 8.3), так как часть мазков становится крайне широкой, в то время как другая часть - наоборот сжимается в узкую линию, тем самым сильнее акцентируясь на . а в следствии - понижению FID, поскольку негативное пространство не несет в себе дополнительной информации о том, что на этом месте происходило в выдаче инспеинтинга.

Применение же данных функций потерь к ([D. Kotovenko et al. \(2021\)](#)) радикально уменьшить длину используемых мазков (Рис 8.4), а так же, как будет показано далее понизить FID у финального предсказания.



(a) 0.01

(b) 0.0001

(c) 1e-6

Рис. 8.3: Влияние веса при функции потерь от ширины изображения на генерируемое замощение



(a) Без использования Length Loss

(b) С использованием Length Loss

Рис. 8.4: Влияние оптимизации по длине у [D. Kotovenko et al. \(2021\)](#)

### 8.3 Общие результаты

Примеры работы модели можно увидеть на Рис 8.5. Как видно, ни инпейнтинг, не последующие операции не восстанавливают точный сюжет, отображеный на выбранном участке изображения, однако общая динамика происходящего, цветовая гамма и структура мазков после трансфера стиля восстанавливается более точно, нежели на самом инпейнтинге.

Датасет для проведения экспериментов состоял из 40 картин пуантилистов. В ходе эксперимента для каждой из них случайным образом выбиралось по 15 квадратов 256x256, которые проходили независимо через процедуру инпейнтинга, стилизации мазков и трансфера стиля. Для трансфера стиля бралось оригинальное изображение с вырезанной вертикальной полосой, содержащей выбранный отрезок

Из таблицы 8.1 видно, что применение введенного лосса улучшает FID, однако наибольшую роль играет последующее применение стилевого транс-

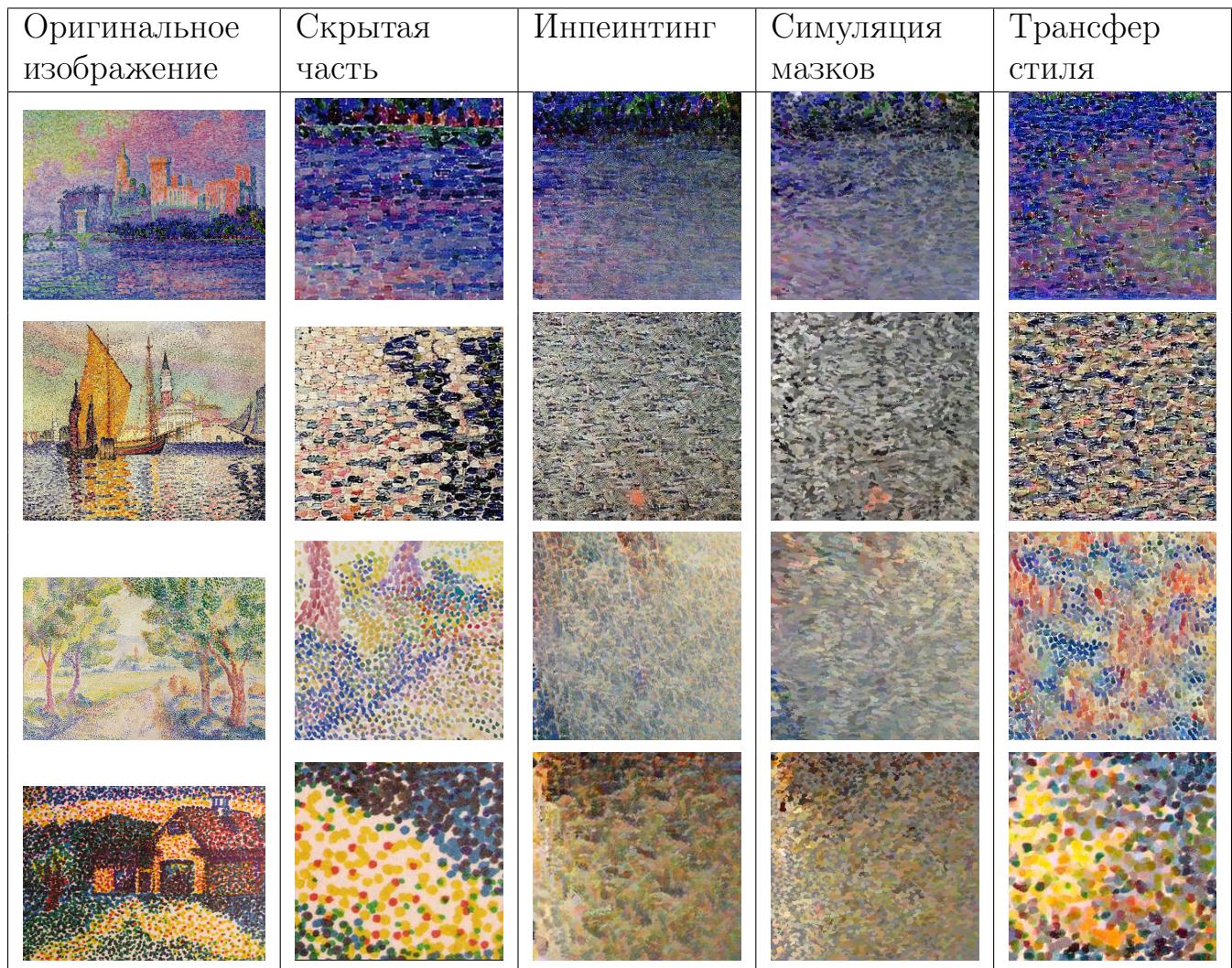


Рис. 8.5: Результаты восстановления изображений

фера.

Результаты	
Model	FID
LAMA + Brushstroke Transfer	232.431
LAMA + Brushstroke Transfer + Length Loss	220.659
Proposed Method with Length Loss	<b>153.197</b>
Proposed Method without Length Loss	171.044
LaMa + Neural transfer	166.378
LaMa	253.967

Таблица 8.1: Примеры замощения (по порядку слева направо - инпейнтиング, приближение мазками, трансфер стиля)

## **9 Заключение**

В данной работе был предложен метод, который позволяет дополнительно переносить художественный стиль изображения в стиле пуантилизм при ин-пейнинге изображений, путем внедрения в пайплайн дополнительного этапа представления изображения в формате мазков, чьи параметры были извлечены из оригинального изображения. Было продемонстрировано, что данный метод позволяет повысить качество стилизации.

## Список литературы

1. C. Barnes, E. Shechtman, A. Finkelstein, and D. B. Goldman. Patchmatch: A randomized correspondence algorithm for structural image editing. ACM Transactions on Graphics (TOG) (Proceedings of SIGGRAPH 2009), 2009
2. van Dantzig, M.M.: Pictology. E.J.Brill, Leiden (1973)
3. J. Hays and A. A. Efros. Scene completion using millions of photographs. In ACM Transactions on Graphics (TOG). ACM, 2007.
4. Morteza Shahram, David G. Stork, and David Donoho "Recovering layers of brush strokes through statistical analysis of color and shape: an application to van Gogh's Self portrait with grey felt hat", Proc. SPIE 6810, Computer Image Analysis in the Study of Art, 68100D, 2008
5. Yubin Kuang, David G. Stork, and Fredrik Kahl "Improved curvature-based inpainting applied to fine art: recovering van Gogh's partially hidden brush strokes", Proc. SPIE 7869, Computer Vision and Image Analysis of Art II, 78690I, 2011
6. Yan Z, Li X, Li M, Zuo W, Shan S Shift-net: Image inpainting via deep feature rearrangement.In: Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV), pp 1–17 (2018)
7. Dmytro Kotovenko and Matthias Wright and Arthur Heimbrecht and Björn Ommer Rethinking Style Transfer: From Pixels to Parameterized Brushstrokes CVPR (2021)
8. Ningyuan Zheng, Y. Jiang, and Ding jiang Huang. Strokenet: A neural painting environment. In Int. Conf. Learn. Represent., (2019.)
9. Alexei A. Efros and William T. Freeman. Image quilting for texture synthesis and transfer. In Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer

- Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH '01, page 341–346, New York, NY, USA, (2001). Association for Computing Machinery.
10. Li H, Luo W, Huang J Localization of diffusion-based inpainting in digital images. *IEEE TransInf Forensics Secur* 12(12):3050–3064 (2017)
  11. Zeng Y, Fu J, Chao H, Guo B Learning pyramid-context encoder network for high-quality imageinpainting. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp1486–1494 (2019)
  12. Suvorov, R., Logacheva, E., Mashikhin, A., Remizova, A., Ashukha, A., Silvestrov, A., Kong, N., Goka, H., Park, K., Lempitsky, V.: Resolution-robust large mask inpainting with fourier convolutions. In: IEEE Winter Conf. Applications of Comput. Vis. (2022)
  13. Jiao L, Wu H, Wang H, Bie R Multi-scale semantic image inpainting with residual learning and GAN. *Neurocomputing* 331:199–212 (2019)
  14. Leon A. Gatys, Alexander S. Ecker, and Matthias Bethge. Image style transfer using convolutional neural networks. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, (2016)
  15. Xun Huang and Serge Belongie. Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In *Int. Conf. Comput. Vis.*, (2017)
  16. Gatys L. A., Ecker A. S., Bethge M. A neural algorithm of artistic style //arXiv preprint arXiv:1508.06576. (2015)
  17. Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium / M. Heusel et al // Advances in neural information processing systems. — (2017). — T. 30.

## 10 Приложение 1. Реализация

Подобранные гиперпараметры	
Параметр	Значения
VGG-слои в стилизации мазков. Content loss	'conv1_1', 'conv2_1', 'conv3_1', 'conv4_1', 'conv5_1'
VGG-слои в стилизации мазков. Style loss	'conv4_1', 'conv5_1'
Bec content loss в стилизации мазков	1.0
Bec style loss в стилизации мазков	3.875
Bec total variation loss в стилизации мазков	0.008
Bec weight loss	1e-6
Bec length loss	0.1
VGG-слои в финальной стилизации. Content loss	'conv1_1', 'conv2_1', 'conv3_1', 'conv4_1', 'conv5_1'
VGG-слои в финальной стилизации. Style loss	'conv1_1', 'conv2_1', 'conv3_1', 'conv4_1', 'conv5_1'
Bec content loss в финальной стилизации	1.0
Bec style loss в финальной стилизации	10000.0

Github - <https://github.com/dsapoggit/brushstroke-inpainting>