

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации  
Федеральное государственное автономное образовательное  
учреждение высшего образования  
«Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королева»

Институт информатики, математики и электроники  
Факультет информатики  
Кафедра технической кибернетики

### **Отчёт о научно-исследовательской работе**

**бакалавра**

**Семестр 5**

Направление подготовки: 01.03.02 Прикладная математика и информатика:  
Профиль "Компьютерные науки"

Студент Гусев Илья Александрович группы 6308-010302D факультета  
информатики

Тема научно исследовательской работы: «Обнаружение следов применения  
методов реконструкции цифровых изображений».

Научный руководитель: Мясников Владислав Валерьевич д.ф – м.н, доцент,  
профессор каф. ГИ и ИБ Самарского национального исследовательского  
университета имени академика С.П. Королева

Научный руководитель

 Мясников В.В.  
(подпись)

“30” декабря 2021 г.

Студент

 Гусев И.А.  
(подпись)

“30” декабря 2021 г.

**Самара 2021**

## **РЕФЕРАТ**

**Отчет об учебной практике:** 28 страниц, 19 рисунков, 1 таблица, 10 источников.

### **РЕКОНСТРУКЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ, РЕТУШИРОВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ЭКСПЕРТИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ, ОБНАРУЖЕНИЕ ОКРАШИВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Объектом исследования являются алгоритмы обнаружения следов реконструкции цифровых изображений

Цель работы – ознакомление с темой и изучение эффективных методов, обнаружения следов реконструкции цифровых изображений.

Описаны два подхода ретуширования. Описаны два метода распознавания ретуширования, первый применяется для обнаружения диффузного рисования, второй метод анализирует изображение на предмет появления ретуширования с использованием СНС.

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	4
1 Обнаружение следов реконструкции цифровых изображений.....	5
1.1 Локализация диффузного окрашивания .....	5
1.1.1 Идея диффузионного метода рисования .....	7
1.1.2 Метод локализации диффузии.....	9
1.2 Перерисовка на основе патчей.....	13
1.2.1 Алгоритм CRIMINISI .....	13
1.2.2 Сверточные нейронные сети – СНС .....	15
1.2.3 Обнаружение подделок цифровых изображений с использованием СНС .....	16
2 Результаты обнаружения ретуширования.....	19
2.1 Результаты обнаружения диффузного окрашивания .....	19
2.2 Результаты обнаружения подделки изображений с помощью СНС .....	21
3 БД с требуемыми для экспериментов данными .....	25
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	26
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	27

## **ВВЕДЕНИЕ**

В современном мире с развитием цифровых технологий подделка изображений является очень распространённым явлением, что ставит под сомнение надёжность цифровой информации.

Исключить вероятность подделок невозможно, но учёные уделяют пристальное внимание возможности отслеживания модификаций изображений. Эта проблема является крайне актуальной, так как модификации изображений могут кардинально искажать информацию, представленную на нём, что может ввести в заблуждение большие массы людей, также государственные органы.

В данной работе рассмотрены распространённые методы ретуширования[1] и методы обнаружения реконструкции изображений, где реконструкция понимается под ретушью изображения.

Приведены результаты обнаружения ретуширования с помощью описанных методов.

## **1 Обнаружение следов реконструкции цифровых изображений**

Реконструкция изображений, она же ретушь оставляет очевидные следы, что ставит необходимостью разработать автоматизированные методы для обнаружения ретуши.

В данной работе будут рассмотрены два метода ретуширования изображений, методы, основанные на диффузии и методы, основанные на патчах.

Эти методы рисования оставляют следы, которые часто заметны не вооруженным глазом в контексте изображения, но могут быть и неочевидными, что делает актуальной проблему их обнаружения.

Рассмотрим метод, обнаруживающий изменение изображений на основе диффузии.

### **1.1 Локализация диффузного окрашивания**

Области, изменённые методами рисования на основе **диффузии** это чаще малые области изображения, так как при применении диффузии для реконструкции довольно большой части изображения результат представляет собой размытое пятно, что сильно заметно человеку при оценке изображения и очевидно противоречит контексту изображения (см. рисунок 1).



Рисунок 1 – Пример ретуши изображения методом на основе диффузии [2]

Область, выделенная контуром, представляет собой результат ретуширования изображения основанного на диффузии. Как видно из рисунка 1 при больших размерах наблюдается размытие, которое присутствует также и при ретушировании малых областей, но незаметно для зрительного восприятия.

Данную проблему и решает метод обнаружения **диффузного окрашивания** цифровых изображений, о котором автор пишет в [2].

В [2] автор для начала определяет, на что опираться при обнаружении окрашенной и неокрашенной областей на изображении. Процесс диффузии при рисовании оставляет заметные следы, которые отражаются в изменении направлении **лапласиана** (оператор Лапласа, производная маска второго порядка, выделяющая внешние и внутренние края изображения), перпендикулярного градиенту, в неокрашенных областях и окрашенных оно

сильно различается. Далее создаётся набор функций, предназначенный для анализа артефактов, возникающих при рисовании на основе диффузии, которые основаны на внутриканальных и межканальных локальных изменениях свойств областей изображения, что позволяет локализовать окрашенные области [2].

### 1.1.1 Идея диффузионного метода рисования

Изображение размером  $N * M$ , можно рассматривать как **двумерную функцию**  $I$  из области  $D$ , по формуле 1:

$$I: D \rightarrow R^m, \quad (1)$$

где  $D = \{x = 0, 1, \dots, M; y = 0, 1, \dots, N\} \in R^2$ , представляет собой двумерное пространство пикселей, а  $m$  количество цветовых каналов, при  $m = 3$  имеем цветовой канал RGB [2].

Неокрашенное изображение  $I^0$ , с известной областью  $S$  и неизвестной областью  $\Omega$  (смотри рисунок 2).



Рисунок 2 – Неокрашенное изображение; чёрная область неизвестна [2]

Окрашивание производится с использованием известной области  $S = D - \Omega$ . Методы, основанные на диффузии, используют **дифференциальные уравнения** (PDE) для представления структуры изображения внешней известной и внутренней неизвестной[2].

При рисовании изображения на основе диффузии встают два вопроса, как описать область для рисования и направить размножение информации из внешней области.

Далее описан метод Бертальмио [1]. Лапласиан используется в качестве определения гладкости для описания локальной структуры изображения, направленного вдоль направления **изофот** изображения, которые перпендикулярны градиенту изображения в каждом пикселе. Алгоритм представим в виде следующего уравнения:

$$I^{t+1}(x, y) = I^t(x, y) + t' \times dI^t(x, y), \quad \forall (x, y) \in \Omega \quad (2)$$



где  $t$  – время итерации,  $t'$  – скорость обновления интенсивности пикселей и  $dI^t(x, y)$  – сигнал обновления для  $I^t(x, y)$ , а  $dI^t(x, y)$  представлена в виде следующей формулы:

$$dI^t(x, y) = \nabla(\Delta I^t(x, y)) \times \nabla I^{t\perp}(x, y), \quad (3)$$

где  $\nabla$  оператор градиента,  $\Delta I$  изображение Лапласианы, а  $\nabla I^\perp$  направление изофоты, перпендикулярное направлению градиента,  $dI^t(x, y)$  – производная по изофотному направлению.

В начальный момент  $t = 0$  и  $I^t = I^0$ , после нескольких итераций производная по изофотному направлению  $dI^t(x, y) = 0$  и окрашенное и внешнее изображение сливаются. После сходимости вариация лапласиана в направлении изофоты  $\nabla I^\perp$  минимальна, что говорит о том, что это окрашенный регион.

Описанный выше процесс повторяется до тех пор, пока не достигнута граница заполняемой области.

### 1.1.2 Метод локализации диффузии

Артефакты, оставляемые рисованием на основе диффузии, представляют собой размытие, что очевидно на достаточно больших областях изображения, но на малых областях для зрительного восприятия эти артефакты могут быть незаметны, что и делает актуальной проблемой обнаружение ретуширования на основе диффузии. Однако неокрашенные области могут также определяться как окрашенные, если изображение содержит гладкие участки, что приводит к трудностям в обнаружении окрашенных областей [2].

На основании формул (2) и (3), было определено, что  $dI^t = 0$ , что значит, что **лапласианы** в направлении **изофот** постоянны, это свойство характеризует окрашенный регион. Чтобы оценить различие в окрашенных и нетронутых областях, сначала вычисляется изменение лапласиана в направлении изофот (смотри рисунок 3) [2].

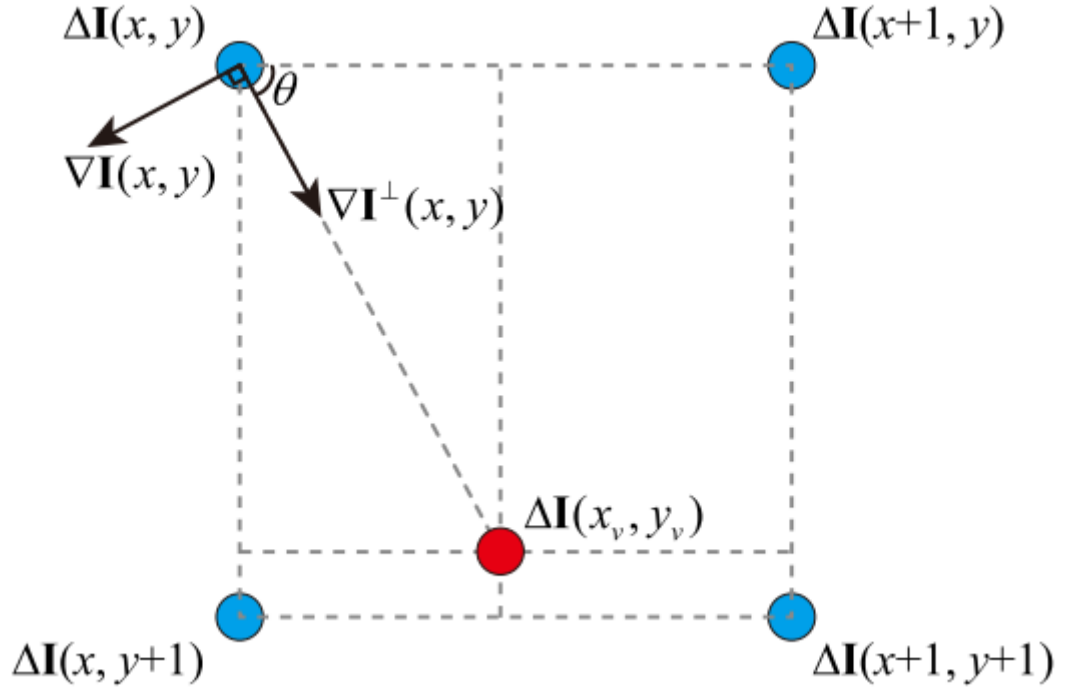


Рисунок 3 – Иллюстрация расчета изменения лапласиана, где  $\nabla$  – оператор градиента, а  $\Delta$  – оператор Лапласа [2]

Для каждого пикселя изображения вычисляем карту  $\delta_{\Delta I}(x, y)$  по формуле:

$$\delta_{\Delta I}(x, y) = \Delta I(x, y) - \Delta I(x_v, y_v), \forall (x, y) \in D, \quad (4)$$

где  $\Delta I(x, y)$  – значение лапласиана для пикселя  $(x, y)$ , а  $\Delta I(x_v, y_v)$ , значение лапласиана для предполагаемого пикселя, который расположен в направлении перпендикулярном направлению градиента  $\nabla I^{\perp}(x, y)$ , расстояние между ним и пикселем  $I(x, y) = 1$ , (смотрите на красную точку рисунок 3) [2].

Координата пикселя  $(x_v, y_v)$  задаётся по формуле:

$$\begin{pmatrix} x_v \\ y_v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + \cos\theta \\ y + \sin\theta \end{pmatrix}, \quad (5)$$

где соответственно  $\tan\theta = \frac{|\nabla I_y^{\perp}(x, y)|}{|\nabla I_x^{\perp}(x, y)|}$ ,  $\nabla I_y^{\perp}(x, y)$  и  $\nabla I_x^{\perp}(x, y)$  – проекции изофоты на вертикальное и горизонтальное направления.

Значение  $\Delta I(x_v, y_v)$  вычисляется следующим образом:

$$\Delta I(x_v, y_v) = \left( \frac{1 - \cos\theta}{\cos\theta} \right)^T \times N_{\Delta I} \left( \frac{1 - \sin\theta}{\sin\theta} \right), \quad (6)$$

$$N_{\Delta I} = (\Delta I(x, y) \Delta I(x + 1, y) \Delta I(x, y + 1) \Delta I(x, y + 1)), \quad (7)$$

По формуле для карты заданного изображения  $\delta_{\Delta I}(x, y)$  можем получить абсолютные значения карты  $|\delta_{\Delta I}(x, y)|$  (смотрите рисунок 4).

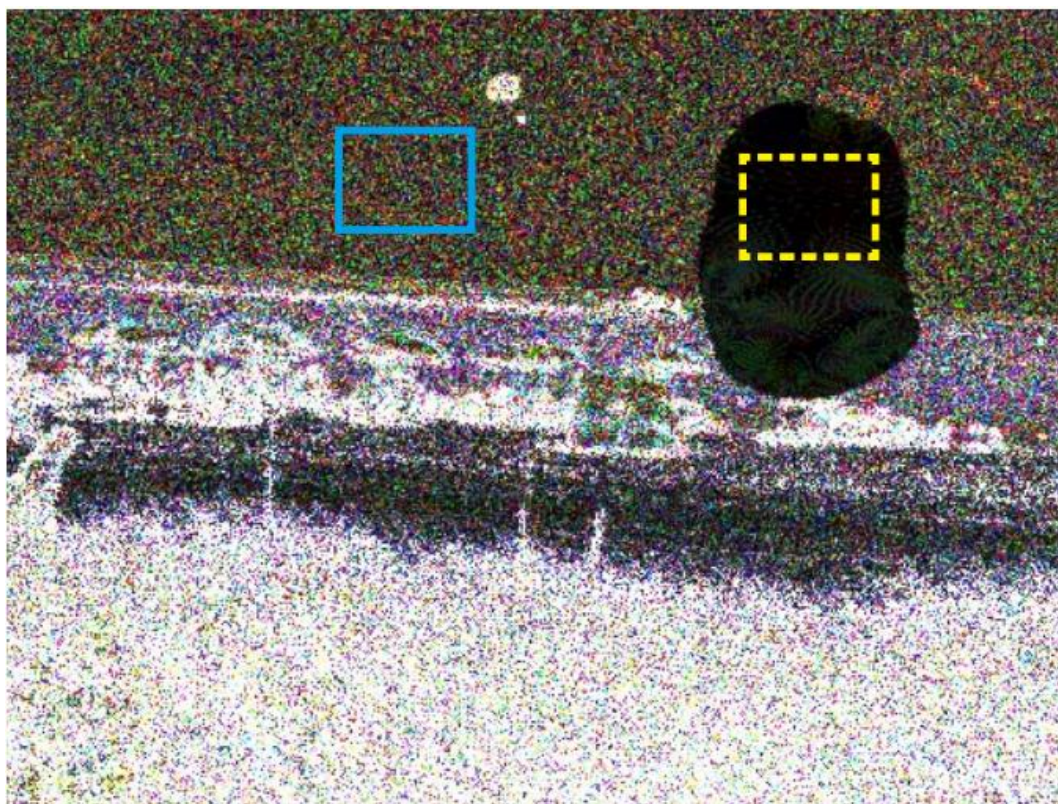


Рисунок 4 – Карта  $|\delta_{\Delta I}(x, y)|$  [2]

Как видно по рисунку, в окрашенной области изменения **лапласианов** вдоль направления **изофот** имеют малую интенсивность, а в неокрашенной большую интенсивность.

Для исследования характеристических данных качества отображения карты  $\delta_{\Delta I}$  вычисляется локальная дисперсия для всех непересекающихся блоков размером  $8 \times 8$ . График эмпирических кумулятивных функций распределения для дисперсий (смотрите рисунки 5 и 6).

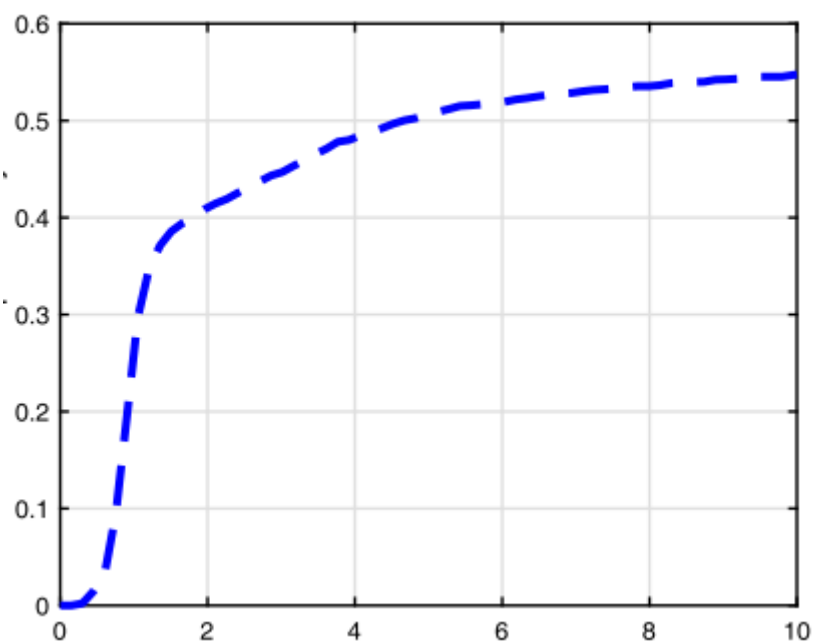


Рисунок 5 – Дисперсия нетронутой области [2]

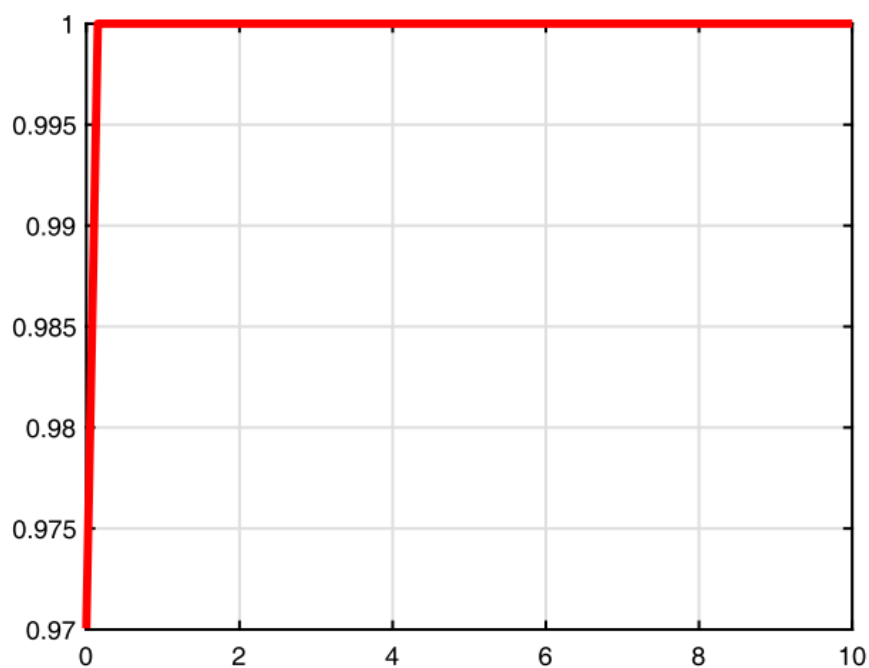


Рисунок 6 – Дисперсия окрашенной области [2]

На основании фактов, приведённых выше, можно сделать вывод о том, что изменения лапласианы вдоль направления изофоты, то есть карты  $\delta_{\Delta I}(x, y)$  могут фиксировать артефакты оставленные рисованием основанном на методе диффузии. Таким образом, основная идея метода

обнаружения ретуширования состоит в анализе **диффузной картины изображения**.

## 1.2 Перерисовка на основе патчей

Рисование на основе **патчей** часто используется для удаления или вставки объектов, чтобы изменить семантику изображений (см. рисунок 7) [3].



Рисунок 7 – Пример ретуши изображений методом на основе патчей.

### 1.2.1 Алгоритм CRIMINISI

Алгоритм предложен **Criminisi** в 2003 году. Данный алгоритм предназначен для ретуширования изображения методом на основе патчей.

Этот алгоритм сочетает в себе анализ структуры изображения и генерацию текстур, для рисования. Сначала производится поиск области, на которой требуется ретуширование, затем эта область заполняется наиболее подходящим кандидатом из внешней области, относительно анализируемого участка, изображения (смотрите рисунок 8).

Алгоритм состоит из трёх шагов[3]:

Сначала определяется функция приоритета  $P(p)$  целевого участка  $\Psi_p$  для окрашивания по формуле:

$$P(p) = C(p) \times D(p), \quad (8)$$



где  $C(p)$  – элемент кандидат и  $D(p)$  данные, вычисляемые по следующим формулам (9) и (10):

$$C(p) = \sum_{q \in \Psi_p \cap \Phi} C(q) / |\Psi_p|, \quad (9)$$

$$D(p) = |\nabla I_p^\perp \times n_p| / \alpha, \quad (10)$$

где  $p$  – точка на границе  $\delta\Omega$  анализируемого участка изображения,  $|\Psi_p|$  – площадь участка  $\Psi_p$ , – нормированный коэффициент,  $n_p$  – единичный вектор нормали к точке  $p$ ,  $\nabla I_p^\perp$  – вектор изофот в точке  $p$  перпендикулярный градиенту  $\nabla$ .

Очевидно что, начальное значение  $C(p)$  принимает следующие значения:

$$C(p) = \{0, \forall q \in \Omega \ 1, \forall q \in \Phi \}, \quad (11)$$

Далее, когда все приоритеты на границе анализируемого патча определены, происходит поиск участка  $\Psi_p'$ , имеющего максимальный приоритет, затем происходит поиск наиболее подходящего образца во внешней области изображения  $\Psi_q'$  по формуле:

$$\Psi_q' = \text{argd}(\Psi_p', \Psi_q), \quad (12)$$

$$d(\Psi_p', \Psi_q) = \sum_{i=1}^n [(I_R - I_R')^2 + (I_G - I_G')^2 + (I_B - I_B')^2], \quad (13)$$

где  $d(\Psi_p', \Psi_q)$  представляет собой различие между пикселями в формате RGB,  $I$  и  $I'$  представляют собой значения цвета соответствующих пикселей  $\Psi_p'$  и  $\Psi_q$ .

Продолжается процесс сведения к минимуму  $d(\Psi_p', \Psi_q)$  пока обрабатываемый участок не будет заполнен, элемент кандидат в процессе будет изменяться:

$$C(p) = C(p'), \quad (14)$$

где  $p \in q \in \Psi_p' \cap \Omega$ .

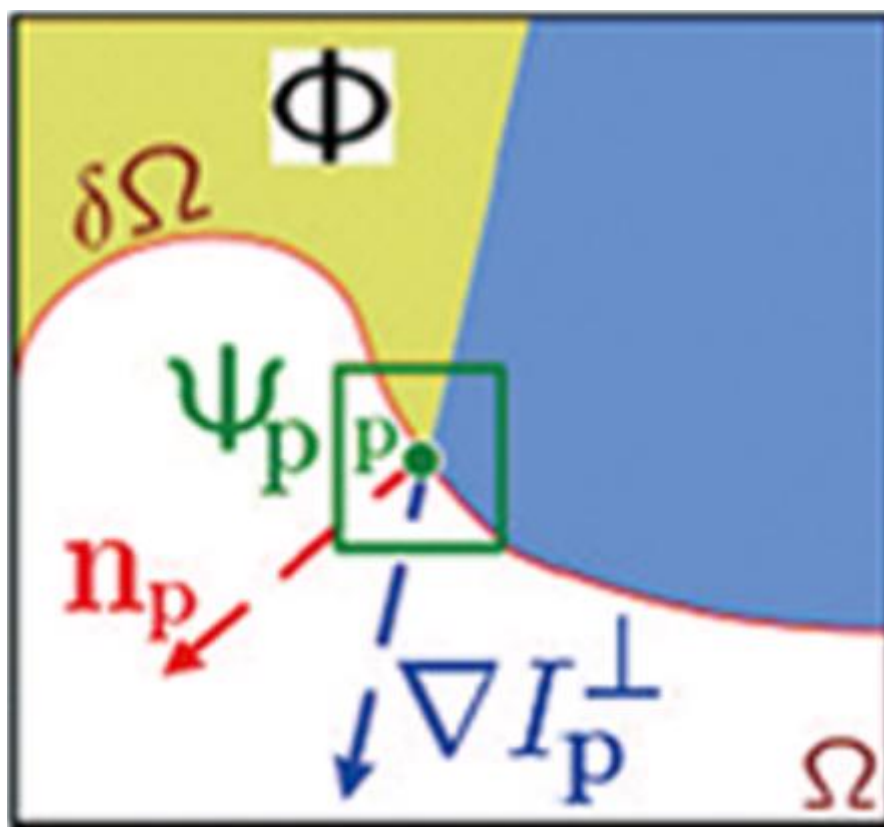


Рисунок 8 – Схема алгоритма Criminisi [4]

Алгоритм **Criminisi**, также как и рисование на основе методов диффузии оставляет следы, и ретушированная область изображения будет отличаться от нетронутой части, встаёт задача необходимости обнаружения этих областей [3].

### 1.2.2 Сверточные нейронные сети – СНС

**Сверточная нейронная сеть (СНС)** – это одна из прогрессивных форм **искусственных нейронных сетей (ИНС)**. СНС преуспели в решении задач анализа изображений. Принцип работы СНС состоит в том, что анализируемая область изображения проходит через череду свёрточных слоёв, каждый из которых является фильтром, отслеживающим определённые характеристики изображения, например фильтр, покажет, что на изображении кривая и т. д, после прохождения очередного слоя, на вход следующему, более глубокого уровня поступает, информация от предыдущего[4].

### 1.2.3 Обнаружение подделок цифровых изображений с использованием СНС

Для решения проблемы распознавания ретуширования с использованием СНС, в работе [5] для реализации семантической сегментации используются VGG16[6] и UNet[7].

Архитектура VGG16 (смотрите рисунок 9):

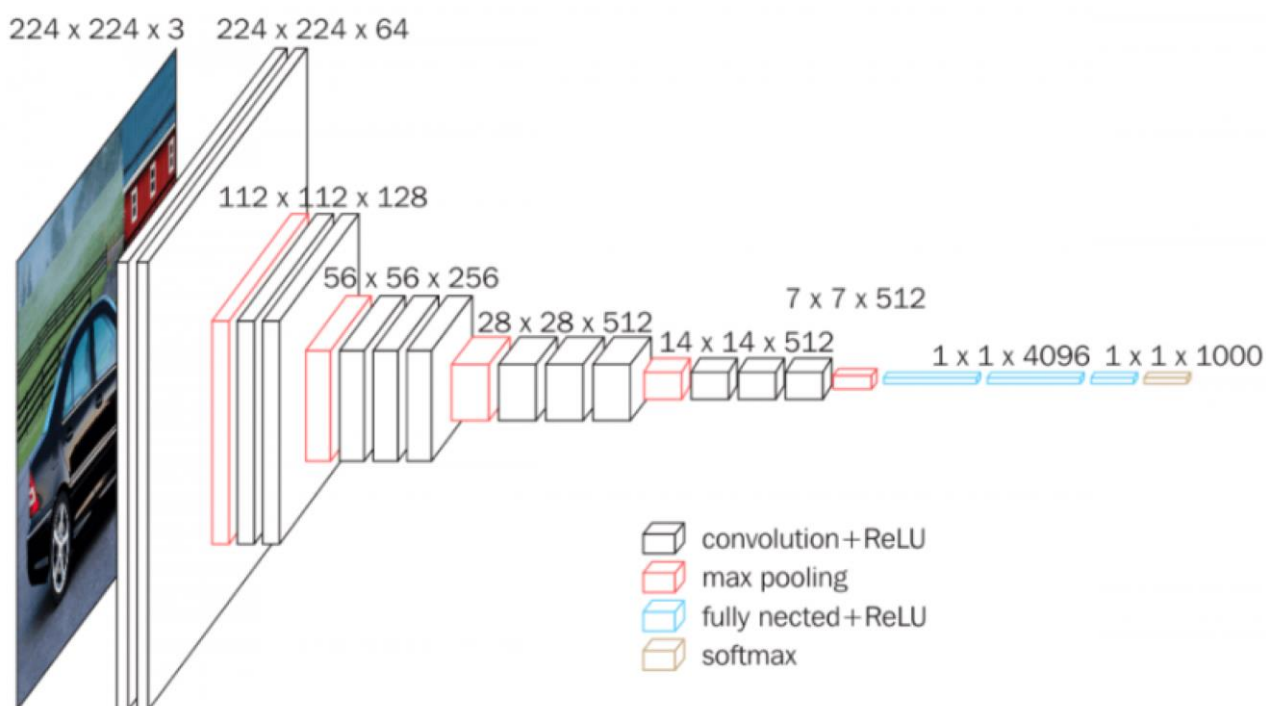


Рисунок 9 – Архитектура VGG16 [6]

Количество слоёв сети VGG16 равно 16. Входные данные – изображение  $224 \times 224$ , затем идут два сверточных слоя с функцией активации ReLU, каждый имеет по 64 фильтра, размеры ядер  $3 \times 3$ . Два подряд сверточных слоя позволяют анализировать изображение ядром  $5 \times 5$ , что повышает эффективность обучения нейронной сети. После идёт слой max pooling, который уменьшает линейные размеры карт признаков в два раза, количество фильтров же удваивается, таким образом, два следующих сверточных слоя имеют по 128 фильтров и так далее. В итоге получаем выходные данные  $7 \times 7 \times 512$ , которые подаются на вход полно-связной нейронной сети, имеющей функцию активации ReLU, два первых слоя полносвязной нейронной сети имеют 4096 нейронов, кроме последнего слоя, имеющего 1000



нейронов, т.к. сеть обучалась классифицировать данные на 1000 разных классов, далее идёт функция активации softmax [6].

Архитектура UNet (смотрите рисунок 10):

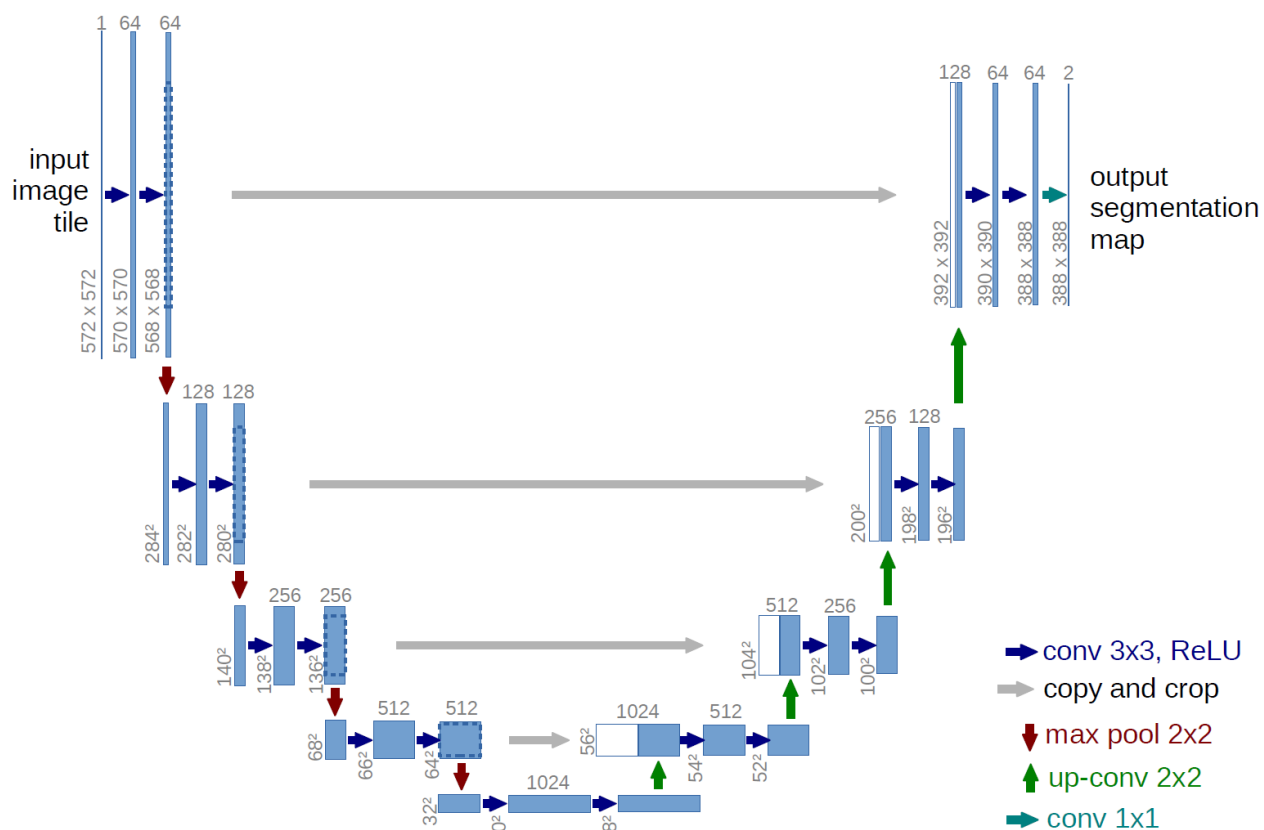


Рисунок 10 – Архитектура UNet [7]

Архитектура UNet состоит из сужающейся части слева, аналогичной типичной СНС, расширяющейся части справа, выходными данными получаем карту сегментации [7].

В работе [5] происходит загрузка, далее тренировка (смотрите рисунки 11, 12) и тестирование моделей VGG16 и UNet через графический интерфейс guu.py. В обучении VGG16 участвовали 200 изображений, 100 оригинальных и 100 поддельных.

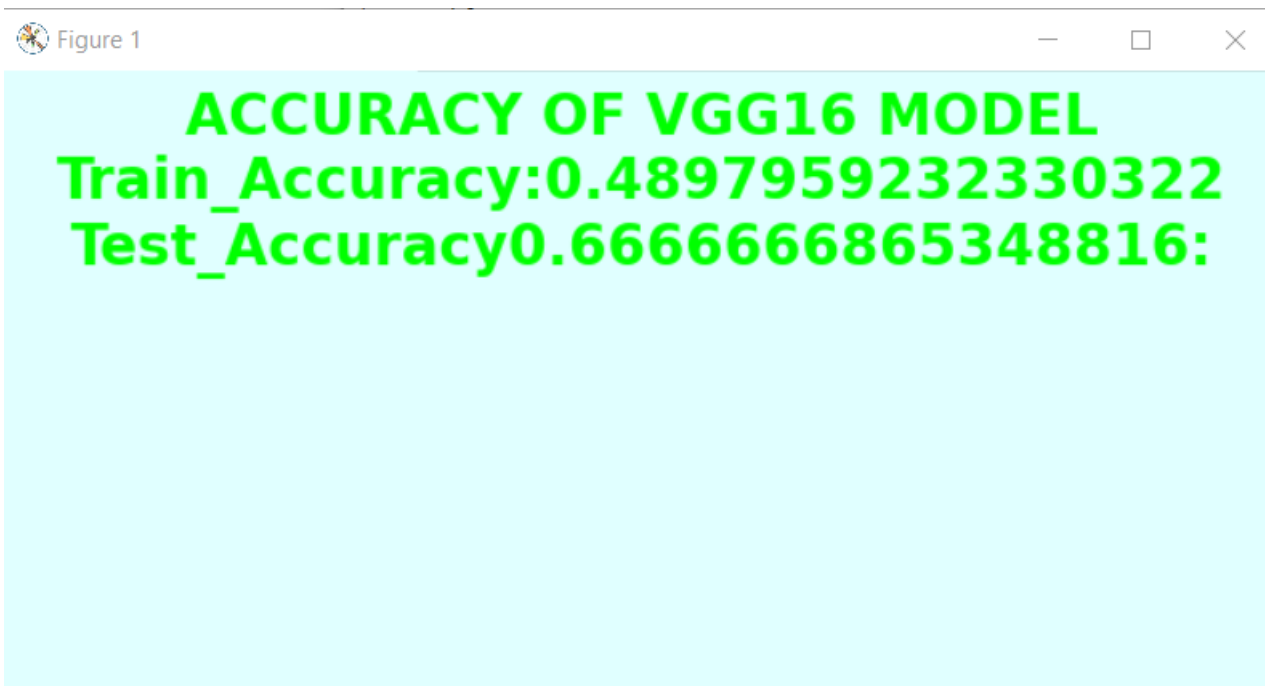


Рисунок 11 – Результаты обучения VGG16 модели

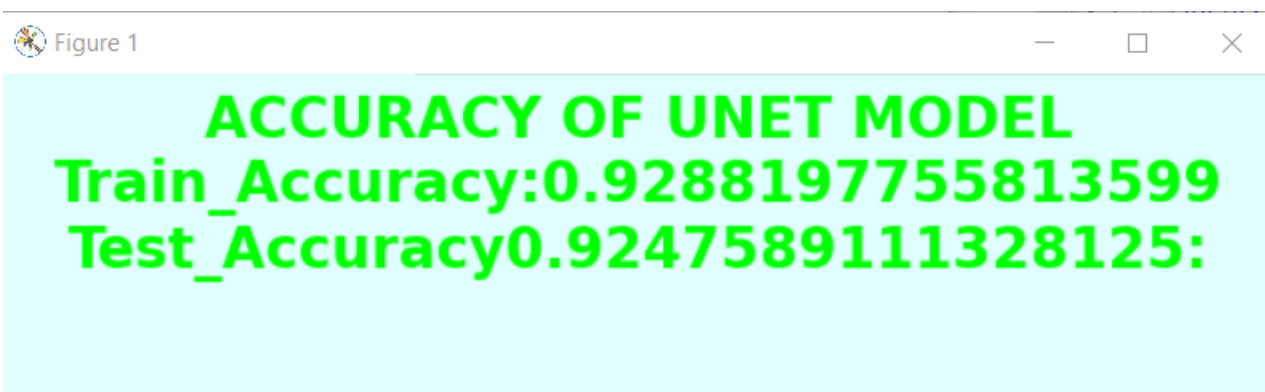


Рисунок 12 – Результаты обучения UNet модели

## 2 Результаты обнаружения ретуширования

### 2.1 Результаты обнаружения диффузного окрашивания

В данном разделе приведены эксперименты, проведённые на моём личном ПК, используя исходный код [8], для обнаружения трёх различных методов рисования, основанных на диффузии[2]:

- 1) Изотропный
- 2) Ориентированный на ребро
- 3) Ориентированный на Делоне

Запуск алгоритма производился функцией `demo`, включающей функции `mkImg`, `mkExampleImg` функция, реализующая создание окрашенных изображений с квадратными, круглыми, неправильной формы окрашенными регионами, функции `ExtractFeaFromTrainSample`, извлекающая функции изображений для тренировки, `combineFeature`, `trainClassifier`:

В экспериментах использовалось 1338 цветных изображений размером  $384 \times 512$  из базы данных **UCID**. Каждое изображение случайным образом раскрашивалось тремя разными алгоритмами, областями размером  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$ ,  $32 \times 32$ , соответствующих квадратных изображений размером 64, 256, 1024, 4096, что составляет 0.33, 1.30, 5.21, 2.08% от размера самих изображений [2].



Рисунок 11 – Результат обнаружения окрашенной области  $8 \times 8$

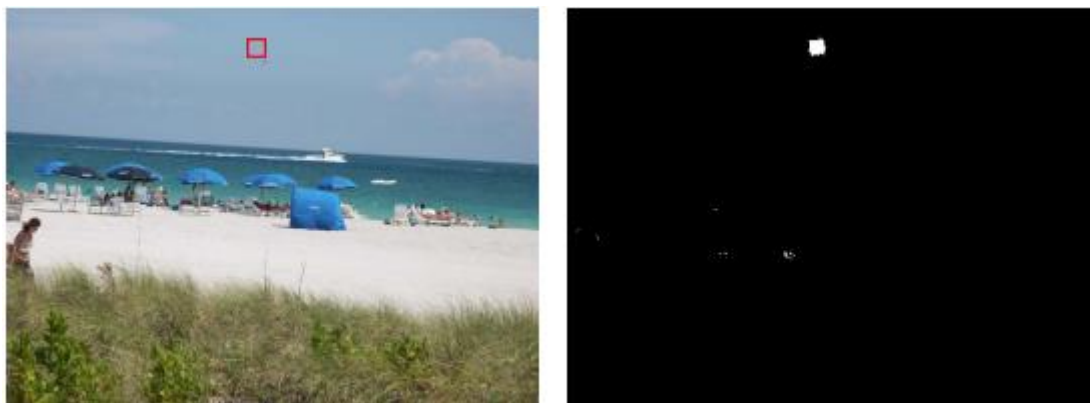


Рисунок 12 – Результат обнаружения окрашенной области  $16 \times 16$



Рисунок 13 – Результат обнаружения окрашенной области  $32 \times 32$

Анализируя рисунки, можно увидеть, что некоторые гладкости, могут восприниматься за ретушированные области, что сказывается на результате обнаружения, предложенным методом.

Оценка производительности F алгоритма, была рассчитана в работе [2] по формуле (15), приведена в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты экспериментов, полученные на базе данных UCID

Алгоритм	Изотропный			Ориентированный на ребро			Ориентированный на Делоне		
	Квадрат	Круг	Произвольный	Квадрат	Круг	Произвольное	Квадрат	Круг	Произвольное
4096-px	0.9015	0.8980	0.8861	0.8938	0.8960	0.8753	0.8211	0.8714	0.8350
1024-px	0.8131	0.8097	0.7831	0.8023	0.7978	0.7654	0.6194	0.7038	0.6815
256-px	0.6964	0.6961	0.6533	0.6863	0.6856	0.6302	0.3359	0.3399	0.4042
64-px	0.428	0.5230	0.1831	0.3339	0.4389	0.1582	0.0975	0.1262	0.0763

Анализируя значения в таблице, можно сделать вывод о том, что метод, предложенный в работе [2], лучше справился с обнаружением изотропного

окрашивания, что интуитивно понятно, так как сам алгоритм основан на отслеживании изменения интенсивности лапласиана изображений.

## **2.2 Результаты обнаружения подделки изображений с помощью СНС**

В данном разделе приведена для ознакомления часть результатов обнаружения подделки изображений с помощью СНС, описанным алгоритмом в работе [5] . На вход подаются поддельное и оригинальное изображения (смотрите рисунки 14, 15).

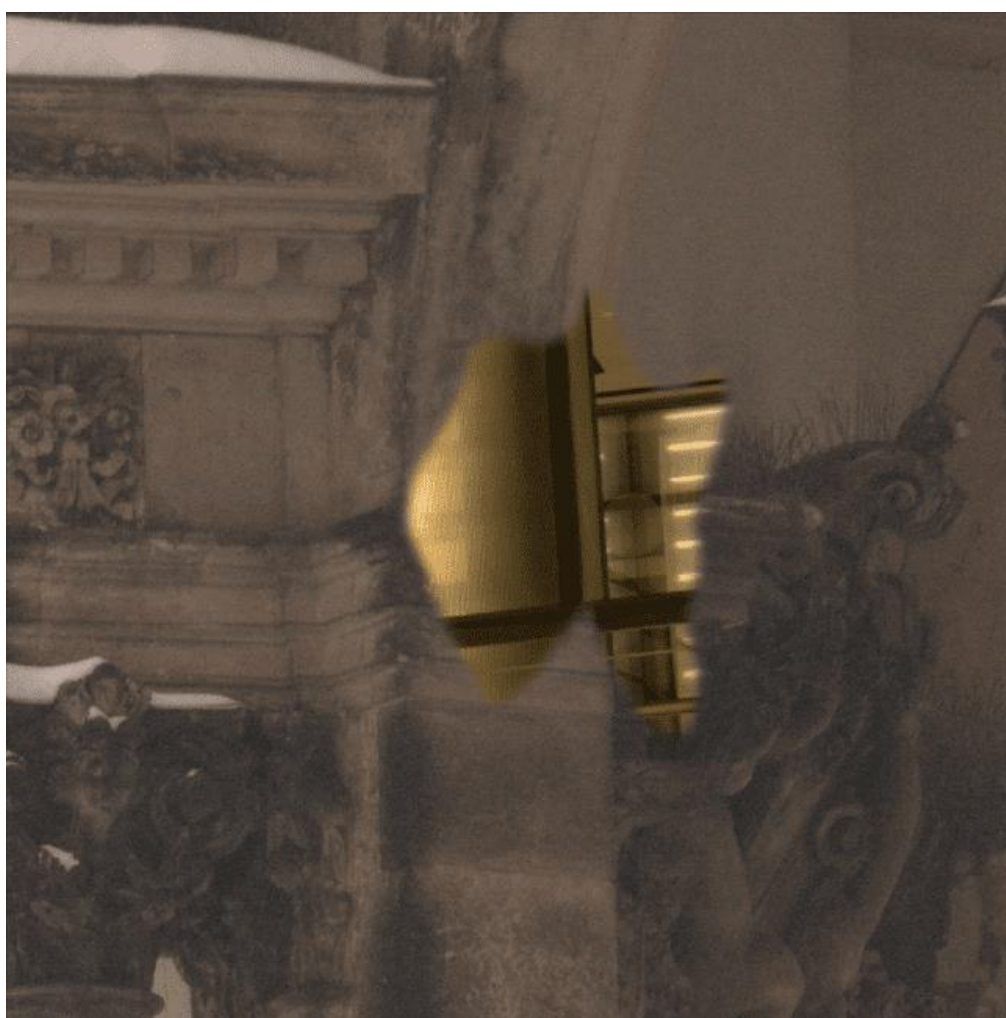


Рисунок 14 – Изменённое изображение



Рисунок 15 – Оригинальное изображение

Если изображение возможно является поддельным, то для подтверждения перед финальным тестом запрашивается запуск сегментации (смотрите рисунки 16,17)

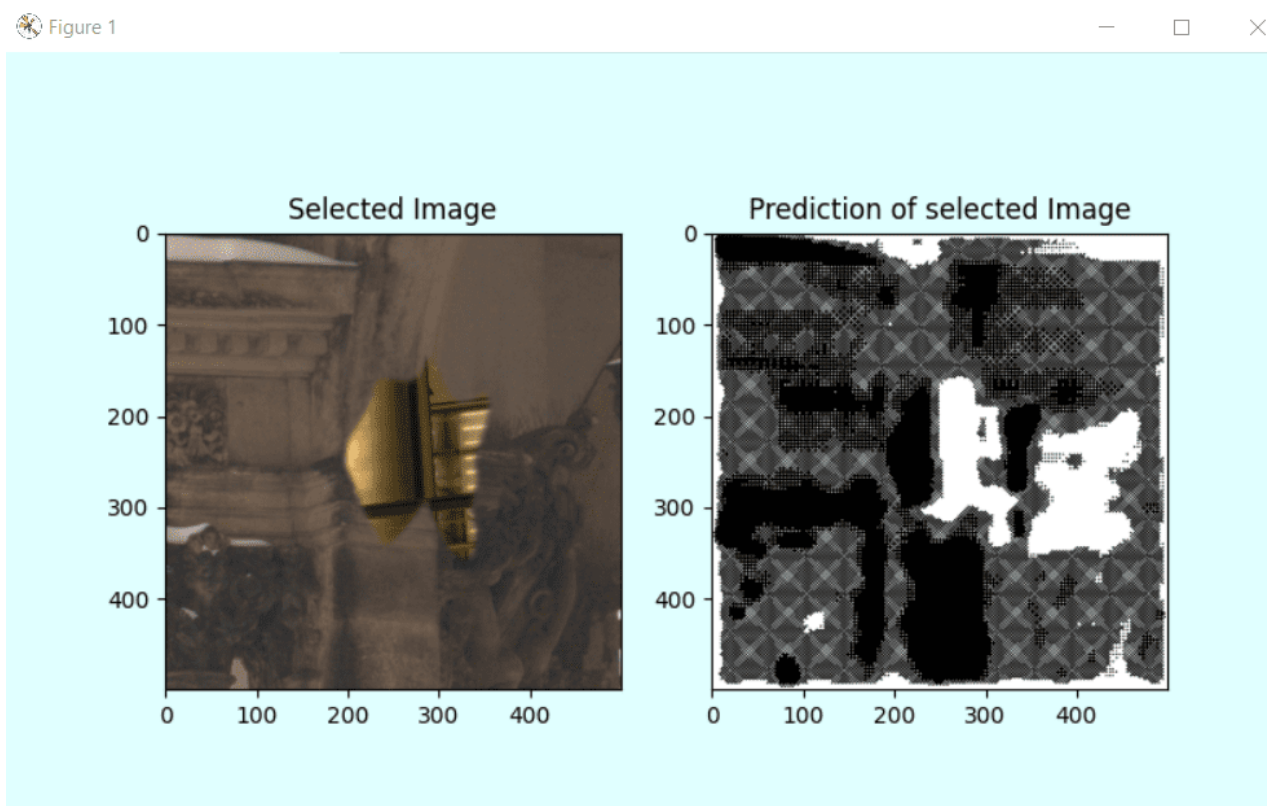


Рисунок 16 – Сегментация поддельного изображения UNet



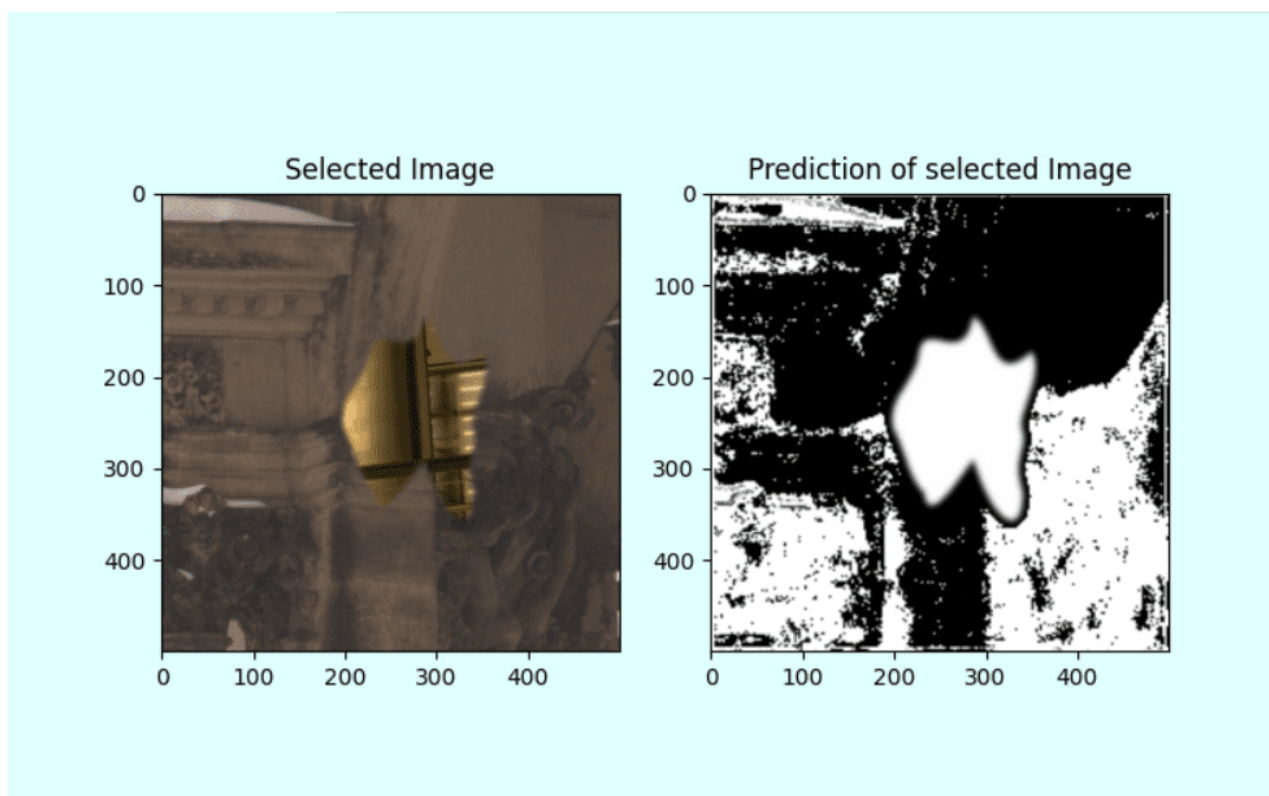


Рисунок 17 – Сегментация поддельного изображения VGG16

Результат финального тестирования изменённого изображения (смотрите рисунок 18)

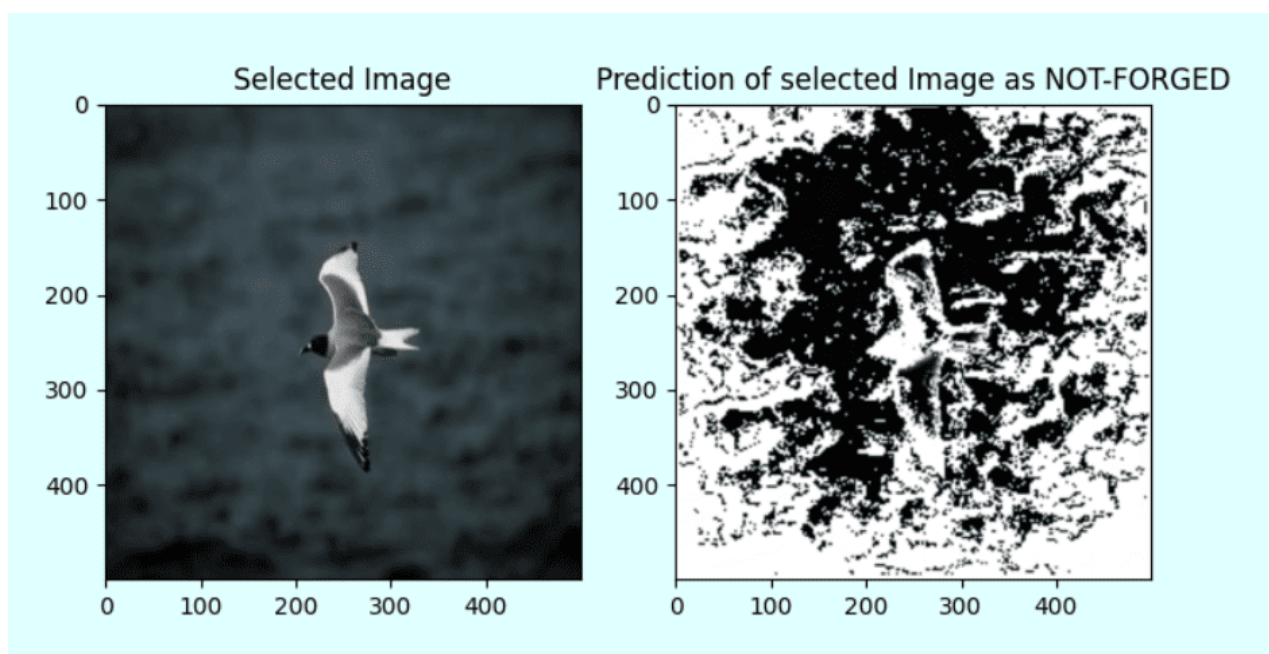


Рисунок 18 – Результат обработки изменённого изображения.

Результат финального тестирования оригинального изображения (смотрите рисунок 19)

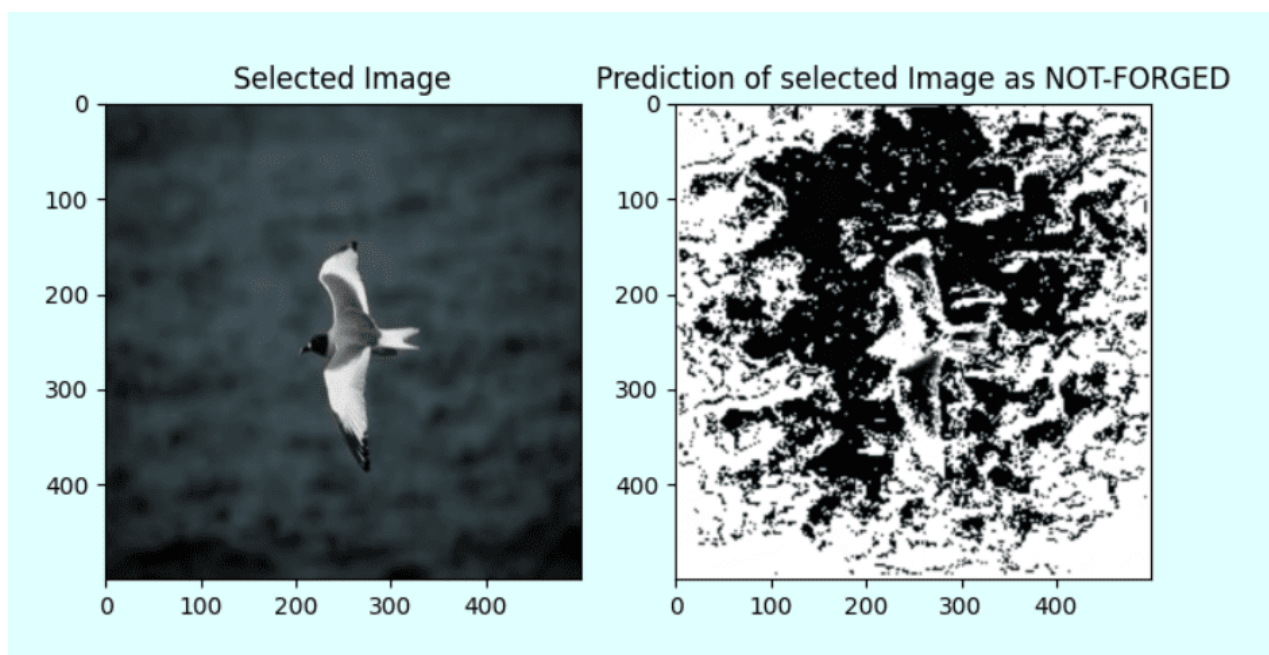


Рисунок 19 – Результат обработки оригинального изображения



### **3 БД с требуемыми для экспериментов данными**

В машинном обучении и глубоких нейронных сетях обучение проходит на обширном наборе данных различных изображений

Для последующих экспериментов можно использовать наборы данных CASIA1 и CASIA2 содержащие более 14000 изображений, как подлинных, так и поддельных изображений, в свободном доступе [9].

ImageNet – большой набор данных, разработанный для исследования в области компьютерного зрения, содержащий более 14 миллионов изображений, в свободном доступе [10].

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Подводя итог, хочется повторно отметить актуальность проблемы и важность создания и разработки методов обнаружения следов реконструкции изображения, мне самому приходилось часто сталкиваться в интернете с поддельными изображениями, это путает и вводит в замешательство.

В ходе работы мною были найдены различные источники с помощью поисковых систем Google и Google Scholar, Github, Inc. Было получено представление о выбранной теме, о существующих методах решения поставленных задач, произведён запуск готовых решений.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1 David Josué Barrientos Rojas. A Review on Image Inpainting Techniques and Datasets [Электронный ресурс] / David Josué Barrientos Rojas, Bruno José Torres Fernandes, Sergio Murilo Maciel Fernandes. – Porto de Galinhas : 33rd SIBGRAPI Conference, 2020. – 8 p. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9265979> (дата обращения 7.07.21).

2 Н. Li. Localization of Diffusion-Based Inpainting in Digital Images [Электронный ресурс] / На. Li, W. Luo, J. Huang : IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017. – Vol. 12. – P. 3050-3064. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7987733/authors#authors> (дата обращения 7.07.21).

3 X. Wang. An Intelligent Forensics Approach for Detecting Patch-Based Image Inpainting [Электронный ресурс] / X. Wang, Н. Wang, Shaozhang Niu. – Nanjing : Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020. – 10 p. – URL: <https://www.hindawi.com/journals/mpe/2020/8892989/> (дата обращения 7.07.21).

4 Что такое свёрточная нейронная сеть [Электронный ресурс] // Хабр. 2016. – URL: <https://habr.com/ru/post/309508/> (дата обращения 25.12.21).

5 Digital-Image-Forgery-Detection-Using-Convolutional-Neural-Network [Электронный ресурс] / Github, Inc. – Электрон. Дан. – [Б. м.], 2021. – URL: <https://github.com/Madhu11266/Digital-Image-Forgery-Detection-Using-Convolutional-Neural-Network> (дата обращения 26.12.2021).

6 VGG16 – свёрточная сеть для выделения признаков изображений [Электронный ресурс] // Neurohive. 2018. – URL: <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/vgg16-model/> (дата обращения 27.12.21).

7 U-Net – нейросеть для сегментации изображений [Электронный ресурс] // Neurohive. 2018. – URL: <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/u-net-image-segmentation/> (дата обращения 27.12.21).

8 Localization of Diffusion-Based Inpainting in Digital Images [Электронный ресурс] / Github, Inc. – Электрон. Дан. – [Б. м.], 2021. – URL: [https://github.com/lihaod/Diffusion\\_inpainting\\_localization](https://github.com/lihaod/Diffusion_inpainting_localization) (дата обращения 27.12.21).

9 Casia dataset / kaggle. – Электрон. Дан. – [Б. м.]. – URL: <https://www.kaggle.com/sophatvathana/casia-dataset> (дата обращения 28.12.2021).

10 ImageNet Object Localization Challenge / kaggle. – Электрон. Дан. – [Б. м.]. – URL: [https://www.kaggle.com/c/imagenet-object-localization-challenge/data?select=imagenet\\_object\\_localization\\_patched2019.tar.gz](https://www.kaggle.com/c/imagenet-object-localization-challenge/data?select=imagenet_object_localization_patched2019.tar.gz) (дата обращения 28.12.2021).