

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ (НИ ТГУ)
Радиофизический факультет
Кафедра информационных технологий в исследовании дискретных структур

ДОПУСТИТЬ К ПРЕДСТАВЛЕНИЮ ГЭК

Руководитель ООП
д-р физ.-мат. наук, профессор
С.П. Моисеева
« 9 » 06 2023 г.

НАУЧНЫЙ ДОКЛАД

об основных результатах подготовленной научно – квалификационной работы
(диссертации)

ИЗМЕНЕНИЕ АТТРИБУТОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ ЛИЦА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНЫХ АКТИВАЦИЙ НА ОСНОВЕ СЕГМЕНТАЦИИ

по основной образовательной программе подготовки научно-педагогических кадров в
аспирантуре
направление подготовки 09.06.01 – Информатика и вычислительная техника

Гу Чунюй

Научный руководитель
д-р физ.-мат. наук, доцент
М.Л. Громов
« 09 » 06 2023 г.

Автор работы
аспирант
Ч. Гу

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность проблемы.

Изменение атрибутов изображения лица играет важную роль в индустрии развлечений, например, при создании спецэффектов в фильмах, макияже, постановках и т. д. Изменяя атрибуты лица, можно создавать более реалистичные и убедительные визуальные эффекты, улучшая впечатления от развлечения и вовлекая аудиторию. Хотя традиционный метод изменения атрибутов лица может в определенной степени обеспечить некоторые эффекты редактирования, из-за того, что он зависит от разработанных вручную функций и правил, а также из-за ограничений традиционных алгоритмов машинного обучения, его эффект редактирования может быть неточным. С развитием глубокого обучения методы изменения атрибутов изображения лица, основанные на глубоких нейронных сетях, постепенно заменили традиционные методы и значительно улучшили эффекты и точность редактирования. В этом процессе алгоритм изменения атрибутов лица и другие алгоритмы на основе лица взаимодействуют и помогают друг другу, а также совместно способствуют развитию и применению всей области технологии лица.

Изменение атрибутов изображения лица направлено на изменение желаемых атрибутов лица на изображениях при сохранении другой информации. Основной способ изменения атрибутов лица основан на методах инверсии GAN [1, 2] с использованием кодер для кодирования исходного изображения в латентное пространство, а затем изменения атрибута путем перемещения латентного вектора в соответствующем направлении. Затем использует отредактированный латентный вектор и предобученный генератор StyleGAN [3, 4] для создания отредактированного изображения. С помощью функции потери распознавания лиц измененное лицо и исходный персонаж очень близки невооруженному глазу. Но детали лица (например, волосы, шрамы) и характерные для изображения детали (например, шляпы, серьги, и фон) не могут сохранить.

Современные методы изменения атрибутов изображения лица [5-8] сосредоточены на том, как восстановить потерянную информацию вне домена обучающего набора данных. Общим для этих алгоритмов является то, что сначала нужно отредактировать изображение, а затем выполнить совместные вычисления с исходным и отредактированным изображением. После этого авторы кодируют рассчитанную карту признаков в код стиля и генерируют ее с помощью предобученного генератора StyleGAN. Эти методы в определенной степени восстанавливают потерянную информацию, но неизбежно теряют часть информации и генерируют новые артефакты через генератор.

Наиболее эффективным методом является метод с использованием дифференциальной активации [8]. Место, которое необходимо редактировать, активируется с помощью дифференциального расчета, так что неактивная область полностью сохраняется. Затем использует сеть подавления артефактов, чтобы удалить наложенные артефакты. Недостатком этого метода является то, что активированная маска может выходить за пределы лица, поглощая информацию об изображении. Кроме того, метод, основанный на априорной GAN, не может хорошо удалить артефакты, вызванные мягкими соединениями, поскольку информация была потеряна во время суперпозиции.

Исследования в нашей работе направлены на решение задач в обоих направлениях: разработка модуля дифференциальной активации на основе сегментации и разработка сети отображения как сеть подавления артефактов.

Целью работы является разработка моделей изменения атрибутов изображения лица методами машинного обучения на основе GAN с сохранением других деталей.

Методика исследований.

При проведении исследований используется аппарат машинного обучения, в частности, аппарат искусственной нейронной сети, генеративно-состязательной сети и инверсии генеративно-состязательных сетей. Для оценки эффективности оценки моделей используются вычислительные эксперименты на одно- и многопроцессорных ЭВМ.

Научная новизна.

1. Разработан новый подход к проблеме потери информации после изменения атрибутов изображения лица, предлагается новая структура редактирования в виде декомпозиции-композиции. Метод позволяет использовать исходное изображение для точного воссоздания неотредактированной области и поддержания высокого качества редактирования.

2. Предложен новый модуль дифференциальной активации на основе сегментации, обеспечивающий более точное определение области редактирования с незначительными дополнительными вычислительными затратами.

3. Представлена новая сеть подавления артефактов, использующая сеть отображения изображений вместо генеративной модели, для эффективного снижения эффекта ореолов при грубой реконструкции.

Положения, выносимые на защиту.

1. Посредством качественного анализа наглядно демонстрируется эффективность нового модуля дифференциальной активации на основе сегментации. Использование нашего модуля дифференциальной активации и сети подавления артефактов EOGI в анализе абляции демонстрирует эффективность сети в количественном анализе.

2. Использование диффузионной модели в качестве сети подавления артефактов позволило достичь наилучших результатов в качественном и количественном анализе при разрешении 256×256 .

Достоверность полученных результатов.

Достоверность полученных результатов обусловлена использованием аппарата искусственной нейронной сети, генеративно-состязательной сети для построения моделей. Кроме того, все результаты исследований подтверждены вычислительными экспериментами с использованием разработанного программного обеспечения.

Практическая ценность работы.

В работе сформулированы основные принципы построения изменения атрибутов изображения лица с использованием дифференциальных активаций на основе сегментации, разработана новая модуль дифференциальной активации и разработана новая сеть подавления артефактов. С практической точки зрения полученные результаты позволят использовать в системах распознавания лиц и распознавания лиц, помогая повысить точность систем распознавания лиц, например, позволяя точно редактировать определенные черты лица.

Реализация и внедрение результатов.

Результаты проведенного исследования, изложенные в диссертации, получены при выполнении гранта Китайского стипендиального совета (CSC) № 201908090255.

Апробация работы.

Основные положения и результаты были представлены на следующих конференциях: 12-ая Международная конференция Новые информационные технологии в исследовании сложных структур ICAM (Алтайский край, Россия, 2018), 13-ая Международная конференция Новые информационные технологии в исследовании сложных структур ICAM (Томск, Россия, 2020), Conference on Software Testing, Machine Learning and Complex Process Analysis TMPA (Томск, Россия, 2021), 14-ая Международная конференция Новые информационные технологии в исследовании сложных структур ICAM (оз. Байкал, Россия, 2022), III Information Technologies and Intelligent Decision Making Systems ITIDMS (Москва, Россия, 2023)

Публикации.

По результатам проведенных исследований опубликовано 5 работ в научных журналах, докладах и тезисах докладов на конференциях различного уровня, в том числе 2 публикации, входящие в международную базу цитирования Scopus.

Структура и объём.

Диссертация состоит из введения, трёх глав, заключения и списка использованной

литературы, включающего 51 наименование. Диссертация содержит 29 рисунков, 20 формул и 1 таблицы. Объем текста диссертации составляет 75 страницы.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении приводится общая характеристика работы, обосновывается ее актуальность и формулируются цели исследования. Также здесь излагаются полученные результаты и положения, которые будут выноситься на защиту.

В первой главе вводятся основные модели: модель нейрона, многослойная искусственная нейронная сеть, алгоритм обратного распространения ошибки в нейронных сетях, сверточная нейронная сеть, генеративно-сопоставительная сеть, инверсия GAN, метод отображения активации классов и U-net.

- Нейронная модель является основным строительным блоком искусственных нейронных сетей, включая многослойные сети.

- Сверточные нейронные сети широко используются для обработки изображений и эффективного извлечения признаков с помощью сверточных слоев.

- Генеративно-сопоставительные сети (GANs) [9] представляют собой продвинутый тип сетей для генерации изображений.

- Инверсия GAN является методом редактирования изображений путем изменения латентного вектора, связанного с изображением.

- Метод отображения активации классов [10] является визуализационным методом для точной локализации интересующих областей в сверточных нейронных сетях при обработке изображений.

- U-Net [11] – это сверточная нейронная сеть с кодером-декодером, широко применяемая для сегментации и восстановления изображений.

- В нашей работе мы сначала применяем инверсию GAN для изменения атрибутов лиц на изображениях. Затем, совместно с методом сегментации, мы используем метод SAM [9] для получения маски активационных областей. Путем мягкого объединения этих областей с оригинальным изображением, мы достигаем редактирования. В конце, с использованием модифицированной архитектуры U-Net, мы устраняем артефакты, возникающие при объединении границ.

В разделе 1.1 приводится общая характеристика первой главой.

В разделе 1.2 представлена основная структура и функции нейронов. Нейрон (рис. 1) – основная единица биологической нервной системы и искусственных нейронных сетей. Он состоит из клеточного тела, дендритов и аксона, выполняя прием, обработку и передачу нервных сигналов.

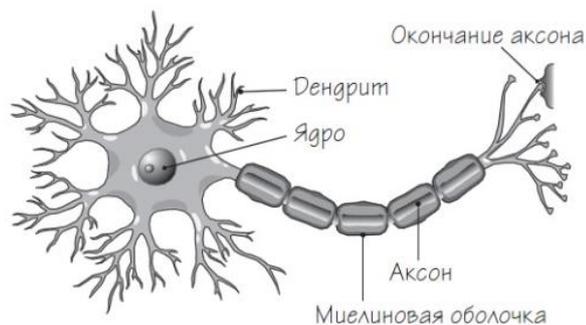


Рисунок 1 – Типичная структура нейрона [12]

Модель искусственного нейрона (рис. 2) имитирует работу биологического нейрона и является строительным блоком нейронных сетей. Он включает взвешенное суммирование входных сигналов и функцию активации, определяющую активацию нейрона.

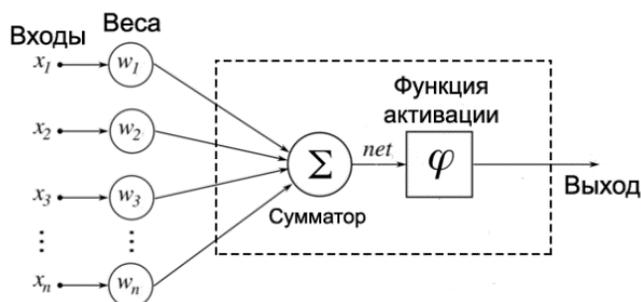


Рисунок 2 – Типичная структура нейрона [13]

Нелинейные функции активации повышают выразительность и решают проблему затухания градиента в глубоких сетях, обеспечивая обучение сети с нелинейными связями и повышенной эффективностью.

Некоторые распространенные функции активации:

1. Сигмоида (рис. 3): отображает входное значение на диапазон от 0 до 1 и используется в бинарной классификации и вероятностных выводах. Значение сигмоиды следующим образом (1):

$$\text{Sigmoid}(x) = \sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}, \quad (1)$$

где x представляет собой входное значение, а $\exp(-x)$ – экспоненциальная функция.

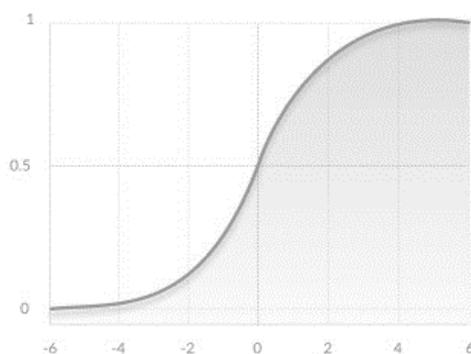


Рисунок 3 – Граф сигмовидной функции

2. Функция ReLU (рис. 4): возвращает 0 для отрицательных значений и оставляет положительные значения без изменений. Широко применяется в глубоком обучении. Формула функции ReLU выглядит следующим образом (2):

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x), \quad (2)$$

где x представляет собой входное значение.

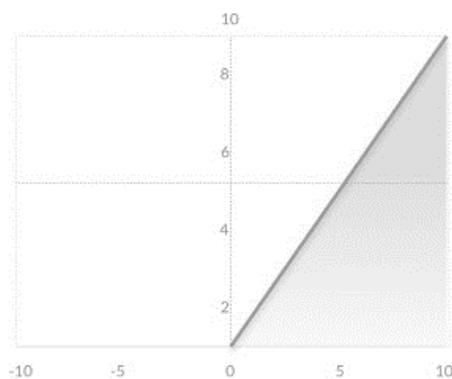


Рисунок 4 – Граф функции ReLU

3. Функция Leaky ReLU (рис. 5): похожа на ReLU, но имеет небольшую отрицательную наклонную часть для отрицательных значений входа. Формула функции Leaky ReLU выглядит следующим образом (3):

$$\text{LeakyReLU}(x) = \begin{cases} x, & \text{если } x \geq 0, \\ \alpha \times x, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (3)$$

где x представляет собой входное значение, а α – параметр, определяющий утечку для отрицательных значений. Обычно значение α выбирается очень малым, например, 0,01.

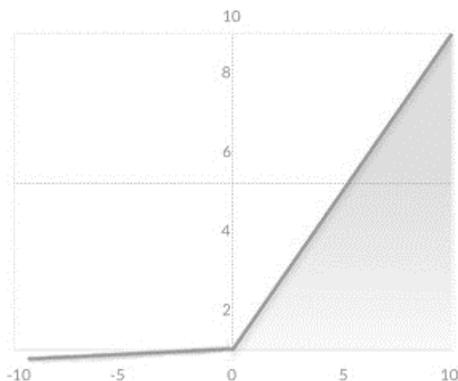


Рисунок 5 – Граф функции Leaky ReLU

Функции активации выбираются в зависимости от задачи и структуры сети.

Таким образом, если функция активации на рисунке 2 является ReLU, то вычислительная формула может быть записана следующим образом (4):

$$a = \text{ReLU}\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right), \quad (4)$$

где a это выход нейрона, $\text{ReLU}()$ это функция активации, w_i это i -й вес, x_i это i -й входной сигнал, b это смещение.

Искусственные нейроны организуются в слои, связанные весами, и могут решать различные задачи обработки данных. Весовые коэффициенты настраиваются в процессе обучения с помощью обратного распространения ошибки и градиентного спуска. Нейронные сети на основе искусственных нейронов находят применение в различных областях, таких как компьютерное зрение, обработка языка, робототехника и финансовая аналитика. Они являются мощным инструментом для решения сложных задач машинного обучения и обработки данных.

В разделе 1.3 представлены понятие и структура многослойной нейронной сети с прямой связью. Многослойная нейронная сеть с прямой связью (рис. 6) – это распространенная структура искусственной нейронной сети. Она состоит из нескольких слоев нейронов, через которые информация передается без обратных связей. Каждый нейрон связан со всеми нейронами предыдущего слоя, и входные сигналы передаются в следующий слой с весовыми коэффициентами и суммированием.

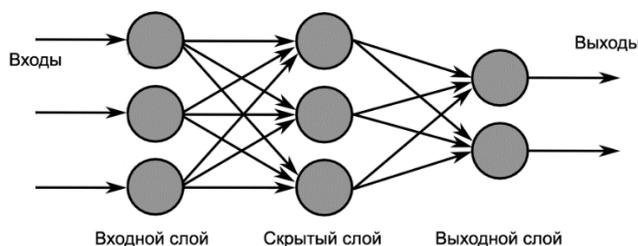


Рисунок 6 – Пример двухслойной нейронной сети

Нейронная сеть использует функцию активации для изучения и представления сложных нелинейных взаимосвязей. Скрытые слои извлекают и обучают признаки данных, а выходной слой вычисляет окончательные предсказания или классификацию. Многослойная прямая нейронная сеть может быть использована для различных задач машинного обучения и является основой для более сложных архитектур. Она имеет вычислительные требования и может столкнуться с проблемой переобучения, но эти ограничения могут быть преодолены с помощью оптимизации и регуляризации. В целом, многослойная прямая нейронная сеть является мощным инструментом для решения задач машинного обучения и популярным подходом в глубоком обучении.

В разделе 1.4 описывает алгоритм обратного распространения ошибки, который является ключевым алгоритмом в обучении нейронных сетей. Он вычисляет градиенты функции потерь по параметрам сети и обновляет веса. Обратное распространение использует цепное правило производных для последовательного вычисления градиента каждого слоя. Это позволяет сократить вычислительные затраты и улучшить скорость вычислений.

Общий алгоритм обратного распространения ошибки:

На рисунке 7 приведен пример вычисления двухслойной нейронной сети.

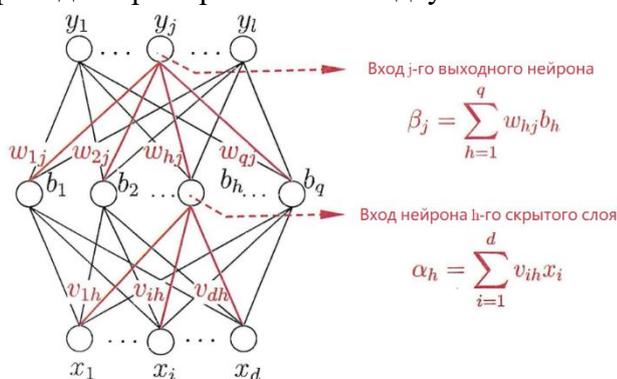


Рисунок 7 – Пример вычисления двухслойной нейронной сети

1. Прямой проход: Входные данные проходят через сеть, вычисляются активации нейронов. Для обучающих данных $(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$, предположим, что выход нейронной сети равен (5):

$$\hat{y}_j^k = f(\beta_j), \quad (5)$$

где $\beta_j = \sum_{h=1}^q w_{hj} b_h$, f это функция активация сигмоида.

2. Вычисление ошибки: сравниваются выходы сети с ожидаемыми значениями, вычисляется ошибка. Мы используем среднеквадратичную ошибку (6):

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^l (\hat{y}_j^k - y_j^k)^2, \quad (6)$$

где \hat{y} это Выводы нейронной сети и y это истинные значения из набора данных.

3. Обратный проход: Ошибка распространяется назад через сеть, вычисляются градиенты функции потерь по весам и активациям нейронов. Алгоритм обратного распространения ошибки основан на градиентном спуске, который использует антиградиент направления целевой функции для обновления параметров. Антиградиент w_{hj} равен (7):

$$\Delta w_{hj} = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w_{hj}} = \eta \hat{y}_j^k (1 - \hat{y}_j^k) (y_j^k - \hat{y}_j^k) b_h, \quad (7)$$

где η это скорость обучения. Скорость обучения контролирует скорость обновления

параметров. Если значение слишком большое, это может привести к осцилляциям и нестабильности обучения, а если значение слишком маленькое, то скорость сходимости будет низкой.

4. Обновление весов: Веса каждого нейрона обновляются с использованием градиентов и выбранного алгоритма оптимизации. То есть (8):

$$w_{hj} \leftarrow w_{hj} + \Delta w_{hj}. \quad (8)$$

5. Повторение шагов 1-4 для каждого примера обучающей выборки, пока не достигнута желаемая точность или критерий останова.

Алгоритм обратного распространения ошибки повторяется на протяжении нескольких эпох обучения.

В разделе 1.5 представлена основная структура и функции сверточной нейронной сети. Сверточные нейронные сети – это модель глубокого обучения, применяемая в обработке изображений и анализе последовательностей данных. В 2012 году Крижевский и его коллеги разработали глубокую сверточную нейронную сеть AlexNet [14] (рис. 8), которая принесла прорыв в области компьютерного зрения.

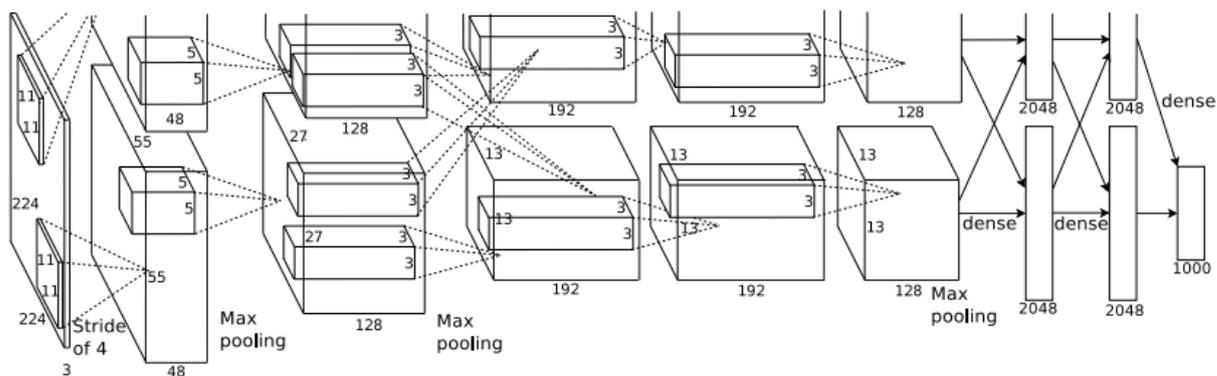


Рисунок 8 – Пример структура AlexNet [14]

Сеть состоит из сверточных слоев, которые извлекают признаки из данных, и полносвязных слоев, которые выполняют классификацию. Сверточные слои используют ядра свертки (рис. 9) для обнаружения особенностей в изображениях.

Свертка изображения

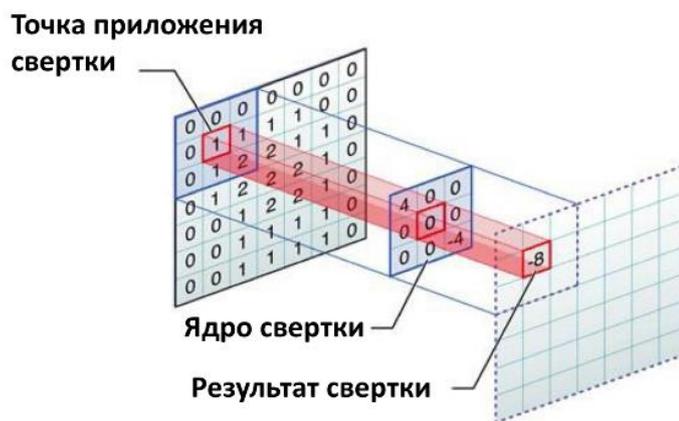


Рисунок 9 – Пример вычисления свертка

Слой пулинга уменьшают размер карты признаков (рис. 10).

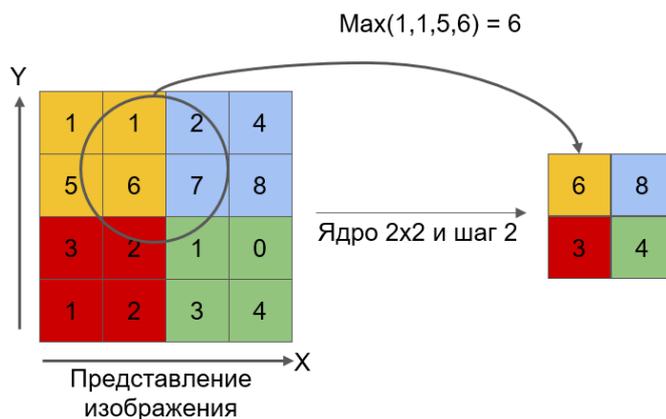


Рисунок 10 – Пример вычисления пулинга

Сверточные нейронные сети обучаются с помощью обратного распространения ошибки и могут использовать техники регуляризации, такие как Dropout. Они широко применяются в задачах компьютерного зрения, показывая высокую эффективность и точность.

В разделе 1.6 представлена основная структура Генеративно-сопоставительной сети Генеративно-сопоставительная сеть (GAN) [9] (рис. 11) – модель глубокого обучения, состоящая из генератора и дискриминатора.



Рисунок 11 – Пример схемы GAN

GAN используется для создания новых данных, таких как изображения, звуки или тексты. Генератор получает случайный шумовой вектор и генерирует данные, приближаясь к реальным образцам. Дискриминатор оценивает, насколько сгенерированные данные похожи на реальные. Обучение GAN осуществляется путем минимизации функции потерь, чтобы генератор создавал реалистичные образцы, которые обманывают дискриминатор. Традиционная функция стоимости для GAN выглядит следующим образом (9):

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim P_{data}(x)} [\log(D(x))] + \mathbb{E}_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))], \quad (9)$$

где G – генератор, D – дискриминатор, x – реальные образцы данных, z – случайный шумовой вектор. Первый член в функции потерь $\mathbb{E}[\log(D(x))]$ отвечает за классификацию реальных образцов данных x как "реальных" дискриминатором D . Вторым членом $\mathbb{E}[\log(1 - D(G(z)))]$ отвечает за классификацию сгенерированных образцов $G(z)$ как "сгенерированных" дискриминатором D .

GAN широко используется для генерации изображений, видео, аудио, текста и других задач создания новых данных на основе существующих образцов.

В разделе 1.7 представлено основное понятие инверсии GAN. Инверсия GAN (рис. 12) – процесс восстановления входных данных, используемых для генерации определенного выходного изображения с помощью генератора GAN. Задача заключается в поиске входного вектора или латентного представления, соответствующего заданному выходу. Для этого применяется оптимизационный подход, минимизирующий функцию

потерь между сгенерированным и целевым изображением. Инверсия GAN имеет широкий спектр применений, включая анализ работы генератора, восстановление входных данных, модификацию сгенерированных изображений и другое. Этот подход расширяет возможности обработки изображений и генерации контента с использованием генеративно-сопоставительных сетей.

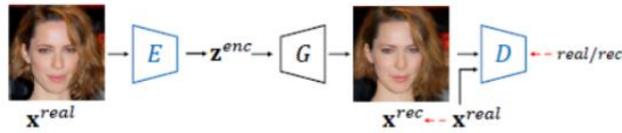


Рисунок 12 – Пример инверсии GAN

В разделе 1.8 представлено основное понятие метода отображения активации классов. Метод отображения активации классов (SAM) – метод визуализации и интерпретации сверточных нейронных сетей, позволяющий определить ключевые области изображения для классификации определенного класса. SAM создает тепловую карту, показывающую важность каждой области для класса. Он использует активации последнего сверточного слоя и глобальное усреднение для получения активаций класса, а затем создает тепловую карту с весовыми коэффициентами, где более яркие области указывают на значимые части изображения для класса. SAM помогает понять, как нейронная сеть принимает решения и какие объекты или особенности влияют на классификацию. Он также применяется в компьютерном зрении, медицинской диагностике и автоматическом распознавании объектов.

В разделе 1.9 представлена основная структура и функции U-net [10]. U-Net (рис. 13) – архитектура сверточной нейронной сети для сегментации изображений, названная по форме буквы "U". Она включает кодер и декодер с путями пропуска. Кодер извлекает признаки изображения, уменьшая его размерность, а декодер восстанавливает размерность и преобразует признаки в представление. Промежуточные слои соединены путями пропуска для сохранения информации и восстановления деталей. U-Net широко используется в задачах сегментации изображений, благодаря своей эффективности и способности сохранять детали.

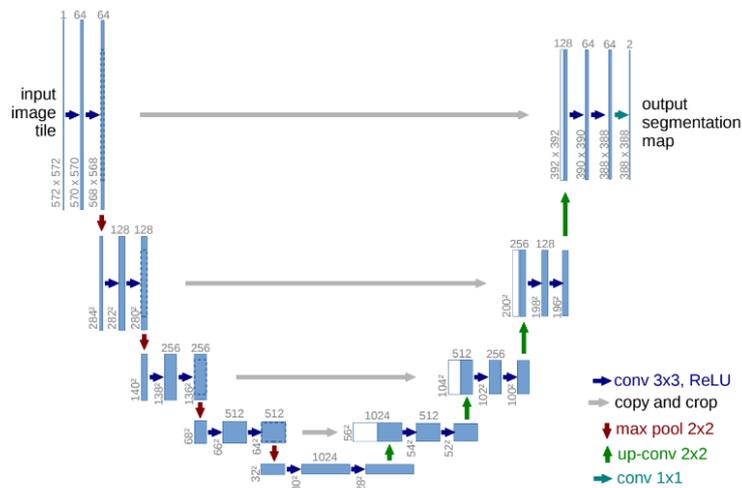


Рисунок 13 – Пример архитектуры U-Net

В разделе 1.10 представлены выводы по главе 1. Мы рассмотрели модели и методы искусственного интеллекта, включая нейронные сети, сверточные сети, GAN и U-Net. В работе мы применили инверсию GAN для изменения изображений лиц, использовали метод SAM для локализации активационных областей и модифицированную архитектуру U-Net для удаления артефактов. Наш подход имеет широкий потенциал в компьютерном зрении, медицинском образовании и развлечениях.

В второй главе вводятся обзор существующих алгоритмы изменения атрибутов

изображения лица и структура нашего алгоритма.

Мы рассмотрим современные алгоритмы изменения атрибутов изображения лица и представим свой собственный алгоритм, который использует инверсию GAN для изменения атрибутов лица, метод SD-CAM для локализации активационных областей, метод мягкого объединения для совмещения отредактированных областей с оригинальным изображением и модифицированную архитектуру U-Net для удаления артефактов. Наш подход объединяет различные методы для точного изменения и анализа изображений лиц.

В разделе 2.1 приводится общая характеристика второй главой.

В разделе 2.2 представлены основные и современные алгоритмы изменения атрибутов изображения лица на основе инверсии GAN.

В разделе 2.2.1 вводится алгоритм «Encoding in Style: a StyleGAN Encoder for Image-to-Image Translation» [1] (рис. 14) и анализируются его недостатки.

В статье [1] представлена архитектура кодера под названием pSp для кодирования изображений в латентный домен $W+$. Кодер использует пирамидальную сеть признаков и извлекает векторы стиля из разных масштабов пирамиды. Эти векторы стиля затем вставляются в предобученный генератор StyleGAN для создания желаемых выходных изображений. Архитектура pSp позволяет манипулировать латентным пространством без необходимости оптимизации и обладает способностью преобразовывать изображение в изображение, даже если они принадлежат разным доменам. Этот подход имеет несколько преимуществ, включая возможность решения широкого спектра задач с использованием одной и той же архитектуры. Предобученный генератор StyleGAN позволяет управлять стилями без сильного смещения местоположения и поддерживает мультимодальный синтез. Генерируемые стили могут быть изменены без изменения архитектуры или процесса обучения. Этот подход называется преобразованием pixel2style2pixel (pSp).

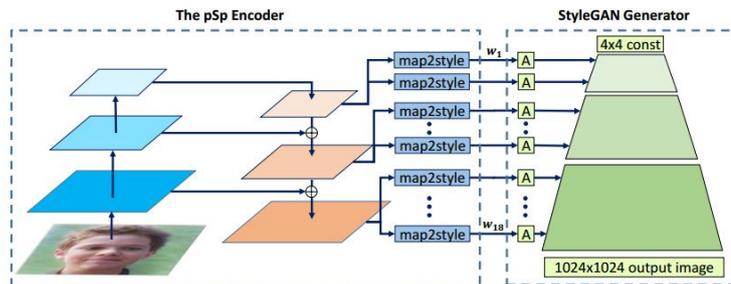


Рисунок 14 – Архитектура pSp [1]

В статье [1] основными вкладами являются: (i) новый кодер StyleGAN, который напрямую кодирует реальные изображения в латентный домен $W+$, и (ii) новая методология использования предобученного генератора StyleGAN для преобразования изображения в изображение в переводческих задачах.

Хотя кодер основан на пирамидальной сети признаков, векторы стилей извлекаются из разных масштабов пирамиды. Использование предобученного генератора StyleGAN приводит к потере некоторой информации, такой как жемчужные ожерелья, одежда, фоны и т. д., поскольку латентное пространство предобученного генератора StyleGAN не содержит этих уникальных высокочастотных признаков.

Несмотря на потерю некоторой информации, pSp, как отличный алгоритм инверсии GAN, обеспечивает отличный кодер и возможность редактирования латентного кода для изменения атрибутов изображений лиц. В нашей работе мы используем предобученную сеть pSp для генерации изображений лиц после изменения атрибутов.

В разделе 2.2.2 вводится алгоритм «High-Fidelity GAN Inversion for Image Attribute Editing (HFGI)» [6] и анализируются его недостатки.

В работе [6] рассматривается проблема инверсии GAN, где анализируются ограничения существующих подходов. Авторы предлагают компромисс между скоростью, искажением и редактированием, который влияет на структуру инверсии GAN.

Авторы предлагают новую структуру, включающую консультацию по искажению в

моделях кодера с низкой скоростью. Консультационная ветвь передает забытую информацию, связанную с изображением, используя карту искажения между исходным и реконструированным изображением с низкой точностью. Латентная карта с высокой скоростью и латентный код с низкой скоростью интегрируются в генераторе через консультационное слияние.

Для улучшения качества инверсии авторы вводят сеть Adaptive Distortion Alignment (ADA), которая настраивает карту искажения в соответствии с отредактированными изображениями.

Архитектура HFGI, включающая компоненты кодера с низкой и высокой скоростью, консультационное слияние и сеть ADA, представлена на рисунке 15.

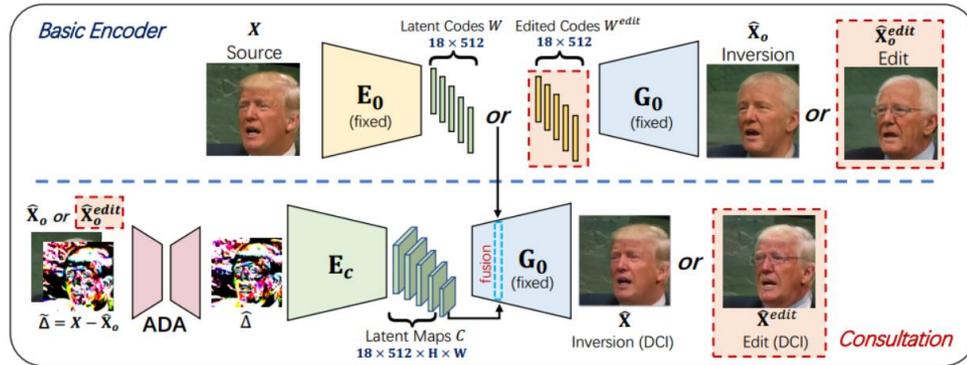


Рисунок 15 – Архитектура HFGI [6]

Их подход был проверен путем обширных экспериментов, и результаты показывают превосходство их метода в сохранении деталей как в реконструированных, так и в отредактированных изображениях. Их подход обеспечивает высокую точность инверсии, стабильность при изменении точки обзора и освещения, а также возможность последовательного редактирования видео.

В качестве алгоритма, который использует предобученный генератор для вывода конечного изображения. Они не могут добиться хороших результатов в восстановлении потерянной информации.

В разделе 2.2.3 вводится алгоритм «HyperInverter: Improving StyleGAN Inversion via Hypernetwork» [7] (рис. 16) и анализируются его недостатки.

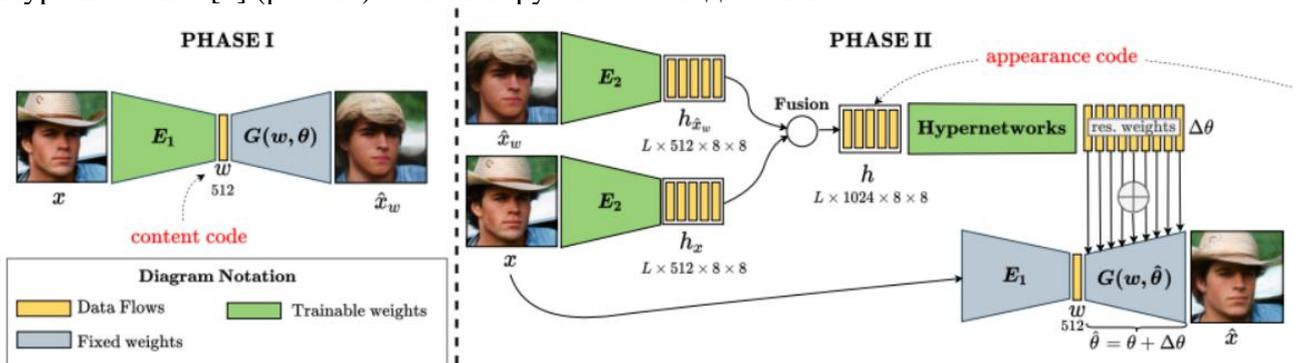


Рисунок 16 – Архитектура HyperInverter [7]

Авторы [7] предлагают новый метод инверсии StyleGAN, основанный на кодировщике и реализованный в два этапа. Их метод обеспечивает высокую скорость и надежное качество реконструкции. На первом этапе они используют стандартный кодер для преобразования изображения в латентный код в пространстве W. На втором этапе они используют гиперсети для восстановления потерянных деталей изображения. Эти веса затем обновляют исходный генератор, чтобы синтезировать окончательное реконструированное изображение.

После второго этапа обработки восстанавливается большая часть низкочастотной

информации контура, но высокочастотная информация, такая как текстуры, все еще не полностью восстанавливается.

В разделе 2.2.4 вводится алгоритм «Editing Out-of-domain GAN Inversion via Differential Activations (EOGI)» [8] и анализируются его недостатки.

Авторы [8] обнаружили, что существующие методы инверсии GAN сталкиваются с проблемой точной инверсии изображений, находящихся за пределами обучающих данных. Неправильное выравнивание доменов данных приводит к нестабильной производительности и ограничивает практичность инверсии GAN. Они предлагают объединение отредактированной области с неотредактированной копией исходного ввода для достижения гибкой манипуляции с атрибутами.

Авторы разрабатывают новую структуру редактирования на основе GAN, следуя подходу композиции-декомпозиции. На этапе композиции они создают грубую реконструкцию, объединяя отредактированную инверсию с весовым исходным входом, используя маску Diff-CAM для указания редактируемой области. Они также вводят механизм дифференциальной активации, фиксирующий семантические изменения, чтобы улучшить спецификацию редактируемой области.

На этапе декомпозиции они применяют сеть подавления призраков, чтобы устранить эффект ореола, возникающий в грубой реконструкции. Сеть подавления ореолов отделяет точно отредактированную инверсию от грубой реконструкции с использованием многомасштабного агрегирования. Архитектура EOGI показана на рисунке 17.

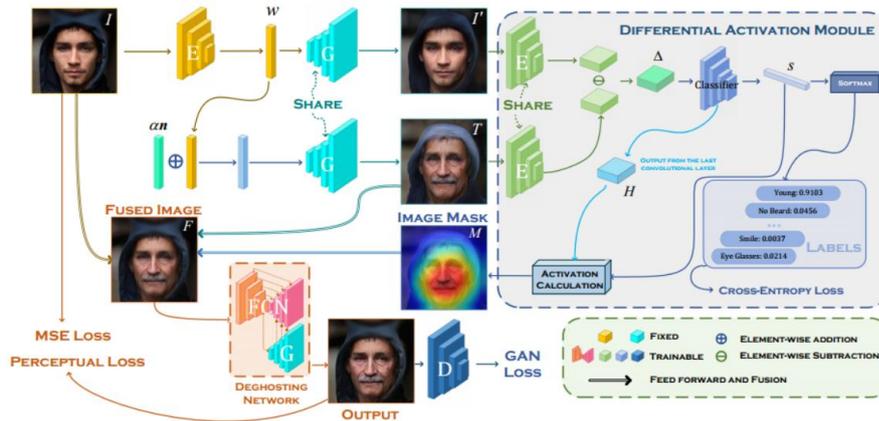


Рисунок 17 – Архитектура EOGI [8]

Метод дифференциальной активации сохраняет неотредактированную область изображения, но возникают артефакты за пределами лица, такие как края и плечи. Существующие методы не удаляют эти артефакты, возникающие при смешении отредактированного и исходного изображений. Это второе направление улучшения, над которым мы работаем.

В разделе 2.3 подробно описана архитектура нашей работы (рис. 18). Среди них два новых модуля: «Модуль дифференциальной активации» и «Сеть подавления артефактов».

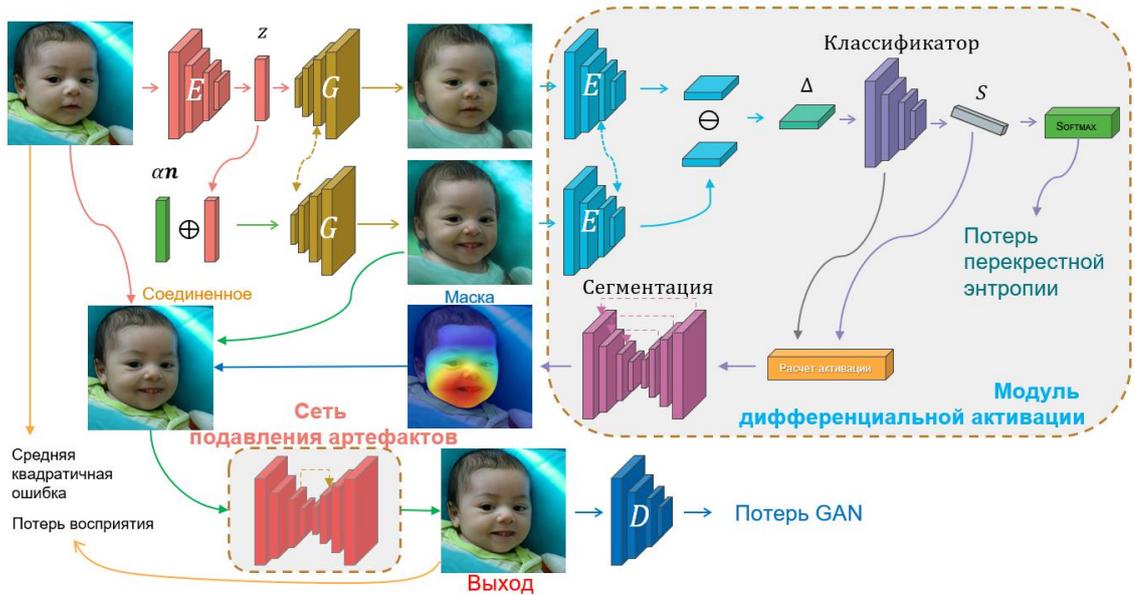


Рисунок 18 – Архитектура нашей работы

В разделе 2.3.1 вводится «Модуль дифференциальной активации». Для решения проблемы 1 мы предлагаем модель SD-CAM (рис. 19), основанную на сегментации изображения. Мы используем сеть U-net для сегментации лица на уменьшенном изображении разрешением 256×256 . Затем мы комбинируем предобученную маску $M_{Diff-CAM}$ с маской сегментации $M_{Seg} = f_{U-net}(I)$, чтобы получить маску M_{SD-CAM} (10):

$$M_{SD-CAM} = M_{Seg} \odot M_{Diff-CAM}. \quad (10)$$

Маска M_{SD-CAM} применяется к изображению с помощью операции Адамара, а оставшаяся информация сохраняется. Объединенное изображение F_{fused} вычисляется с использованием маски M_{SD-CAM} , исходного изображения I и отредактированное изображение T после инверсии GAN (11):

$$F_{fused} = T \odot M_{SD-CAM} + I \odot (1 - M_{SD-CAM}) \quad (11)$$



Рисунок 19 – Сравнение Diff-CAM и SD-CAM

В разделе 2.3.1 вводится «Сеть подавления артефактов». Мы предлагаем сеть отображения изображений для решения проблемы 2. Сеть отображения преимущественно отличается от генеративных моделей следующими аспектами:

1. Прямое отображение: Сеть отображения непосредственно преобразует поврежденное изображение в восстановленное, что делает ее более эффективной.
2. Оптимизация для конкретной задачи: Сеть отображения оптимизируется специально для задачи восстановления изображений, что улучшает ее результаты.
3. Более высокое качество изображений: Сеть отображения точнее сохраняет детали

и особенности исходного изображения.

4. Интерпретируемость: Результаты сети отображения легче интерпретировать, поскольку они зависят напрямую от входного изображения.

Наша сеть отображения имеет структуру кодер-декодер. Она состоит из сужающегося пути и расширяющегося пути, включающих сверточные слои, функции активации, пакетную нормализацию и операции дискретизации. В конечном итоге, с помощью сверточного слоя 1×1 , количество каналов восстанавливается до 3 для получения выходного изображения. Архитектура сети показана на рисунке 20.

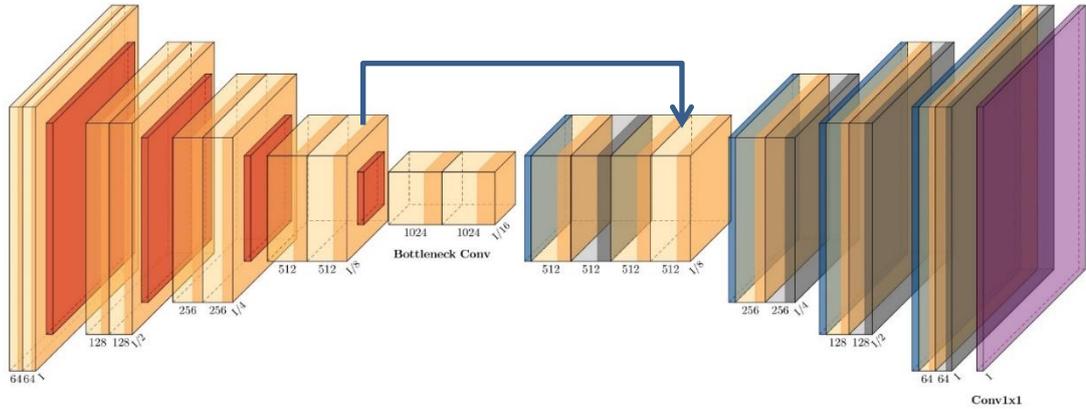


Рисунок 20 – Архитектура сети подавления артефактов

Мы создаем парный набор данных $\{\mathbf{F}_{train}, \mathbf{I}\}$ для обучения сети подавления артефактов. Тренировочное изображение \mathbf{F}_{train} вычисляется с использованием выражения (12):

$$\mathbf{F}_{train} = \mathbf{T} \odot \mathbf{M}_{train} + \mathbf{I} \odot (1 - \mathbf{M}_{train}), \quad (12)$$

где \mathbf{M}_{train} – это маска, определенная по правилу (13):

$$\mathbf{M}_{train}(i, j) = \begin{cases} \mathbf{M}_{SD-CAM}(i, j), & \text{если } \mathbf{M}_{SD-CAM}(i, j) \leq 0,5, \\ 1 - \mathbf{M}_{SD-CAM}(i, j), & \text{если } \mathbf{M}_{SD-CAM}(i, j) > 0,5. \end{cases} \quad (13)$$

Причины для такой настройки заключаются в том, что: 1) маска \mathbf{M}_{train} устанавливается в интервале $[0, 0.5]$, чтобы содержание \mathbf{I} было основным в \mathbf{F}_{train} , и 2) артефакты все еще присутствуют в \mathbf{F}_{train} . Обратите внимание, что атрибут, определяющий маску \mathbf{M}_{train} , соответствует \mathbf{T} и выбирается случайным образом.

Общая цель $L_{\text{подавления}}$ для оптимизации сети подавления артефактов определяется следующим образом (14):

$$L_{\text{подавления}} = 10 * L_{mse} + L_{percep} + L_{adv}, \quad (14)$$

где L_{mse} , L_{percep} и L_{adv} представляют собой потери MSE, потери восприятия и состязательные потери соответственно.

Потеря L_{mse} вычисляется как (15):

$$L_{mse} = \frac{1}{Q} \|\mathbf{I} - \varphi(\mathbf{F}_{train})\|_2, \quad (15)$$

где Q – количество пикселей, φ – функция, преобразующая \mathbf{F}_{train} .

Потеря L_{percep} вычисляется как (16):

$$L_{percep} = \frac{1}{Q} \|Vgg(\mathbf{I}) - Vgg(\varphi(\mathbf{F}_{train}))\|_2, \quad (16)$$

где Vgg – предобученная сеть VGG-16, и используются функции, созданные слоями

$conv1_3$, $conv2_3$, $conv3_3$ и $conv4_3$ для моделирования потерь. Веса для этих слоев составляют $\{\frac{1}{16}, \frac{1}{8}, \frac{1}{4}, 1\}$ соответственно.

Потеря L_{adv} определяется как (17):

$$L_{adv} = \mathbb{E}_{I \sim P_r} \log(D(I)) + \mathbb{E}_{F_{train} \sim P_g} \log(1 - D(\varphi(F_{train}))) \quad (17)$$

где P_r и P_g соответствуют распределениям реальных и сгенерированных данных, D – дискриминатор.

В разделе 2.4 представлены основные результаты по главе 2. В главе 2 мы обсуждаем современные методы изменения атрибутов выражения лица с использованием инверсии GAN и анализируем их преимущества и недостатки.

Сеть rSp представляет собой отличный метод кодирования, но не сохраняет уникальные детали исходного изображения. HFGI предлагает использовать высокоразмерные латентные коды для сохранения деталей и консультацию по искажению для восстановления утраченных деталей. Предобученная StyleGAN не только не полностью восстанавливает изображение, но и создает новые артефакты. Динь и др [7]. используют промежуточные характеристики входного и восстановленного изображений для генерации остаточных весов сверточных слоев в генераторе. Однако эти методы имеют ограничения в восстановлении информации.

Модель EOGI показывает, что изменение атрибутов изображения лица на основе механизма дифференциальной активации очень эффективно. Однако комбинация предобученной генеративной модели и карты признаков декодера не может полностью восстановить изображение, так как область активации Diff-CAM охватывает только конкретную информацию.

Основная идея нашей работы заключается в использовании сегментации изображения лица для ограничения области активации только лицом и полного сохранения конкретной информации за пределами лица. Затем мы используем сеть отображения вместо генеративных сетей, чтобы достичь лучшего подавления артефактов и обеспечить высокое качество восстановления.

В третьей главе представлены экспериментальные процессы и результаты экспериментов. В этой главе мы представляем наборы данных и метрики оценки, используемые в экспериментах.

Мы использовали два набора данных: Flickr-Faces-HQ (FFHQ) [3] и CelebA-HQ [15], содержащие 70 000 и 30 000 изображений лиц соответственно. FFHQ был использован в качестве обучающего набора, а CelebA-HQ – в качестве проверочного набора.

Для оценки результатов мы использовали две стандартные метрики: Fréchet inception distance (FID) [16] и Learned perceptual image patch similarity (LPIPS) [17]. FID вычисляет расстояние между распределениями исходных и сгенерированных изображений, а LPIPS оценивает сходство восприятия между фрагментами изображений.

Мы также представляем экспериментальные настройки и идеи. Мы начали с достижения наилучших результатов при разрешении 256×256 с использованием диффузионной модели. Затем мы применили новый модуль дифференциальной активации и сеть подавления артефактов, предложенные в данной работе, для построения сети и проведения экспериментов. Результаты абляционного исследования показывают превосходство нашего нового модуля дифференциальной активации по сравнению с существующими модулями.

В разделе 3.1 приводится общая характеристика третьей главой.

В разделе 3.2 представлены наборы данных и метрики оценки

FFHQ [3] представляет собой набор из 70000 высококачественных изображений в формате PNG разрешением 1024×1024 . Он включает разнообразные возраста, расы, фоны и аксессуары, такие как очки и головные уборы.

CelebA-HQ [15] является известным набором данных атрибутов лиц и содержит 30

000 изображений разрешением 1024×1024 .

Мы обучали нашу модель на полном наборе данных FFHQ и для сравнения с другими методами использовали все 30000 изображений из CelebA-HQ, применяя стандартные метрики для оценки их производительности.

Мы оцениваем нашу модель, следуя [8], с использованием двух метрик: Fréchet inception distance (FID) [16] и Learned perceptual image patch similarity (LPIPS) [17]. FID вычисляет расстояние между распределениями исходного и сгенерированного изображений, а LPIPS измеряет сходство восприятия между фрагментами изображения. Меньшие значения обеих метрик указывают на лучшую производительность. Формулы для расчета FID и LPIPS выглядят следующим образом (18) (19):

FID:

$$\text{FID}(x, g) = \|\mu_x - \mu_g\|_2^2 + \text{Tr}(\Sigma_x + \Sigma_g - 2(\Sigma_x \Sigma_g)^{0.5}) \quad (18)$$

где Tr – след матрицы, x и g представляют реальное и сгенерированное изображения соответственно, μ – среднее значение, Σ – ковариационная матрица.

LPIPS:

$$d(x, x_0) = \sum_l \frac{1}{H_l W_l} \sum_{h,w} \|w_l \odot (\hat{y}_{hw}^l - \hat{y}_{0hw}^l)\|_2^2 \quad (19)$$

где $\hat{y}^l, \hat{y}_0^l \in \mathbb{R}^{H_l \times W_l \times C_l}$ – карты признаков, полученные из предобученных сетей (например, Vgg, AlexNet), w_l – веса для каждой карты признаков.

В разделе 3.3 представлены экспериментальные настройки. Мы провели исследование абляции, чтобы сравнить наши новые модули с модулями EOGI. Исследование абляции – это метод исследования, который позволяет оценить важность определенных компонентов или параметров в системе или модели. Мы последовательно удаляли или отключали определенные компоненты и наблюдали их влияние на общую производительность системы. Целью исследования абляции было определить, какие компоненты или параметры играют ключевую роль в функциональности и производительности системы, а также их относительную важность. Мы сравнивали исходную версию системы с версией, в которой были удалены или изменены определенные компоненты, и анализировали показатели производительности разных версий. Результаты исследования абляции представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты исследования абляции

Эксперименты		FID↓	LPIPS↓
Diff-CAM	СПА на основе GAN	13,76	0,094
SD-CAM (Наш)	СПА на основе GAN	6,27	0,092
Diff-CAM	СПА на основе отображения (Наш)	–	–
SD-CAM (Наш)	СПА на основе отображения (Наш)	–	–

Из таблицы 1 видно, что даже с сетью подавления артефактов, предложенной EOGI, мы все еще можем достичь более высоких результатов, используя наш новый метод дифференциальной активации, что доказывает превосходство нашей модели. Наша сеть подавления артефактов все еще обучается.

Результаты с использованием SD-CAM и сеть подавления артефактов EOGI показаны на рисунке 21.



Рисунок 21 – Качественный анализ

В разделе 3.4 представлены основные результаты по главе 3. Наши эксперименты показали, что сеть подавления артефактов, основанная на диффузионной модели, достигла наилучших результатов при изменении атрибутов изображения лица с разрешением 256×256 . Исследования абляции подтвердили эффективность нашего подхода, показав наилучшие результаты.

В заключении приводятся результаты, полученные в диссертации и планы по дальнейшим исследованиям. Основные результаты, следующие:

1. Проведен обзор основных и современных методов изменения атрибутов изображения лица. Показано, что недостатки этих методов делают невозможным хранение информации вне домена данных изображения.

2. Представлена структура сети и дизайн нашего алгоритма. Показано, что наша модуль дифференциальной активации на основе сегментации может определить область редактирования более точно, чем предыдущие методы, и эффективно уменьшить генерацию фантомных изображений. Прочая информация о лицевых авариях сохранена в максимальной степени.

3. Показано, что в контексте восстановления изображений, сеть отображения имеет много преимуществ по сравнению с генеративной моделью. В целом, сеть отображения обладает преимуществами в виде прямого отображения, эффективности, высокого качества восстановления и более простой интерпретируемости, что позволяет лучше соответствовать конкретным потребностям восстановления изображений.

4. Показано, что Мы превосходим современные методы с точки зрения качественных и количественных оценок и демонстрируем гибкость и надежность как в сценариях изменения одного или нескольких атрибутов.

Кроме полученных результатов, планируется:

1. Обучать сеть подавления артефактов и настраивать параметры обучения.
2. Проводить исследования абляции для сравнения нашего метода с существующими методами и анализировать эффективности.
3. Окончание диссертации

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ РАБОТЫ

Статьи в журналах, включенных в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук:

1. **Gu C.** Deghosting Diffusion Model for Facial Attribute Editing via Differential Activations / C. Gu, M. Gromov // Communications in Computer and Information Science. – 2023. – P. 122-133. – DOI:10.1007/978-3-031-31353-0_11.
2. **Gu C.** Unpaired Image-to-Image Translation using Transformer-based CycleGAN / C. Gu, M. Gromov // Communications in Computer and Information Science (в печати).
3. **Гу Ч.** Создание системы управления на основе нейронных сетей / Ч. Гу, М. L. Gromov // Новые информационные технологии в исследовании сложных структур : материалы Двенадцатой конф. с междунар. участием, 4-8 июня 2018 г. – Томск. – 2018. – С. 21-22.
4. **Gu C.** Automated vehicle control system based on a single-board computer / C. Gu, M. Gromov // Новые информационные технологии в исследовании сложных структур: материалы Тринадцатой Международной конференции, 7–9 сентября 2020 г. – Томск. – 2020. – P. 78-79.
5. **Гу Ч.** Непарное преобразование изображения в изображение с использованием CycleGAN на основе трансформера / Ч. Гу, М. L. Gromov // Новые информационные технологии в исследовании сложных структур: материалы Четырнадцатой международной конференции, 19-24 сентября 2022 г. – Томск. – 2022. – С. 41–42.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Encoding in style: a stylegan encoder for image-to-image translation / E. Richardson [et al.] // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2021. – P. 2287–2296.
2. Designing an encoder for stylegan image manipulation / O. Tov [et al.] // ACM Transactions on Graphics (TOG). – 2021. – Vol. 40, no. 4. – P. 1–14.
3. Karras T. A style-based generator architecture for generative adversarial networks / T. Karras, S. Laine, T. Aila // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2019. – P. 4401–4410.
4. Analyzing and improving the image quality of stylegan / T. Karras [et al.] // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2020. – P. 8110–8119.
5. Alaluf Y. Restyle: A residual-based stylegan encoder via iterative refinement / Y. Alaluf, O. Patashnik, D. Cohen-Or // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. – 2021. – P. 6711–6720.
6. High-fidelity gan inversion for image attribute editing / T. Wang [et al.] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2022. – P. 11379–11388.
7. Hyperinverter: Improving stylegan inversion via hypernetwork / T. M. Dinh [et al.] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2022. – P. 11389–11398.
8. Editing Out-of-Domain GAN Inversion via Differential Activations / H. Song [et al.] // Computer Vision–ECCV 2022: 17th European Conference, Tel Aviv, Israel, October 23–27, 2022, Proceedings, Part XVII. – Springer. 2022. – P. 1–17.

9. Generative adversarial networks / I. Goodfellow [et al.] // Communications of the ACM. – 2020. – Vol. 63, no. 11. – P. 139–144.
10. Learning deep features for discriminative localization / B. Zhou [et al.] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2016. – P. 2921–2929.
11. Ronneberger O. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18. – Springer. 2015. – P. 234–241.
12. Строение нейрона и синапса [Электронный ресурс]. – URL: <https://psyfactor.org/neuroopsy/neuron-and-synapse.htm> (дата обращения: 7.01.2022).
13. Нейронные сети, перцептрон [Электронный ресурс]. – URL: https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Нейронные_сети,_перцептрон (дата обращения: 7.01.2022).
14. Krizhevsky A. Imagenet classification with deep convolutional neural networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton // Communications of the ACM. — 2017. — Vol. 60, no. 6. — P. 84–90.
15. Progressive growing of gans for improved quality, stability, and variation / T. Karras [et al.] // arXiv preprint arXiv:1710.10196. — 2017.
16. 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. – Vol. 30.
17. The unreasonable effectiveness of deep features as a perceptual metric / R. Zhang [et al.] // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2018. – P. 586–595.

Отчет о проверке на заимствования №1



Автор: Гу Чунюй
Проверяющий: Гу Чунюй

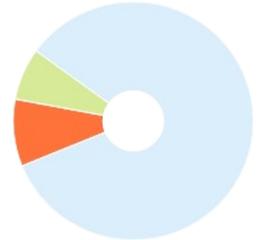
Отчет предоставлен сервисом «Антиплагиат» - <http://users.antiplagiat.ru>

ИНФОРМАЦИЯ О ДОКУМЕНТЕ

№ документа: 5
Начало загрузки: 12.06.2023 11:05:58
Длительность загрузки: 00:00:06
Имя исходного файла: Научный доклад_Гу.pdf
Название документа: Научный доклад_Гу
Размер текста: 43 кБ
Тип документа: Автореферат кандидатской диссертации
Символов в тексте: 44104
Слов в тексте: 5341
Число предложений: 392

ИНФОРМАЦИЯ ОБ ОТЧЕТЕ

Начало проверки: 12.06.2023 11:06:05
Длительность проверки: 00:01:38
Корректировка от 12.06.2023 11:37:11
Комментарии: [Автосохраненная версия]
Поиск с учетом редактирования: да
Проверенные разделы: титульный лист с. 1, основная часть с. 2-19, библиография с. 19-20
Модули поиска: ИПС Адилет, Библиография, Сводная коллекция ЭБС, Интернет Плюс*, Сводная коллекция РГБ, Цитирование, Переводные заимствования (RuEn), Переводные заимствования по eLIBRARY.RU (EnRu), Переводные заимствования по eLIBRARY.RU (KkRu), Переводные заимствования по eLIBRARY.RU (KyRu), Переводные заимствования по коллекции Гарант: аналитика, Переводные заимствования по коллекции Интернет в английском сегменте, Переводные заимствования по Интернету (EnRu), Переводные заимствования по Интернету (KkRu), Переводные заимствования по Интернету (KyRu), Переводные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте, Переводные заимствования (KkEn), Переводные заимствования (KyEn), Переводные заимствования издательства Wiley, eLIBRARY.RU, СПС ГАРАНТ: аналитика, СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация, IEEE, Медицина, Диссертации НББ, Коллекция НБУ, Перефразирования по eLIBRARY.RU, Перефразирования по СПС ГАРАНТ: аналитика, Перефразирования по Интернету, Перефразирования по Интернету (EN), Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в английском сегменте, Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте, Перефразирования по коллекции издательства Wiley, Патенты СССР, РФ, СНГ, СМИ России и СНГ, Шаблонные фразы, Кольцо вузов, Издательство Wiley, Переводные заимствования



СОВПАДЕНИЯ

9,47%

САМОЦИТИРОВАНИЯ

0%

ЦИТИРОВАНИЯ

7,42%

ОРИГИНАЛЬНОСТЬ

83,11%

Совпадения — фрагменты проверяемого текста, полностью или частично сходные с найденными источниками, за исключением фрагментов, которые система отнесла к цитированию или самоцитированию. Показатель «Совпадения» – это доля фрагментов проверяемого текста, отнесенных к совпадениям, в общем объеме текста.

Самоцитирования — фрагменты проверяемого текста, совпадающие или почти совпадающие с фрагментом текста источника, автором или соавтором которого является автор проверяемого документа. Показатель «Самоцитирования» – это доля фрагментов текста, отнесенных к самоцитированию, в общем объеме текста.

Цитирования — фрагменты проверяемого текста, которые не являются авторскими, но которые система отнесла к корректно оформленным. К цитированиям относятся также шаблонные фразы; библиография; фрагменты текста, найденные модулем поиска «СПС Гарант: нормативно-правовая документация». Показатель «Цитирования» – это доля фрагментов проверяемого текста, отнесенных к цитированию, в общем объеме текста.

Текстовое пересечение — фрагмент текста проверяемого документа, совпадающий или почти совпадающий с фрагментом текста источника.

Источник — документ, проиндексированный в системе и содержащийся в модуле поиска, по которому проводится проверка.

Оригинальный текст — фрагменты проверяемого текста, не обнаруженные ни в одном источнике и не отмеченные ни одним из модулей поиска. Показатель «Оригинальность» – это доля фрагментов проверяемого текста, отнесенных к оригинальному тексту, в общем объеме текста.

«Совпадения», «Цитирования», «Самоцитирования», «Оригинальность» являются отдельными показателями, отображаются в процентах и в сумме дают 100%, что соответствует полному тексту проверяемого документа.

Обращаем Ваше внимание, что система находит текстовые совпадения проверяемого документа с проиндексированными в системе источниками. При этом система является вспомогательным инструментом, определение корректности и правомерности совпадений или цитирований, а также авторства текстовых фрагментов проверяемого документа остается в компетенции проверяющего.

№	Доля в тексте	Доля в отчете	Источник	Актуален на	Модуль поиска	Комментарии
[01]	7,42%	7,42%	не указано	13 Янв 2022	Библиография	
[02]	3,94%	0,29%	https://theses.hal.science/tel-03788218/document https://theses.hal.science	12 Июн 2023	Интернет Плюс*	
[03]	3,87%	0%	https://www.theses.fr/20221PPAT019/abes https://theses.fr	12 Июн 2023	Интернет Плюс*	
[04]	3,87%	0%	https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-03788218/document https://tel.archives-ouvertes.fr	12 Июн 2023	Интернет Плюс*	
[05]	3,21%	0,16%	LTT-GAN: Looking Through Turbulence by Inverting GA... https://ieeexplore.ieee.org	20 Янв 2023	IEEE	
[06]	3,18%	0%	hlusov_p_v_semanticheskie-manipulyacii-na-osnove-g...	05 Июн 2023	Кольцо вузов	
[07]	3,1%	0%	GAN Inversion with Semantic Segmentation Map for I... https://ieeexplore.ieee.org	25 Ноя 2022	IEEE	

[08]	3,08%	0%	kalashnikov_a_yu_uskorenie-processa-razmetki-danny...	28 Мая 2023	Кольцо вузов
[09]	3,02%	0%	semkin_p_v_generaciya-naborov-dannyh-pri-pomoshc...	29 Мая 2023	Кольцо вузов
[10]	2,86%	0,44%	Ханжина, Наталья Евгеньевна Интеллектуальная по... http://dlib.rsl.ru	23 Июн 2022	Сводная коллекция РГБ
[11]	2,84%	0%	Denoising Diffusion Post-Processing for Low-Light Ima... https://arxiv.org	12 Июн 2023	Интернет Плюс*
[12]	2,82%	0%	Large-Scale Blind Face Super-Resolution via Edge Guide... https://ieeexplore.ieee.org	21 Дек 2022	IEEE
[13]	2,75%	0%	DesignerGAN: Sketch Your Own Photo https://ieeexplore.ieee.org	29 Ноя 2022	IEEE
[14]	2,75%	0%	Entity-Level Text-Guided Image Manipulation https://arxiv.org	06 Июн 2023	Интернет Плюс*
[15]	2,71%	0%	Progressive Contextual Aggregation Empowered by Pix... https://ieeexplore.ieee.org	07 Фев 2023	IEEE
[16]	2,62%	0%	Image Morphing With Perceptual Constraints and STN ... https://doi.org	30 Сен 2020	Издательство Wiley
[17]	2,61%	0%	Методы и алгоритмы обработки мультимодальных... https://vak.minobrnauki.gov.ru	02 Апр 2021	Интернет Плюс*
[18]	2,6%	0,12%	https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/... https://vital.lib.tsu.ru	05 Мая 2023	Интернет Плюс*
[19]	2,49%	2,27%	Твардовский, Александр Сергеевич Конечно автома... http://dlib.rsl.ru	28 Янв 2020	Сводная коллекция РГБ
[20]	2,48%	0,09%	https://disser.spbu.ru/files/2020/disser_boyarov.pdf https://disser.spbu.ru	08 Окт 2020	Интернет Плюс*
[21]	2,47%	0%	https://www.ecva.net/papers/eccv_2022/papers_ECCV/... https://ecva.net	12 Июн 2023	Интернет Плюс*
[22]	2,44%	0%	http://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/vt... http://vital.lib.tsu.ru	24 Янв 2020	Интернет Плюс*
[23]	2,36%	0%	kazaryan_s_a_razrabotka-internet-servisa-na-osnove-a...	25 Мая 2023	Кольцо вузов
[24]	2,29%	0%	Multi-Scale Fast Fourier Transform based Attention Ne... https://ieeexplore.ieee.org	20 Фев 2023	IEEE
[25]	2,24%	0%	КОМПЬЮТЕРНАЯ ОПТИКА. Том 40 №2 март – апрель https://book.ru	03 Июл 2017	Сводная коллекция ЭБС
[26]	2,2%	0%	https://prompt-plus.github.io/files/PromptPlus.pdf https://prompt-plus.github.io	02 Июн 2023	Интернет Плюс*
[27]	2,2%	0,06%	МНД Аналитические обзоры 2021-2022	17 Янв 2023	Кольцо вузов
[28]	2,18%	0%	Simultaneous Multi-Attribute Image-to-Image Transla... https://doi.org	31 Окт 2020	Издательство Wiley
[29]	2,14%	0%	Обучение нейросетевых каскадных классификатор... http://elibrary.ru	01 Фев 2021	eLIBRARY.RU
[30]	2,11%	0%	rahmanov_s_s_razrabotka-effektivnyh-encoderov-dlya...	18 Мая 2023	Кольцо вузов
[31]	2,1%	0%	Обухов, Артём Дмитриевич Методология структурн... http://dlib.rsl.ru	27 Июн 2022	Сводная коллекция РГБ
[32]	2,1%	0%	Single image deraining using multi-stage and multi-sca...	30 Ноя 2022	Издательство Wiley
[33]	2,1%	0,06%	https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/... https://vital.lib.tsu.ru	05 Мая 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте
[34]	2,04%	0%	https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/... https://vital.lib.tsu.ru	05 Мая 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте
[35]	2,03%	1,03%	https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/... https://vital.lib.tsu.ru	05 Мая 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте
[36]	2%	0%	Сорокин, Максим Игоревич Методы восстановления... http://dlib.rsl.ru	27 Июн 2022	Сводная коллекция РГБ
[37]	1,92%	0%	surkov_m_k_multimodalnyy-perenos-stilya-v-tekstah....	21 Мая 2023	Кольцо вузов
[38]	1,88%	0%	DGCM-Net: Dense Geometrical Correspondence Match... https://frontiersin.org	17 Сен 2020	СМИ России и СНГ
[39]	1,88%	0%	Classification of Multiple Sclerosis Clinical Profiles via Gr... https://frontiersin.org	22 Сен 2020	СМИ России и СНГ
[40]	1,88%	0%	Fine-grained semantic ethnic costume high-resolution...	01 Мая 2022	Издательство Wiley
[41]	1,86%	0%	https://arxiv.org/pdf/2001.06937.pdf https://arxiv.org	03 Мар 2020	Интернет Плюс*
[42]	1,86%	0,21%	Marchuk Scientific Readings-2021. https://elibrary.ru	31 Дек 2021	eLIBRARY.RU
[43]	1,85%	0%	karpikova_p_v_raznoobraznoe-vosstanovlenie-izobraj...	29 Мая 2023	Кольцо вузов
[44]	1,84%	0%	Attention-guided transformation-invariant attack for ...	01 Янв 2022	Издательство Wiley
[45]	1,76%	0%	http://www.psu.ru/files/docs/science/books/sborniki/f... http://psu.ru	21 Мая 2022	Интернет Плюс*
[46]	1,76%	0%	https://arxiv.org/pdf/1902.00813.pdf https://arxiv.org	27 Апр 2021	Интернет Плюс*
[47]	1,75%	0%	An Analysis of the Generalizability and Stability of the H... https://frontiersin.org	24 Мар 2021	СМИ России и СНГ

[48]	1,72%	0%	Диссертация на тему «Методология структурно-пар... https://dissercat.com	08 Окт 2022	Интернет Плюс*	
[49]	1,71%	0%	An effective and practical gradient inversion attack	30 Ноя 2022	Издательство Wiley	
[50]	1,7%	0%	Текстурная сегментация изображений на основе ко... http://dep.nlb.by	06 Дек 2018	Диссертации НББ	
[51]	1,68%	0%	Борисяк Максим Александрович; [Место защиты: Ф... http://dlib.rsl.ru	12 Янв 2021	Сводная коллекция РГБ	
[52]	1,63%	0%	CE-GAN : A Camera Image Enhancement Generative Ad... https://ieeexplore.ieee.org	08 Фев 2023	IEEE	
[53]	1,6%	1,6%	https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/... https://vital.lib.tsu.ru	07 Мая 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте	
[54]	1,56%	0%	Куратов, Юрий Михайлович Специализация языков... http://dlib.rsl.ru	12 Янв 2021	Сводная коллекция РГБ	
[55]	1,55%	0%	Бурнаев, Евгений Владимирович Модели, методы и ... http://dlib.rsl.ru	08 Ноя 2022	Сводная коллекция РГБ	
[56]	1,54%	0%	РОССИЙСКАЯ БАЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ АВТОДОРОЖН... http://elibrary.ru	05 Авг 2016	eLIBRARY.RU	
[57]	1,53%	0%	A Bayesian Inference Framework for Procedural Materi... https://doi.org	31 Окт 2020	Издательство Wiley	
[58]	1,53%	0%	Multi-object Tracking: Decoupling Features to Solve the... https://ieeexplore.ieee.org	27 Фев 2023	IEEE	
[59]	1,52%	0,18%	https://icam.tsu.ru/data/uploads/ICAM2020_proceedin... https://icam.tsu.ru	13 Фев 2022	Интернет Плюс*	
[60]	1,52%	0%	Computational Foundations of Natural Intelligence https://frontiersin.org	23 Окт 2020	СМИ России и СНГ	
[61]	1,52%	0%	КОМПЬЮТЕРНАЯ ОПТИКА. Том 40 №6 ноябрь – дека... http://book.ru	03 Июл 2017	Сводная коллекция ЭБС	
[62]	1,51%	0,31%	Анализ деятельности человека посредством глубок... http://samag.ru	15 Июн 2022	Интернет Плюс*	
[63]	1,5%	0%	https://www.hse.ru/data/2022/02/21/1749376530/MIE... https://hse.ru	26 Сен 2022	Интернет Плюс*	
[64]	1,5%	1,5%	Editing Out-of-domain GAN Inversion via Differential Ac... https://arxiv.org	25 Мар 2023	Переводные заимствования по коллекции Интернет в английском сегменте	
[65]	1,49%	0%	An Empirical Comparison of Generative Adversarial Net... https://link.springer.com	31 Мая 2021	Интернет Плюс*	
[66]	1,46%	0%	Алгоритмы текстурного анализа для классификации... http://dep.nlb.by	11 Ноя 2016	Диссертации НББ	
[67]	1,44%	0%	ivanov_d_a_issledovanie-i-modifikaciya-metodov-rasp...	31 Мая 2023	Кольцо вузов	
[68]	1,44%	0%	Коршунова, Ксения Петровна Методы и алгоритмы ... http://dlib.rsl.ru	16 Июн 2021	Сводная коллекция РГБ	
[69]	1,37%	0%	Алгоритмы анализа цифровых биомедицинских из... http://dep.nlb.by	16 Янв 2020	Диссертации НББ	
[70]	1,36%	0%	MLSA-UNet: End-to-End Multi-Level Spatial Attention G... https://ieeexplore.ieee.org	09 Фев 2023	IEEE	
[71]	1,32%	0%	https://pstu.ru/files/2/file/adm/dissertacii/ahmetzyano... https://pstu.ru	10 Окт 2022	Интернет Плюс*	
[72]	1,25%	0%	https://arxiv.org/pdf/1901.06032.pdf https://arxiv.org	05 Мар 2022	Интернет Плюс*	
[73]	1,24%	0,03%	Тумашкина, Диана Оценка состояний, длительност... http://dlib.rsl.ru	28 Дек 2021	Сводная коллекция РГБ	
[74]	1,21%	0%	Программные продукты и системы: научно-практи... http://biblioclub.ru	21 Янв 2020	Сводная коллекция ЭБС	
[75]	1,21%	0%	InterCLIP: Adapting CLIP To Interactive Image Retrieval... https://ieeexplore.ieee.org	20 Янв 2023	IEEE	
[76]	1,21%	0%	Artificial intelligence in radiology Nature Reviews Can... https://nature.com	23 Мая 2020	Интернет Плюс*	
[77]	1,14%	0%	http://umu.diva-portal.org/smash/get/diva2:1730514/F... http://umu.diva-portal.org	28 Мая 2023	Интернет Плюс*	
[78]	1%	1%	Новые информационные технологии в исследован... https://core.ac.uk	01 Янв 2020	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте	
[79]	0,97%	0%	УрГАХУ — Уральский архитектурно-художественны... https://usaaa.ru	12 Июн 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[80]	0,97%	0%	Диссертация на тему «Конечно автоматные методы... https://dissercat.com	08 Июн 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[81]	0,94%	0%	Segmentation of Drosophila heart in optical coherence ... https://doi.org	31 Дек 2018	Издательство Wiley	
[82]	0,83%	0%	Inception Modules Enhance Brain Tumor Segmentation https://frontiersin.org	13 Окт 2020	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[83]	0,81%	0%	https://earchive.tpu.ru/bitstream/11683/66296/1/TPU1... https://earchive.tpu.ru	01 Июн 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[84]	0,8%	0%	не указано	13 Янв 2022	Шаблонные фразы	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[85]	0,79%	0%	К реальной реставрации смазанного сканирование... https://habr.com	09 Июн 2022	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[86]	0,78%	0%	https://ic.spbstu.ru/userfiles/files/tezisy_mitsobi_2022... https://ic.spbstu.ru	20 Окт 2022	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.

[87]	0,78%	0%	Semantic-aware automatic image colorization via unp...	01 Янв 2022	Перефразирования по коллекции издательства Wiley	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[88]	0,73%	0%	Квривившили, Любовь Витальевна Исследование и ... http://dlib.rsl.ru	15 Сен 2015	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[89]	0,7%	0%	Приказ Министерства экономического развития РФ... http://ivo.garant.ru	28 Дек 2021	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[90]	0,69%	0%	https://www.bsuir.by/m/12_100229_1_136895.pdf https://bsuir.by	08 Июн 2022	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[91]	0,67%	0,15%	Разработка и исследование трехмерной клеточно-а... http://dslib.net	21 Апр 2016	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в русском сегменте	
[92]	0,67%	0%	Generative Adversarial Networks-Enabled Human-Artifi... https://frontiersin.org	28 Апр 2021	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[93]	0,65%	0%	Гордон, Михаил Аркадьевич Методы и алгоритмы а... http://dlib.rsl.ru	21 Сен 2021	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[94]	0,64%	0%	Буркатовская Юлия Борисовна — ТГУ.Сотрудники https://persona.tsu.ru	12 Июн 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[95]	0,62%	0%	Секторная идентификация реперов в эффективном ... http://dep.nlb.by	11 Ноя 2016	Диссертации НББ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[96]	0,61%	0%	Photo-Realistic Out-of-domain GAN inversion via Inver... https://arxiv.org	25 Мар 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в английском сегменте	
[97]	0,59%	0%	не указано	13 Янв 2022	Цитирование	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[98]	0,59%	0%	https://hal.science/hal-03778322v2/document https://hal.science	01 Мая 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в английском сегменте	
[99]	0,55%	0%	СОЦИАЛЬНО-ПСИХОЛОГИЧЕСКОЕ КОНСУЛЬТИРОВ... http://elibrary.ru	10 Фев 2020	Перефразирования по eLIBRARY.RU	
[100]	0,54%	0%	Алгоритмы распознавания лиц и жестов на основе ... http://tekhnosfera.com	26 Апр 2020	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[101]	0,51%	0%	Automated mammographic breast density estimation ... https://doi.org	31 Мар 2018	Издательство Wiley	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[102]	0,5%	0%	Волгоградский научно-медицинский журнал» вклю... http://volgograd.bezformata.com	17 Авг 2019	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[103]	0,5%	0%	Диссертационное исследование: технологии подгот... http://studentlibrary.ru	20 Янв 2020	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[104]	0,5%	0%	не указано	04 Сен 2022	СПС ГАРАНТ: аналитика	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[105]	0,5%	0%	Т. 17, № 1 http://emll.ru	28 Апр 2017	Медицина	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[106]	0,5%	0%	Указ Губернатора Свердловской области от 12 мая 2... http://ivo.garant.ru	25 Мар 2022	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[107]	0,5%	0%	Указ Губернатора Свердловской области от 27 сентя... http://ivo.garant.ru	06 Окт 2018	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[108]	0,5%	0%	Постановление Девятого арбитражного апелляцио... http://ivo.garant.ru	27 Июл 2020	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[109]	0,5%	0%	Указ Губернатора Свердловской области от 12 мая 2... http://ivo.garant.ru	27 Сен 2018	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[110]	0,49%	0%	ОБОСНОВАНИЕ И ВЫБОР ТЕХНОЛОГИЙ ПРЕДУПРЕ... http://av.disus.ru	05 Июн 2021	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[111]	0,48%	0%	224373 http://e.lanbook.com	10 Мар 2016	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[112]	0,48%	0%	Информационно-коммуникационные технологии в... http://dep.nlb.by	06 Дек 2018	Диссертации НББ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[113]	0,47%	0%	rsl01008550715.txt http://dlib.rsl.ru	22 Июн 2022	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[114]	0,47%	0%	Разработка и исследование трехмерной клеточно-а... http://dslib.net	12 Июн 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[115]	0,45%	0%	Рецензируемые издания как элемент государственн... http://ivo.garant.ru	30 Апр 2022	СПС ГАРАНТ: аналитика	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[116]	0,45%	0%	Вопрос: Научная статья опубликована в журнале, к... http://ivo.garant.ru	15 Июн 2019	СПС ГАРАНТ: аналитика	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[117]	0,44%	0%	Measuring and Improving User Experience Through Art... https://frontiersin.org	19 Ноя 2020	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[118]	0,44%	0%	Барабанова С.В., Пешкова (Белогорцева) Х.В., Баран... http://ivo.garant.ru	30 Ноя 2019	СПС ГАРАНТ: аналитика	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[119]	0,44%	0%	Пояснительная записка к проекту Федерального за... http://ivo.garant.ru	17 Июн 2019	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[120]	0,43%	0%	Актуальные проблемы численного моделирования ... http://studentlibrary.ru	19 Дек 2016	Медицина	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[121]	0,43%	0%	Медицинская диссертация: современные требован... http://studentlibrary.ru	20 Янв 2020	Медицина	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.

[122]	0,42%	0%	Модель глубокой сверточной нейронной сети в зад... https://cyberleninka.ru	01 Янв 2021	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[123]	0,4%	0%	Алгоритмы анализа динамических биологических ... http://dep.nlb.by	16 Янв 2020	Диссертации НББ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[124]	0,4%	0%	https://geomi.info/wp-content/uploads/2022/04/MLF... https://geomi.info	16 Мая 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[125]	0,39%	0%	Гиблинда, Роман Владимирович Разработка авто... http://dlib.rsl.ru	27 Июн 2022	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[126]	0,39%	0%	https://info.aues.kz/diploms/2020/ikitk/tkss/Dulat_AUE... https://info.aues.kz	19 Мая 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[127]	0,38%	0%	http://journal.iasa.kpi.ua/article/download/126679/123... http://journal.iasa.kpi.ua	24 Янв 2023	Перефразированные заимствования по коллекции Интернет в английском сегменте	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[128]	0,37%	0%	A Survey on Deep Learning for Neuroimaging-Based Br... https://frontiersin.org	08 Окт 2020	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[129]	0,36%	0%	Летняя школа Python-разработчика - Санкт-Петерб... https://spbu.ru	13 Июн 2022	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[130]	0,36%	0%	Перспективы применения искусственных нейрон... http://elibrary.ru	02 Янв 2019	Перефразирования по eLIBRARY.RU	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[131]	0,35%	0%	Коноплева, Лидия Викторовна Оптимизация метод... http://dlib.rsl.ru	27 Дек 2019	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[132]	0,34%	0%	Хирургия геморрагического инсульта http://studentlibrary.ru	27 Ноя 2017	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[133]	0,34%	0%	Хирургия геморрагического инсульта http://studentlibrary.ru	19 Дек 2016	Медицина	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[134]	0,34%	0%	Диссертационные работы: Методика подготовки и ... http://studentlibrary.ru	19 Дек 2016	Медицина	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[135]	0,33%	0%	СОВРЕМЕННЫЕ БИБЛИОТЕКИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕН... http://elibrary.ru	27 Фев 2020	eLIBRARY.RU	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[136]	0,32%	0%	Новые информационные технологии в исследован... https://e.lanbook.com	22 Янв 2020	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[137]	0,32%	0%	Сидорова, Екатерина Филипповна Оценивание сост... http://dlib.rsl.ru	11 Июн 2020	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[138]	0,31%	0%	Подготовка кадров высшей квалификации по метод... http://ibooks.ru	09 Дек 2016	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[139]	0,31%	0%	Подготовка кадров высшей квалификации по метод... https://book.ru	03 Июл 2017	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[140]	0,3%	0%	Воронежский институт высоких технологий успешн... https://mngz.ru	04 Янв 2019	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[141]	0,29%	0%	Вагнер, Дмитрий Викторович Высокочастотные эле... http://dlib.rsl.ru	27 Дек 2019	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[142]	0,27%	0%	Стандартизация нового седативного сбора "ФЛЕГМ... http://diss.natlib.uz	22 Авг 2019	Коллекция НБУ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[143]	0,26%	0%	Решение Арбитражного суда Томской области от 1 ... http://arbitr.garant.ru	10 Сен 2022	СПС ГАРАНТ: нормативно-правовая документация	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[144]	0,26%	0%	https://rep.bntu.by/bitstream/handle/data/115137/BN... https://rep.bntu.by	14 Фев 2023	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[145]	0,25%	0%	Рябова, Татьяна Владимировна Эквивалентные ком... http://dlib.rsl.ru	22 Фев 2019	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[146]	0,25%	0%	Лысенко, Алексей Федорович Повышение точности... http://dlib.rsl.ru	28 Фев 2015	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[147]	0,23%	0%	Годовой отчет для учреждений образования - 2021 (... http://ivo.garant.ru	15 Янв 2022	СПС ГАРАНТ: аналитика	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[148]	0,23%	0%	Identifying Periampullary Regions in MRI Images Using ... https://frontiersin.org	28 Мая 2021	СМИ России и СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[149]	0,23%	0%	https://www.ncfu.ru/export/uploads/dokumenty-disse... https://ncfu.ru	12 Сен 2022	Интернет Плюс*	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[150]	0,22%	0%	Вопрос: Нужно ли разделять семидневным интерва... http://ivo.garant.ru	01 Окт 2022	СПС ГАРАНТ: аналитика	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[151]	0,22%	0%	решение http://www1.fips.ru	25 Июн 2015	Патенты СССР, РФ, СНГ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[152]	0,22%	0%	Об утверждении Положения о диссертационном со... http://adilet.zan.kz	21 Янв 2016	ИПС Адилет	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[153]	0,19%	0%	Подготовка кадров высшей квалификации по метод... https://e.lanbook.com	22 Янв 2020	Сводная коллекция ЭБС	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[154]	0,18%	0%	Iopatin_m_i_generaciya-poetarnogo-predstavleniya-ka... http://dlib.rsl.ru	23 Мая 2023	Кольцо вузов	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[155]	0,18%	0%	Чернов, Тимофей Сергеевич Математические моде... http://dlib.rsl.ru	15 Окт 2019	Сводная коллекция РГБ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[156]	0,17%	0%	Определение параметров солнечных акустических ... http://diss.natlib.uz	29 Авг 2014	Коллекция НБУ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[157]	0,17%	0%	Обеспечение устойчивости доходов государственн... http://diss.natlib.uz	29 Авг 2014	Коллекция НБУ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.
[158]	0,17%	0%	Каракалпакский орнамент: художественные особен... http://diss.natlib.uz	02 Сен 2014	Коллекция НБУ	Источник исключен. Причина: Маленький процент пересечения.