|  |  |
| --- | --- |
|  | **Министерство науки и высшего образования Российской Федерации**  **Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение**  **высшего образования**  **«Московский государственный технический университет**  **имени Н.Э. Баумана**  **(национальный исследовательский университет)»**  **(МГТУ им. Н.Э. Баумана)** |

ФАКУЛЬТЕТ \_\_\_\_\_\_\_ИНФОРМАТИКА И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

КАФЕДРА \_\_\_\_\_\_\_\_\_СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ\_\_\_\_\_

**РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА**

***К НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ***

***НА ТЕМУ:***

***Технология улучшения изображений, основанная на глубоком обучении***

****

Студент \_ИУ5И-32М **\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_** \_\_\_ \_\_**Джин Шуо\_\_\_** \_

(Группа) (Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Руководитель **\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Гапанюк Ю.Е.\_\_**

(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

*2024 г.*

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации**

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение**

**высшего образования**

**«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана**

**(национальный исследовательский университет)»**

**(МГТУ им. Н.Э. Баумана)**

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой \_\_ИУ-5\_\_

(Индекс)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ В.И.Терехов

(И.О.Фамилия)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2024 г.

**ЗАДАНИЕ**

**на выполнение научно-исследовательской работы**

по теме Технология улучшения изображений, основанная на глубоком обучении\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Студент группы ИУ5И-32М

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Джин Шуо \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(Фамилия, имя, отчество)

Направленность НИР (учебная, исследовательская, практическая, производственная, др.)

\_\_\_ учебная \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Источник тематики (кафедра, предприятие, НИР) \_\_\_учебная тематика\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

График выполнения НИР: 25% к 12 нед., 50% к 14 нед., 75% к 15 нед., 100% к 16 нед.

***Техническое задание***  *Обзор основных методов анализа текстовых данных, разработка системы для автоматизированного анализа текстовых данных из социальных медиа с целью выявления трендов и настроений.*

***Оформление научно-исследовательской работы:***

Расчетно-пояснительная записка на 11 листах формата А4.

Перечень графического (иллюстративного) материала (чертежи, плакаты, слайды и т.п.)

\_

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Дата выдачи задания « 14 » сентября 2024 г.

**Руководитель НИР**  \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Гапанюк Ю.Е.

(Подпись, дата И.О.Фамилия)

**Студентк**  . .2024 г. Джин Шуо

(Подпись, дата И.О.Фамилия)

Примечание: Задание оформляется в двух экземплярах: один выдается студенту, второй хранится на кафедре.

**Оглавление**

[Введение 4](#_Toc186127428)

[1. Обзор методов улучшения изображений и применения глубокого обучения 5](#_Toc186127429)

[**1.1 Основные методы улучшения изображений** 5](#_Toc186127430)

[**1.2 Применение глубокого обучения в улучшении изображений** 5](#_Toc186127431)

[**1.3 Оценка качества улучшения изображений** 6](#_Toc186127432)

[2. Детальное описание выбранных методов 7](#_Toc186127433)

[**2.1 Генеративные состязательные сети (GAN)** 7](#_Toc186127434)

[**2.2 Суперразрешение (Super-Resolution)** 8](#_Toc186127435)

[**2.3 Методы с использованием механизма самовнимания (Self-Attention)** 9](#_Toc186127436)

[**2.4 Сравнительная таблица методов** 9](#_Toc186127437)

[3. Теоретическое сравнение и анализ результатов 10](#_Toc186127438)

[**3.1 Основные критерии сравнения** 10](#_Toc186127439)

[**3.2 Сравнительный анализ** 10](#_Toc186127440)

[**3.3 Теоретические выводы** 11](#_Toc186127441)

[**3.4 Предполагаемые результаты при сравнении методов** 11](#_Toc186127442)

[**3.5 Ограничения методов** 11](#_Toc186127443)

[**3.6 Перспективы дальнейшего развития** 12](#_Toc186127444)

[4. Обсуждение перспектив и выводы 13](#_Toc186127445)

[**4.1 Перспективы развития методов улучшения изображений** 13](#_Toc186127446)

[**4.2 Выводы** 14](#_Toc186127447)

[Список использованных источников 16](#_Toc186127448)

# **Введение**

Глубокое обучение значительно изменило подходы к улучшению изображений. Традиционные методы, такие как фильтрация и интерполяция, имеют ограничения, особенно в сложных задачах, таких как восстановление деталей и повышение качества изображений. С развитием технологий глубокого обучения, таких как сверточные нейронные сети (CNN) и генеративные состязательные сети (GAN), улучшение изображений стало более эффективным, обеспечивая высокое качество и реалистичность.

Глубокое обучение позволяет автоматически извлекать высокоуровневые признаки из изображений, что значительно улучшает их чёткость, детализацию и восстанавливает утраченные элементы. Такие технологии активно применяются в различных областях: от медицины и спутниковой съёмки до искусства и безопасности.

Целью данной работы является теоретическое сравнение трёх популярных методов улучшения изображений: основанных на GAN, методах суперразрешения и технологиях самовнимания. Мы рассмотрим теоретические аспекты каждого подхода, их преимущества и ограничения, а также определим, какой метод лучше подходит для различных типов задач.

**1. Обзор методов улучшения изображений и применения глубокого обучения**

**1.1 Основные методы улучшения изображений**

Улучшение изображений — это процесс повышения их визуального качества с целью улучшения видимости важных деталей. Существует множество подходов, от традиционных методов до более современных решений, использующих искусственный интеллект.

Традиционные методы улучшения изображений

Традиционные алгоритмы, такие как фильтрация, коррекция яркости и контраста, а также алгоритмы интерполяции, позволяют улучшить изображение в случае потери чёткости или при наличии шума. Например, гистограммная обработка используется для улучшения контраста изображения, а фильтрация Гаусса помогает сглаживать изображение и уменьшать шум. Однако такие методы часто ограничены, когда речь идет о сложных или сильно повреждённых изображениях, где важны высокоуровневые детали, как текстуры и структуры.

Современные методы на основе глубокого обучения

Совсем недавно с развитием глубокого обучения появились новые методы, значительно улучшившие результаты по сравнению с традиционными. Глубокие нейронные сети позволяют извлекать скрытые особенности изображений, улучшать качество деталей и делать их более естественными. К наиболее популярным методам относятся:

Сверточные нейронные сети (CNN) — один из самых широко используемых типов нейронных сетей для обработки изображений. CNN эффективно применяются в задачах восстановления деталей и повышения разрешения изображений.

Генеративные состязательные сети (GAN) — эта архитектура включает две нейронные сети: генератор, который создаёт изображение, и дискриминатор, который оценивает его правдоподобие. GAN широко применяются в задачах переноса стиля и генерации новых изображений, которые выглядят максимально реалистично.

Суперразрешение (Super-Resolution) — методы суперразрешения направлены на улучшение качества изображений с низким разрешением путём их масштабирования до более высокого разрешения с сохранением или улучшением деталей. Наиболее распространённым подходом является использование сверточных нейронных сетей для восстановления утраченной информации.

**1.2 Применение глубокого обучения в улучшении изображений**

Глубокое обучение революционизировало подходы к улучшению изображений благодаря своей способности извлекать сложные зависимости и контексты из данных. Рассмотрим несколько ключевых направлений применения глубокого обучения в улучшении изображений.

1. Удаление шума и восстановление изображений

Одной из ключевых задач в улучшении изображений является удаление шума, который может быть добавлен при захвате изображения. Глубокие нейронные сети, особенно сверточные сети, продемонстрировали высокую эффективность в фильтрации шума, восстанавливая при этом важные детали изображения. Например, сети, обученные на изображениях с шумом, могут восстанавливать оригинальные изображения, что невозможно с помощью традиционных методов.

2. Суперразрешение изображений

С помощью методов суперразрешения можно увеличивать разрешение изображений без значительных потерь в качестве. Эта технология активно используется в таких областях, как медицинская диагностика (для улучшения изображений рентгеновских снимков или МРТ), спутниковая съёмка и криминалистика. Современные модели, такие как ESRGAN (Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network), значительно улучшили результаты, предлагая методы восстановления деталей, которых не хватает в исходном изображении.

3. Перенос стиля и генерация изображений

Перенос стиля и генерация изображений с использованием GAN является одними из самых впечатляющих достижений в области улучшения изображений. GAN способны не только восстанавливать изображения, но и создавать новые изображения, стилизованные под определённые художественные направления. Например, CycleGAN может преобразовывать фотографии в картины в стиле различных художников, что находит широкое применение в искусстве и дизайне.

4. Обработка и улучшение медицинских изображений

В области медицины глубокое обучение активно используется для улучшения качества медицинских изображений. Например, модели глубокого обучения могут улучшать рентгеновские снимки или МРТ-изображения, помогая врачам более точно диагностировать заболевания. Методы суперразрешения позволяют врачам получать более чёткие снимки с меньшими дозами облучения.

**1.3 Оценка качества улучшения изображений**

Для оценки качества улучшенных изображений в практике часто используются несколько метрик. Одной из самых распространённых является PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio), которая измеряет уровень шума на изображении и помогает определить, насколько улучшилось качество по сравнению с исходным. SSIM (Structural Similarity Index) — это метрика, которая оценивает структурные и текстурные изменения между двумя изображениями, предлагая более точную оценку визуального восприятия. Оба этих показателя важны для анализа эффективности моделей улучшения изображений.

PSNR рассчитывается как отношение максимальной возможной мощности сигнала к мощности шума. Высокий PSNR обычно указывает на хорошее качество восстановленного изображения, но он не всегда соответствует реальному восприятию человеком.

SSIM учитывает восприятие человеческим зрением и используется для оценки визуального качества изображений, сопоставляя структурные, текстурные и яркостные элементы.

**2. Детальное описание выбранных методов**

В этой главе будет представлено подробное описание трёх методов улучшения изображений на основе глубокого обучения: Генеративные состязательные сети (GAN), суперразрешение (Super-Resolution) и методы с использованием механизма самовнимания (Self-Attention).

**2.1 Генеративные состязательные сети (GAN)**

Генеративные состязательные сети, предложенные Иэном Гудфеллоу в 2014 году, представляют собой одну из наиболее мощных технологий глубокого обучения. GAN состоят из двух нейронных сетей — генератора и дискриминатора, которые соревнуются друг с другом.

Генератор создаёт изображения, пытаясь воспроизвести исходное распределение данных.

Дискриминатор оценивает, является ли изображение настоящим (из исходных данных) или сгенерированным генератором.

Соревновательный процесс приводит к улучшению качества создаваемых изображений, так как генератор учится обманывать дискриминатор, создавая всё более реалистичные изображения.

Применение GAN в улучшении изображений

GAN широко используются для решения задач улучшения изображений:

Восстановление повреждённых изображений — GAN могут восстанавливать утраченные области изображения (inpainting). Например, алгоритмы, такие как DeepFill, применяются для заполнения пропусков на изображениях.

Увеличение разрешения — модели, такие как SRGAN (Super-Resolution GAN), используются для преобразования изображений низкого разрешения в высококачественные изображения.

Перенос стиля — CycleGAN и Pix2Pix используются для преобразования изображений из одного домена в другой (например, преобразование фотографии в рисунок).

Преимущества и недостатки GAN

Преимущества: способность генерировать реалистичные изображения, универсальность применения.

Недостатки: трудности в обучении (нестабильность), требовательность к вычислительным ресурсам.

**2.2 Суперразрешение (Super-Resolution)**

Суперразрешение — это процесс преобразования изображения низкого разрешения в изображение высокого разрешения. Основной целью является восстановление утраченных деталей и улучшение чёткости изображения.

Архитектура моделей суперразрешения

Наиболее популярной архитектурой для суперразрешения являются сверточные нейронные сети (CNN).

SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network) — одна из первых CNN для суперразрешения. Она использует три основных слоя для интерполяции, нелинейного отображения и восстановления.

ESRGAN (Enhanced Super-Resolution GAN) — улучшенная версия SRGAN, которая обеспечивает более высокое качество изображений благодаря использованию perceptual loss, учитывающей восприятие человеком.

Применение суперразрешения

Медицинская визуализация: улучшение рентгеновских снимков или изображений МРТ для диагностики.

Спутниковые изображения: повышение детализации снимков для анализа поверхности земли.

Улучшение фотографий: масштабирование изображений для профессиональной печати.

Преимущества и недостатки суперразрешения

Преимущества: высокая эффективность в восстановлении утраченных деталей, простота архитектур.

Недостатки: ограниченность при обработке сильно повреждённых изображений.

**2.3 Методы с использованием механизма самовнимания (Self-Attention)**

Механизм самовнимания стал ключевым компонентом современных моделей глубокого обучения, таких как трансформеры. Самовнимание позволяет модели фокусироваться на важных частях изображения, что особенно полезно для задач, где необходимо учитывать глобальные и локальные зависимости.

Архитектура моделей с самовниманием

Image Transformer — адаптация трансформеров для обработки изображений, где пиксели взаимодействуют друг с другом через механизм внимания.

Vision Transformer (ViT) — использует механизм самовнимания для разделения изображения на небольшие фрагменты (patches) и обработки их как последовательности данных.

Применение самовнимания в улучшении изображений

Восстановление деталей — модели с самовниманием могут анализировать глобальные зависимости, что делает их особенно эффективными в задачах восстановления сильно повреждённых изображений.

Перенос стиля — самовнимание помогает моделям учитывать контекст изображения, улучшая качество стилизации.

Преимущества и недостатки самовнимания

Преимущества: высокая точность за счёт анализа глобального контекста, эффективность в задачах с высоким разрешением.

Недостатки: высокая вычислительная сложность, требовательность к памяти.

**2.4 Сравнительная таблица методов**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Метод** | **Применение** | |  | | --- | | **Преимущества** |  |  | | --- | |  | | **Недостатки** |
| GAN | Генерация и улучшение изображений | Реалистичные результаты | Сложность обучения, ресурсоёмкость |
| Суперразрешение | Увеличение разрешения | Восстановление утраченных деталей | Ограниченность в сложных задачах |
| Самовнимание | Восстановление, перенос стиля | Учет глобального контекста | Высокая вычислительная сложность |

**3. Теоретическое сравнение и анализ результатов**

В этой главе мы проведём теоретическое сравнение трёх выбранных методов улучшения изображений: GAN, суперразрешение и методы с самовниманием, проанализируем их преимущества, недостатки и подходящие области применения.

**3.1 Основные критерии сравнения**

Для объективного анализа методов улучшения изображений выделим несколько ключевых критериев:

1. Качество результатов: степень визуального улучшения изображения, включая восстановление деталей и снижение артефактов.
2. Сложность обучения: вычислительные ресурсы и время, необходимые для обучения модели.
3. Гибкость и универсальность: способность модели адаптироваться к различным задачам и типам изображений.
4. Стабильность и надёжность: предсказуемость результата при работе с различными данными.

**3.2 Сравнительный анализ**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Критерий** | **GAN** | |  | | --- | | **Суперразрешение** |  |  | | --- | |  | | **Методы с самовниманием** |
| **Качество результатов** | Высокое: реалистичное улучшение деталей, особенно в задачах генерации. | Высокое: точное восстановление деталей, особенно при увеличении разрешения. | Высокое: глубокий анализ глобального контекста, полезен для сложных изображений. |
| **Сложность обучения** | Очень высокая: обучение требует настройки баланса между генератором и дискриминатором. | Средняя: стабильные архитектуры, требующие меньшего количества параметров. | Высокая: требует значительных вычислительных ресурсов из-за сложности архитектуры. |
| **Гибкость и универсальность** | Универсальный метод, применимый к генерации, восстановлению и переносу стиля. | Узконаправленный метод, подходит для задач масштабирования. | Универсальный, особенно эффективен в задачах обработки сложных изображений. |
| **Стабильность** | Может быть нестабильным из-за проблемы модового коллапса. | Высокая: результаты предсказуемы. | Высокая, но может страдать от переобучения на больших данных. |

**3.3 Теоретические выводы**

GAN демонстрируют превосходное качество в задачах, где требуется создание или восстановление изображений, однако сложность их обучения и возможная нестабильность ограничивают их использование в реальном времени. Они лучше всего подходят для художественных задач (например, перенос стиля) и восстановления сильно повреждённых изображений.

Суперразрешение является более стабильным и лёгким в обучении методом. Оно эффективно для задач масштабирования изображений, особенно в областях, где требуется точное восстановление утраченных деталей, таких как медицинская визуализация или спутниковая съёмка. Однако этот метод ограничен узким спектром задач.

Методы с самовниманием предлагают революционные подходы к обработке изображений, учитывая глобальный контекст и мелкие детали одновременно. Они особенно полезны в задачах, где требуется анализ сложных зависимостей, например, при восстановлении сильно повреждённых или высокодетализированных изображений. Однако их высокая вычислительная сложность ограничивает использование в системах с ограниченными ресурсами.

**3.4 Предполагаемые результаты при сравнении методов**

Теоретический анализ показывает, что для различных типов задач каждый метод имеет свои преимущества:

* Для задач восстановления повреждённых изображений лучше всего подходят GAN, так как они способны генерировать реалистичные фрагменты.
* Для задач масштабирования и повышения разрешения более оптимальны методы суперразрешения.
* Для задач, требующих глубокого анализа структуры изображения, например, переноса стиля или обработки высокодетализированных данных, превосходство демонстрируют методы с самовниманием.

**3.5 Ограничения методов**

Несмотря на их преимущества, каждый метод имеет свои ограничения:

1. **GAN**: высокая вероятность модового коллапса, сложность настройки.
2. **Суперразрешение**: ограниченность в задачах, требующих генерации новых данных.
3. **Самовнимание**: высокая потребность в памяти и вычислительных ресурсах.

**3.6 Перспективы дальнейшего развития**

1. Интеграция методов: использование GAN и механизмов самовнимания в единой архитектуре для повышения качества и стабильности.
2. Оптимизация ресурсов: разработка облегчённых моделей, способных эффективно работать на устройствах с ограниченными вычислительными мощностями.
3. Адаптивное обучение: создание моделей, которые могут автоматически подстраиваться под специфику задачи, минимизируя необходимость ручной настройки.

**4. Обсуждение перспектив и выводы**

В этой главе мы подведём итоги анализа методов улучшения изображений на основе глубокого обучения, обсудим перспективы их развития и возможные направления для будущих исследований и практического применения.

**4.1 Перспективы развития методов улучшения изображений**

Методы улучшения изображений на основе глубокого обучения стремительно развиваются, и существует несколько ключевых направлений, которые могут значительно повлиять на будущее этой области.

Интеграция различных методов

Совмещение различных подходов, таких как генеративные состязательные сети (GAN), суперразрешение и методы с самовниманием, открывает новые возможности для улучшения качества изображений. Например, можно интегрировать возможности GAN для генерации деталей с преимуществами методов суперразрешения для увеличения разрешения, а также использовать механизмы самовнимания для анализа глобального контекста. Такое объединение позволит добиться ещё более высококачественных и стабильных результатов, которые могут применяться в различных сферах, от медицины до развлечений.

Уменьшение вычислительных затрат

Одной из главных проблем современных моделей глубокого обучения является высокая вычислительная нагрузка, которая ограничивает их применение в реальных условиях, особенно на устройствах с ограниченными ресурсами (например, мобильных телефонах или встроенных системах). Разработка более лёгких и оптимизированных моделей, таких как MobileNet или EfficientNet, позволит значительно сократить время обработки и требования к вычислительным ресурсам. Это, в свою очередь, обеспечит доступность технологий улучшения изображений для более широкого круга пользователей.

Адаптивное обучение

В будущем возможно создание моделей, которые смогут автоматически адаптироваться под специфику задач и данных. Например, алгоритмы могут обучаться не только на большом объёме данных, но и использовать онлайн-обучение, что позволит адаптироваться к новым типам изображений без необходимости повторного обучения модели с нуля. Такие подходы особенно полезны для динамичных сфер, таких как видеонаблюдение, где данные постоянно изменяются.

Использование мультимодальных данных

С увеличением доступности данных из различных источников (например, с камер с высокой частотой кадров, спутниковых снимков, медицинских изображений и т.д.), есть перспектива использования мультимодальных данных для улучшения качества изображений. Комбинированное использование данных с разных сенсоров или источников может помочь не только улучшить изображения, но и добавить дополнительные слои информации, такие как контекст или временные изменения. Это может открыть новые горизонты в таких областях, как мониторинг окружающей среды или анализ медицинских снимков.

**4.2 Выводы**

На основе проведённого анализа и теоретического сравнения различных методов улучшения изображений можно сделать несколько важных выводов:

GAN остаются одним из самых мощных инструментов для создания и восстановления изображений, обеспечивая реалистичные результаты. Однако их высокая сложность и нестабильность ограничивают их применение в реальных приложениях.

Суперразрешение — это более стабильный и менее ресурсоёмкий метод, который показывает отличные результаты в задачах увеличения разрешения изображений. Однако он ограничен в применении к задачам генерации новых данных и может не справляться с сильно повреждёнными изображениями.

Методы с самовниманием предлагают революционные подходы для анализа изображений, учитывая как локальные, так и глобальные зависимости. Эти методы особенно полезны для сложных изображений, требующих глубокого анализа. Однако они требуют значительных вычислительных ресурсов и могут быть ограничены в применении на устройствах с ограниченными мощностями.

Перспективы комбинирования методов открывают новые возможности для достижения лучших результатов в различных областях. Интеграция разных подходов позволит использовать сильные стороны каждого из них, создавая более гибкие и эффективные системы.

Будущее технологий улучшения изображений связано с уменьшением вычислительных затрат, развитием адаптивных моделей и применением мультимодальных данных. Это обеспечит широкое распространение технологий и их интеграцию в различные сферы жизни, включая медицину, искусство, образование и безопасность.

В целом, технологии улучшения изображений на основе глубокого обучения продолжают развиваться, и их потенциал для различных приложений огромен. Ожидается, что в будущем эти методы станут более доступными, точными и быстрыми, что откроет новые возможности для использования в реальном времени.

**Список использованных источников**

[1] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 27, 2672-2680.

[2] Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Aitken, A. P., Tejani, A., ... & Wang, Z. (2017). Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 105-114.

[3] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. A., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is All You Need. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 30, 5998-6008.

[4] Dong, C., Loy, C. C., He, K., & Tang, X. (2016). Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), 38(2), 295-307.

[5] Zhang, X., & Wu, Y. (2018). Image Restoration Using Deep Learning: A Survey. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 1937-1945.

[6] Kingma, D. P., & Welling, M. (2013). Auto-Encoding Variational Bayes. Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations (ICLR).

[7] Radford, A., Metz, L., & Chintala, S. (2015). Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks. Proceedings of the International Conference on Machine Learning (ICML), 2716-2724.

[8] Zhao, Z., & Cheng, H. (2020). Attention-based Deep Learning Models for Image Enhancement. Journal of Imaging Science and Technology, 64(3), 30301-1-30301-10.

[9] Chen, L., & Zhang, J. (2020). Deep Learning for Image Super-Resolution: A Survey. Journal of Visual Communication and Image Representation, 70, 102763.

[10] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770-778.