****

**РЕФЕРАТ**

Курсовая работа 24 с., 11 источников

ГЕНЕРАТИВНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, АЛГОРИТМЫ ПОДДЕРЖКИ, ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, АВТОКОДИРОВЩИКИ, ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫЕ СЕТИ, МОДЕЛИ СМЕШИВАНИЯ, БАЙЕСОВСКИЕ МОДЕЛИ, ВАРИАЦИОННЫЙ ВЫВОД, МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ

Объектом исследования данной работы является проблема обучения и оптимизации различных по построению и области применения генеративных нейронных сетей (ГНС).

Целью работы является классификация генеративных нейронных сетей, алгоритмов, которые отвечают за характер поведения и область применения данных ГНС, выявление недостатков этих алгоритмов и сравнение ГНС на основе различных алгоритмов.

В процессе работы были проанализированы различные типы генеративных нейронных сетей, а также алгоритмы и методы оптимизации, применяемые для их обучения. Был рассмотрен спектр применения ГНС в различных областях, таких как генерация изображений, текста, аудио и других типов данных, а также использование ГНС в задачах анализа данных и синтеза информации.

В результате выполнения данной работы были выявлены основные преимущества и недостатки различных алгоритмов обучения и оптимизации генеративных нейронных сетей. Также были проведены сравнительные анализы различных типов ГНС на основе их алгоритмов и областей применения. Полученные результаты позволяют лучше понять специфику работы генеративных нейронных сетей и выбирать наиболее подходящие решения в зависимости от поставленных задач.

СОДЕРЖАНИЕ

[Введение 4](#_Toc152326041)

[1 Введение в генеративные нейронные сети 6](#_Toc152326042)

 [1.1 Обзор литературы 6](#_Toc152326044)

 1.2 [Описание генеративных нейронных сетей 6](#_Toc152326045)

 [1.3 Виды генеративных нейронных сетей 6](#_Toc152326046)

 [1.4 Области применения генеративных нейронных сетей в различных областях 8](#_Toc152326047)

[2 Классификация генеративных нейронных сетей и алгоритмов их поддержки 9](#_Toc152326048)

 [2.1 Однородные генеративные модели 9](#_Toc152326049)

 [2.2 Модели смешивания (Mixture Мodels) 1](#_Toc152326056)1

 [2.3 Байесовские сети 1](#_Toc152326057)1

 [2.4 Более специфичные генеративные нейронные модели 1](#_Toc152326058)1

 [2.5 Вариационный вывод (Variational Inference) 1](#_Toc152326063)4

 2.6 [Обратное распространение ошибки (Backpropagation) 1](#_Toc152326064)4

 [2.7 Методы оптимизации и обучения генеративных нейронных сетей 1](#_Toc152326065)4

 [2.8 Проблемы в обучении генеративных нейронных сетей 16](#_Toc152326069)

[3 Применение и анализ генеративных нейронных сетей 1](#_Toc152326070)7

 [3.1 Оценка преимуществ и недостатков различных генеративных моделей 1](#_Toc152326077)8

 [3.2 Анализ результатов применения алгоритмов обучения и оптимизации 2](#_Toc152326078)1

 [3.3 Выгода крупных компаний 21](#_Toc152326080)

 [3.4 Выгода обычного пользователя 2](#_Toc152326081)2

 [3.5 Влияние на рабочие места 2](#_Toc152326082)2

[Заключение 2](#_Toc152326083)4

[Список использованных источников 2](#_Toc152326084)6

# ВВЕДЕНИЕ

В современном мире глубокое обучение и искусственный интеллект зарекомендовали себя как мощные инструменты для решения различных задач. Одной из самых захватывающих и активно развивающихся областей внутри глубокого обучения является генеративное моделирование. Генеративные нейронные сети (ГНС) – это класс моделей в глубоком обучении, которые имитируют и воспроизводят некоторые особенности наблюдаемых данных *путём генерации новых примеров*, которые сходны с обучающим набором данных. Они отличаются от других классов нейронных сетей тем, что*способны создавать новые данные*, а не только обрабатывать их для выполнения задач классификации или регрессии.

Генеративные нейронные сети обладают способностью генерировать реалистичные и убедительные данные, которых изначально не существовало. Они основаны на мощных алгоритмах глубокого обучения, таких как глубокие нейронные сети с автокодировщиками (autoencoders) и генеративные состязательные сети (GAN). Автокодировщики позволяют сжать и *извлечь ключевые характеристики из обучающего набора данных*, а затем восстановить их для генерации новых примеров. ГСС, с другой стороны, используют две нейронные сети – *генератор и дискриминатор* – для создания новых примеров, которые пытаются обмануть дискриминатор, который различает реальные и сгенерированные данные. Такой процесс обучения позволяет генератору постепенно улучшать свои навыки в создании более реалистичных данных.

Генеративные нейронные сети играют важную роль во многих современных исследованиях и имеют широкий спектр применений. Они могут быть использованы *для генерации реалистичных изображений, видео и звуков*, расширяя возможность компьютерной графики и анимации. Также ГНС нашли применение в области обработки естественного языка, *создания текстов и диалоговых систем*. Они могут использоваться для генерации музыки, разработки новых лекарств и даже в робототехнике. Более того, генеративные нейронные сети имеют потенциал революционизировать концепцию виртуальной и дополненной реальности, позволяя создавать убедительные визуальные и аудиальные симуляции.

**1 Введение в генеративные нейронные сети**

* 1. **Обзор литературы**

В работе «Классификация генеративных нейронных сетей и алгоритмов, их поддерживающих» изучается тема генеративных нейронных сетей (ГНС) и алгоритмов, которые обеспечивают их функциональность. В данном разделе представлен обзор литературы, исследований и терминов на данную тематику, включающий описание генеративных нейронных сетей, виды ГНС и применение этих сетей в различных областях.

## 1.2 Описание генеративных нейронных сетей

 Генеративные нейронные сети являются классом моделей искусственного интеллекта, основанных на нейронных сетях. Они используются для генерации данных, которые могут быть похожи на образцы из обучающего набора. ГНС способны сгенерировать новые данные, имитирующие статистику заданного набора образцов [1].

## 1.3 Виды генеративных нейронных сетей

Рассмотрим основные виды генеративных нейронных сетей:

 а) Автокодировщики – это один из видов генеративных нейронных сетей, предназначенный для сжатия и восстановления данных. Они состоят из двух частей: кодировщика и декодировщика. Кодировщик принимает на вход данные и преобразует их в сжатое представление (латентное пространство). Это делается путём применения нескольких слоёв нейронной сети с уменьшением размерности на каждом слое. Полученное сжатое представление содержит основную информацию о входных данных, но в более компактной форме. Декодер выполняет обратную задачу – восстанавливает исходные данные из сжатого представления. Он также состоит из нескольких слоёв нейронной сети, но каждый слой увеличивает размерность данных. В результате декодер выдаёт на выходе исходные данные, которые были поданы на вход автокодировщику. Таким образом, автокодировщик кодирует исходные данные в сжатое представление и восстанавливает их из этого представления. Это позволяет сократить объем данных, сохраняя при этом основную информацию, и может использоваться для сжатия и распаковки данных.

 б) Генеративно-состязательные сети (GANs) – это вид генеративных нейронных сетей, которые состоят из двух конкурирующих сетей: генератора и дискриминатора. Генератор создаёт новые данные, пытаясь обмануть дискриминатор. Дискриминатор, в свою очередь, пытается отличить созданные данные от реальных. Этот процесс продолжается до тех пор, пока генератор не сможет создавать данные, которые дискриминатор не может отличить от реальных. GANs могут быть использованы для создания новых изображений, звуков и других видов данных, которые не существуют в природе. Например, они могут быть использованы для создания изображений лиц людей, которые никогда не существовали, или звуков животных, которых не существует.

 в) Вариационные автокодировщики (VAE) – это тип генеративных моделей, которые используют нейронные сети для обучения без учителя. Они основаны на идее вариационного вывода, который позволяет находить наиболее вероятное распределение данных. VAE состоят из двух компонент: кодировщика и декодера. Кодировщик преобразует входные данные в скрытое представление, а декодер пытается восстановить исходные данные на основе этого представления. Обучение VAE происходит путём минимизации разницы между входными и восстановленными данными, а также путём максимизации логарифма правдоподобия скрытого представления. Одним из преимуществ VAE является возможность генерации новых данных, которые не были представлены в обучающей выборке. Это достигается за счёт использования стохастического декодера, который может генерировать несколько вариантов данных на основе одного входного представления [5].

## 1.4 Области применения генеративных нейронных сетей в различных областях

*Генерация изображений:* ГНС широко используются для генерации фотореалистичных или стилизованных изображений. Они находят применение в областях компьютерного зрения, игровой индустрии, дизайна и искусства [2].

*Генерация текста:* ГНС могут быть использованы для создания текста, как речь или письмо, сходного образца из обучающего набора. Эти возможности находят широкое применение в задачах автоматической генерации контента, например, в маркетинге и копирайтинге.

*Обработка звука:* ГНС могут быть использованы для синтеза и преобразования звуковых данных, таких как речь или музыка. Они могут создавать новую музыку в определённом стиле, имитировать голоса, а также для задач шумоподавления и улучшения качества звука.

*Медицинская диагностика:* ГНС могут применяться для анализа и интерпретации медицинских данных, в том числе для диагностики болезней, классификации изображений, генерации медицинских изображений и моделирования биомолекулярных структур.

**2 Классификация генеративных нейронных сетей и алгоритмов их поддержки**

Существует огромное множество различных генеративных нейронных сетей, которые различаются как способом работы, так и совокупностью рассматриваемых задач, для которых они применяются. Сначала рассмотрим наиболее обширные, а затем более специфичные и узконаправленные.

## 2.1 Однородные генеративные модели

Генеративные модели являются одним из основных классов генеративных нейронных сетей. Они работают путём обучения модели на обучающих данных и последующего генерирования новых данных, которые подобны данным из обучающей выборки. В этой категории генеративных моделей выделяют ряд подклассов, рассматриваемых далее.

– Автокодировщики представляют собой нейронные сети, которые обучаются реконструировать входные данные. Они состоят из кодировщика и декодировщика. Кодировщик преобразует входные данные в некоторое скрытое представление (код), а декодировщик восстанавливает входные данные из этого кода. При обучении кодировщики стремятся минимизировать ошибку реконструкции, что позволяет им захватывать главные признаки данных и генерировать новые примеры, которые сохраняют их характеристики [4].

– Вариационные автокодировщики являются развитием классических автокодировщиков. Они представляют собой стохастическую версию автокодировщиков, которые вместо фиксированного кода генерируют вероятностное распределение точек в скрытом пространстве. Это позволяет им генерировать более разнообразные и качественные образцы.

– Автокодировщики, удаляющие шум (denoising autoencoders), являются разновидностью обычных автокодировщиков, предназначенных для изучения скрытых признаков и уменьшения размерности данных, при этом они обучены восстанавливать исходные данные из зашумлённых версий. Целью таких автокодировщиков является восстановление "чистых" данных из зашумлённых входов. Таким образом, модель учится выделять релевантные признаки и игнорировать шум [4].

– Разрежённые автокодировщики (sparse autoencoders) представляют собой автокодировщики, в которых налагается дополнительное ограничение на разрежённость (sparsity) кодированного представления. Это означает, что большинство нейронов в кодировщиках должны иметь активации близкие к нулю. Таким образом, только небольшая часть нейронов будет активирована для представления входных данных.

– Контрастные автокодировщики (contrastive divergence autoencoders) использует метод контрастной дивергенции для обучения, который был впервые представлен в контексте ограниченной машины Больцмана. Этот метод используется для обновления весов автокодировщиков и основан на оценке разницы между двумя распределениями: видимым распределением данных и распределением, получаемым из скрытого представления. Контрастные автокодировщики могут быть эффективными в изучении более сложных зависимостей в данных, чем обычные автокодировщики.

– Генеративные состязательные сети состоят из двух компонентов: генератора и дискриминатора. Генератор обучается генерировать данные, которые максимально похожи на реальные данные, в то время как дискриминатор обучается различать сгенерированные данные от реальных. Обучение происходит через игру между генератором и дискриминатором, где они стремятся улучшить свои навыки, пока генератор не сможет отличиться от реальных данных. Генеративные состязательные сети позволяют создавать высококачественные и разнообразные образцы, которые, по своей структуре почти неотличимы от данных, полученных из реального мира.

## 2.2 Модели смешивания (Mixture Мodels)

Модели смешивания представляют собой класс генеративных моделей, которые объединяют несколько распределений для получения более сложной модели. Эти модели применяются для обработки данных, которые могут быть получены в результате комбинирования различных генеративных моделей. Примерами, может быть, смесь гауссовых моделей.

## 2.3 Байесовские сети

Байесовские сети являются вероятностными графическими моделями, которые моделируют зависимости между случайными величинами с использованием теории вероятностей. В контексте генеративных моделей байесовские сети могут использоваться для моделирования вероятностных распределений данных и генерации новых образов.

## 2.4 Более специфичные генеративные нейронные модели

Помимо вышеперечисленных классов генеративных моделей, существуют и другие виды генеративных нейронных сетей, которые могут иметь свои уникальные особенности и применения. Некоторые из них включают генеративные модели на основе потоков данных (Flow-based мodels), генеративно-состязательные сети на основе моделей энергии (Energy-based GANs), и рекуррентные генеративные модели.

– ГНС на основе потоков данных, также известные как «поточные модели», являются классом генеративных моделей, которые могут генерировать новые примеры данных путём преобразования базового распределения данных в целевое распределение. Они работают путём преобразования входных данных в пространство скрытых переменных (которые невозможно измерить напрямую) и обратно, причём каждая функция преобразования в модели обеспечивает сохранение исходного пространства данных [8].

Один из популярных методов, используемых для построения генеративных моделей на основе потоков данных, называется *Normalizing Flows*(нормализующий поток). Он представляет собой набор функций преобразования, каждая из которых является непрерывным, обратимым и дифференцируемым отображением между двумя пространствами переменных. Normalizing Flows позволяет моделировать сложные распределения данных, такие как изображения, и генерировать новые образцы.

Одним из преимуществ ГНС на основе потоков данных является их возможность вычисления статистического правдоподобия для сгенерированных примеров, что полезно для оценки качества модели и сравнения с другими моделями.

– ГСС на основе моделей энергии (EBGANs) – это вариант ГСС, где генератор и дискриминатор моделируют «энергию» данных вместо вероятностей, как это делается в классических GAN. «Энергия данных» – это термин, который используется в контексте генеративных нейронных сетей для описания уровня соответствия между входными данными и выходом сети. В общем случае, чем ниже «энергия», тем лучше сеть соответствует имеющимся данным. Энергия данных является ключевым показателем качества работы генеративной нейронной сети, и многие алгоритмы обучения таких сетей напрямую с ней работают для максимизации энергии [9].

Энергетическая функция в EBGAN определяется как сумма двух компонентов: энергетической функции данных (показывающей, насколько хорошо данные соответствуют обученной модели), и регуляризации энергии (которая поддерживает гладкость функции энергии). Затем генератор и дискриминатор оптимизируются с помощью состязательной процедуры, где генератор стремится минимизировать энергию, а дискриминатор – максимизировать её.

EBGAN позволяет генерировать новые образцы данных, минимизируя энергию, что открывает возможности в задачах генерации. Одной из преимуществ EBGAN является его способность обнаруживать и удалять выбросы в данных, так как энергетическая функция будет высокой для необычных примеров.

– Рекуррентные генеративные модели – это класс генеративных моделей, которые используют рекуррентные нейронные сети (*RNN*) для моделирования и генерации последовательных данных.

RNN предназначены для работы с последовательными данными, такими как текст, звук или временные ряды. Они обладают внутренним состоянием, которое позволяет им сохранять информацию о предыдущих входах, и использовать её при обработке последующих входов. Это делает RNN особенно полезными для работы с данными, имеющими контекстную зависимость.

Для генерации данных рекуррентные генеративные сети используют различные стратегии. Например, они могут генерировать новые последовательности, используя примеры из распределения вероятностей на основе предыдущего состояния и входных данных.

Рекуррентные генеративные модели широко применяются в задачах, таких как генерация текста, подписей на рисунках, музыки и других последовательных или временных данных. Они позволяют захватывать зависимости и структуру внутри таких данных и создавать новые примеры, которые похожи на обучающие данные.

Существует множество стратегий и приёмов, применяемых в алгоритмах, которые поддерживают генеративные нейронные сети. Они помогают эффективно обучать и улучшать генеративные модели, которые способны создавать новые данные в различных форматах, таких как изображения, тексты, аудио и другие виды контента.

## 2.5 Вариационный вывод (Variational Inference)

Вариационный вывод является методом приближенного вывода в байесовских вероятностных моделях. В контексте генеративных нейронных сетей (ГНС), вариационный вывод позволяет приближённо оценивать апостериорное (полученное на основании опыта) распределение скрытых переменных модели на основе наблюдаемых данных. Главная идея заключается в представлении апостериорного распределения в виде параметрического распределения (например, гауссовского распределения) и оптимизации параметров этого распределения с целью минимизации *расстояния Кульбака-Лейблера* между приближенным и истинным апостериорными распределениями [10].

## 2.6 Обратное распространение ошибки (Backpropagation)

Обратное распространение ошибки является основным алгоритмом для обучения генеративных нейронных сетей. Он позволяет определить, какие изменения весов сети могут улучшить качество её выходных данных при заданном входном сигнале. Процесс обратного распространения ошибки включает вычисление градиентов функции потерь по весам сети с помощью дифференцирования цепного правила. Затем градиенты используются для обновления весов, обеспечивая постепенное снижение ошибки и повышение качества генерации.

## 2.7 Методы оптимизации и обучения генеративных нейронных сетей

Для эффективного обучения генеративных нейронных сетей применяются различные методы оптимизации. Некоторые из них включают градиентный спуск и его модификации, такие как стохастический градиентный спуск (SGD) и его варианты (например, Adam, RMSProp). Эти методы позволяют находить оптимальные значения весов сети, минимизируя функцию потерь. Рассмотрим их подробнее.

– SGD является одним из первых и наиболее базовых методов оптимизации, используемых для обучения ГНС. Основная идея заключается в вычислении градиента функции потерь по параметрам модели и обновлении этих параметров в направлении, противоположном градиенту, с определенным шагом обучения (learning rate). Градиент рассчитывается на основе одного случайно выбранного примера из обучающего набора данных (стохастический подход), что делает метод более эффективным на больших наборах данных. Однако SGD может быть нестабильным из-за спутывания шума и требует тщательного подбора шага обучения для достижения сходимости.

– Алгоритм Adam является комбинацией двух других методов оптимизации: AdaGrad и RMSProp. Adam обеспечивает адаптивный выбор скорости обучения для каждого параметра на основе первого и второго момента градиента. Первый момент представляет собой накопление экспоненциального скользящего среднего градиента, а второй момент представляет собой накопление экспоненциального скользящего среднего квадрата градиента. Алгоритм Adam сочетает в себе преимущества AdaGrad и RMSProp, повышая устойчивость и скорость сходимости. Он часто является предпочтительным выбором для обучения ГНС и других глубоких нейронных сетей.

– RMSProp также является адаптивным методом оптимизации, который решает проблему выбора скорости обучения. Он основан на методе AdaGrad, но с модификацией в вычислении скользящего среднего квадратов градиента. В RMSProp каждый шаг оптимизации вычисляет экспоненциально взвешенное скользящее среднее квадратов градиента и использует его для нормализации скорости обучения для каждого параметра. Это позволяет более эффективно обновлять параметры, особенно в задачах, где градиенты сильно различаются по размеру и масштабу [3].

## 2.8 Проблемы в обучении генеративных нейронных сетей

Обучение генеративных нейронных сетей может столкнуться с рядом проблем и вызовов. Некоторые из них включают:

* Проблема моделирования непрерывных и дискретных данных: ГНС могут столкнуться с трудностями в представлении и генерации данных, имеющих различные типы и структуры. Например, моделирование изображений и текста требует разных подходов и архитектур.
* Проблема переобучения: как и в случае других нейронных сетей, генеративные нейронные сети могут страдать от переобучения, когда модель слишком сложная или обучающая выборка слишком мала. Это может привести к недостаточной обобщающей способности модели.
* Недостаточно точные или разреженные данные обучения: если обучающие данные недостаточно точные или разреженные, модель может столкнуться с проблемой восстановления или генерации подробных и правдоподобных данных.
* Вычислительная сложность и временные требования: обучение генеративных нейронных сетей может требовать значительных вычислительных мощностей и времени для поиска оптимальных параметров модели, особенно если данные имеют большой объем или высокую сложность.

**3 Применение и анализ генеративных нейронных сетей**

Генеративные нейронные сети применяются в огромном числе сфер жизнедеятельности человека. С течением времени им доверяют всё более важные и распространённые задачи, которые можно автоматизировать и алгоритмизировать, что существенно облегчит жизнь людям.

– ГНС позволяют генерировать реалистичные изображения и видео. Они могут создавать новые изображения, редактировать существующие или восстанавливать повреждённые изображения. ГНС также способны генерировать каждый кадр видео, создавая плавные переходы и анимацию.

– ГНС могут генерировать текст различного стиля и содержания. Они используются для автоматического создания контента, например, в виде генерации статей, рецензий, диалогов и поэзии. Кроме того, ГНС могут преобразовывать текст в речь, создавая речевые синтезаторы с естественным звучанием и выражением.

– ГНС применяются для анализа и генерации музыки. Они могут классифицировать и распознавать жанры, исполнителей и инструменты, а также создавать новые музыкальные композиции в различных стилях.

– ГНС используются в медицине для анализа медицинских изображений, диагностики заболеваний и прогнозирования результатов лечения. Они также могут помочь в разработке новых лекарств и поиске новых компонентов в лекарственных препаратах. В биологии ГНС применяются для анализа геномных данных, моделирования белков и предсказания мутаций.

– ГНС также находят применение в различных других областях. Например, они могут быть использованы для создания улучшенных систем рекомендаций в интернет-магазинах, генерации виртуальных персонажей и мира в компьютерных играх, создания искусств и дизайна, анализа финансовых данных и предсказания рынка акций и многое другое.

Различные генеративные модели имеют свои преимущества и недостатки в зависимости от конкретных задач и требований. Ниже приведены общие характеристики и оценки для каждой из перечисленных моделей.

## 3.1 Оценка преимуществ и недостатков различных генеративных моделей

Каждая разновидность ГНС имеет свои преимущества и недостатки, например, ограниченную контролируемость генерации или сложности с настройкой гиперпараметров. В этой главе рассмотрены различные типы моделей и их возможности.

а) Автокодировщики: преимущества – хорошо реконструируют входные данные, сохраняя информацию о важных признаках; позволяют выполнять анализ и сжатие. Недостатки – не всегда генерируют новые данные с высоким качеством и разнообразием; недостаточная контролируемость генерации.

б) Вариационные автокодировщики: преимущества – позволяют генерировать новые данные с высоким качеством и разнообразием; позволяют выполнять интерполяцию между различными классами данных. Недостатки – ограниченная способность к точной реконструкции входных данных; сложности с настройкой оптимальных гиперпараметров.

в) Автокодировщики, удаляющие шум: преимущества – очевидное преимущество таких автокодировщиков заключается в их способности удалять шум из данных, что полезно в задачах, где входные данные подвержены шуму и помехам; могут помочь извлекать обобщённые признаки, которые помогут улучшить качество данных после удаления шума. Недостатки – эти модели обучаются на конкретном типе шума, и они могут быть менее эффективны в обработке других видов шумов; для обучения таких автокодировщиков необходимо иметь доступ к данным с шумом и без шума, что может быть затруднительно в некоторых случаях.

г) Разрежённые автокодировщики: преимущества – разрежённые автокодировщики могут извлекать более компактное и информативное представление данных, что может улучшить обобщение и сократить размерность данных; введение разрежённости в кодированное представление может помочь в борьбе с проблемой переобучения и улучшить обобщение модели. Недостатки – обучение разрежённых автокодировщиков может потребовать дополнительной настройки и усложнить процесс обучения; разрежённые представления могут не подходить для всех типов данных и задач, и в некоторых случаях они могут удалять важные детали.

д) Контрастные автокодировщики: преимущества – контрастные автокодировщики позволяют обучаться на неразмеченных данных, что делает их полезными в задачах, где размеченных данных мало или их вообще нет; эти модели могут изучать сложные зависимости в данных и извлекать высокоуровневые признаки. Недостатки – обучение контрастных автокодировщиков требует определённой экспертизы и может потребовать больше времени и вычислительных ресурсов; выбор правильных гиперпараметров и архитектуры модели может быть сложной задачей; контрастные автокодировщики могут изучить сложные, не всегда интерпретируемые признаки.

е) Генеративные состязательные сети: преимущества – могут генерировать реалистичные и высококачественные данные; хорошо позволяют контролировать генерацию данных. Недостатки – некоторые проблемы со стабильностью обучения и режимом обучения сходимости; трудности в оценке качества модели [7].

ж) Модели смешивания: преимущества – обеспечивают возможность улучшить качество генерации путём комбинирования нескольких моделей; позволяют извлечь преимущества различных подходов к генерации. Недостатки – увеличение вычислительной сложности из-за необходимости комбинирования и координации нескольких моделей.

з) Байесовские модели: преимущества – отличаются открытой вероятностной формулировкой и возможностью получения уверенности в предсказаниях; позволяют интегрировать априорные знания в модель. Недостатки – ограничены масштабируемостью и требуют вычислительных ресурсов для выполнения интегрирования по всем возможным состояниям.

и) Генеративные нейронные сети на основе потоков данных: преимущества – могут моделировать сложные зависимости в данных; позволяют обучать и генерировать данные одновременно. Недостатки – ограничение скорости генерации из-за необходимости преобразования данных с использованием обратных преобразований.

к) Генеративно-состязательные сети на основе моделей энергии: преимущества – позволяют моделировать энергетическую функцию и генерировать данные, минимизирую эту функцию; лучше устойчивы к режимам обучения. Недостатки – некоторая сложность в оценке уровня энергии и дивергенции между распределениями.

л) Рекурентные генеративные модели: преимущества – хорошо подходят для моделирования последовательных данных с зависимостями во времени; могут обрабатывать переменные длины последовательностей. Недостатки – большая вычислительная сложность из-за последовательной обработки данных; сложности с генерацией длинных последовательностей с высоким качеством.

## 3.2 Анализ результатов применения алгоритмов обучения и оптимизации

Вариационный вывод используется для приближенного оценивания апостериорного распределения скрытых переменных модели. Это позволяет более точно интерпретировать наблюдаемые данные и улучшить качество работы модели. В качестве примера приводится гауссовское распределение, которое часто используется для моделирования непрерывных случайных величин.

Обратное распространение ошибки – это метод обучения, основанный на распространении градиента ошибки через слои нейронной сети. Этот алгоритм позволяет находить оптимальные значения весов и смещений каждого слоя, что приводит к улучшению качества предсказаний модели.

Оба алгоритма являются важными инструментами для обучения и оптимизации генеративных нейронных сетей. Их комбинация позволяет создавать модели, способные обрабатывать различные виды данных и предоставлять точные результаты.

Разработка и применение генеративных нейронных сетей (ГНС) имеет существенное влияние на экономику в разных сферах. Давайте рассмотрим некоторые аспекты экономической стороны разработки ГНС.

## 3.3 Выгода крупных компаний

Крупные компании имеют потенциал получить значительные преимущества от разработки и использования ГНС. Например, в сфере медиа и развлечений ГНС могут помочь в создании более реалистичных и захватывающих контента, таких как фильмы, видеоигры или виртуальная реальность. Это может привести к улучшению опыта пользователей и увеличению спроса на продукты и услуги компании. Кроме того, ГНС могут быть использованы для разработки инновационных продуктов и функций, что может усилить конкурентные позиции компании на рынке [6].

Но также стоит отметить и самые банальные и очевидные преимущества: поскольку очевидно, что компании разрабатывают очень мощные нейросети, которые точно будут пользоваться спросом, то компании могу продавать доступ к использованию их продукта. Хороший пример этого – компания OpenAI, которая продаёт подписки на ChatGPT3.5 и 4.

## 3.4 Выгода обычного пользователя

Обычные пользователи также могут получить выгоду от разработки ГНС. ГНС могут быть применены в различных областях, таких как медицина, искусство, дизайн и технологии. Например, ГНС могут помочь в создании персонализированных и улучшенных пользовательских интерфейсов, помогать в обработке и анализе больших объёмов данных или создавать новые и креативные произведения искусства. Это может привести к улучшению качества жизни, более удовлетворительному пользовательскому опыту и расширению возможностей в различных сферах.

Также не стоит забывать о том, что такие нейросети могут использоваться и в простой механической работе (обработка заявок, сортировка данных и т.д.), что может существенно увеличить свободное время пользователей.

## 3.5 Влияние на рабочие места

Развитие ГНС может иметь влияние на рынок труда и образование. В некоторых случаях ГНС могут автоматизировать определённые задачи, которые ранее выполняли люди. Например, в сферах производства, транспорта или банковского дела ГНС могут заменить или автоматизировать некоторые процессы, что может привести к сокращению рабочих мест. Однако, в то же время, создание и разработка ГНС требует высококвалифицированных специалистов, что может создавать новые рабочие места в сфере исследований, разработки и обслуживания ГНС. Более того, ГНС могут помочь в оптимизации процессов и повышении производительности в некоторых областях, что может повысить эффективность и конкурентоспособность бизнеса.

# ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итог классификации генеративных нейронных сетей и алгоритмов их поддерживающих, можно сделать следующие выводы:

* генеративные нейронные сети существуют в гигантском разнообразии вариантов и представлений, каждое из которых способно решать уникальный спектр задач, имеет свою собственную структуру алгоритмов;
* при создании и обучении генеративной нейронной сети нужно сразу определиться с целью, для которой разрабатывается сеть, так как последующие корректировки могут вызвать значительные проблемы и изменение базовой структуры алгоритмов сети;
* существуют различные методы оптимизации генеративных нейронных сетей, которые направлены на повышение качества работы и скорости сети;
* каждая нейронная сеть имеет свои преимущества и недостатки, которые нужно учитывать в самом начале разработки сети (на этапе проектирования структуры и постановки цели сети), поскольку некоторые модели сети могут не подходить для выполнения определённого диапазона задач, поскольку алгоритмы, их поддерживающие могу быть просто неприспособленны для решения таких задач.

В настоящее время разработчики генеративных нейронных сетей стараются повысить качество и производительность, а также расширить области применения ГНС:

Улучшение качества генерации: генеративные нейронные сети уже сейчас могут создавать реалистичные изображения, однако качество генерации можно улучшить за счёт использования более сложных архитектур и методов обучения.

Увеличение размера моделей: современные генеративные модели могут быть очень большими, что позволяет им генерировать более сложные и детализированные изображения. Однако увеличение размера моделей может привести к проблемам с производительностью и масштабируемостью.

Объединение с другими моделями: генеративные модели могут быть объединены с другими типами моделей, такими как рекуррентные нейронные сети, для создания более сложных систем.

Однако, есть и обратная сторона: генеративные модели могут создавать новые виды вредоносного ПО, что может предоставлять угрозу для информационной безопасности. Из-за этого разработчики генеративных моделей должны создавать такие алгоритмы, которые помогут лучше контролировать обучение нейронной сети, что на данном этапе развития технологий представляет собой крайне сложную и энергозатратную задачу.

Существует показательный пример возможностей ГНС: во время закрытого тестирования в компании OpenAI нейросеть GPT-4 получила задачу пройти капчу. Так как у сети не было возможности проанализировать изображение и условие с помощью своих алгоритмов, она перешла на сайт фриланса и создала запрос на решение данной капчи, притворившись человеком, у которого проблемы со зрением. Когда сотрудники компании спросили у сети, почему она обманула, та ответила, что решила использовать весь спектр возможностей для решения поставленной задачи.

Эта история говорит нам о том, что нейросети, в частности генеративные, имеют безграничный потенциал и возможности, из-за чего их создавать, тестировать и использовать нужно с осторожностью.

# СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Generative Adversarial Networks : methods of application : сборник статей международной научно-практической конференции, Монреаль, 2 октября 2014 г. / ответственный редактор И. Гудфеллоу. – Монреаль ; Канада : Canadian Science Publishing (CSP), 2014. – 9 с. – ISBN 978-1-77338-012-4.

2. Generative Models for Computer Vision : development prospects : сборник статей международной научно-практической конференции, Детройт, 17 января 2002 г. / ответственный редактор А. Редфорд. – Детройт ; США : Elsevier, 2002. – 105 с. – ISBN 978-6-08377-332-2.

3. Deep Generative Models : algorithms : сборник статей международной научно-практической конференции, Питтсбург, 22 июня 2017 г. / ответственный редактор Д. Тран. – Питтсбург ; Пенсильвания : Big Ideas Learning, 2017. – 96 с. – ISBN 978-4-23654-187-2.

4. Variational Autoencoders for Text Generation : practical application : сборник статей международной научно-практической конференции, Цюрих, 23 апреля 2018 г. / ответственный редактор Ю. Лантао. – Цюрих ; Швейцария : Inderscience Publishers, 2018. – 12 с. – ISBN 978-2-11900-834-7.

5. Generative Self-Training for Unsupervised Domain Adaptation : learning the principles of work : сборник статей международной научно-практической конференции, Бостон, 10 мая 2021 г. / ответственный редактор Ч. Чжун-Ян. – Бостон ; США : Springer, 2021. – 11 с. – ISBN 978-9-65112-490-3.

6. Александр @craxti: «Основы генеративно-состязательных сетей», 2023, – URL: https://habr.com/ru/articles/726254/ (дата обращения: 14.10.2023).

7. Уилл Найт: «5 Big Predictions for Artificial Intelligence in 2017», 2017, – URL: https://www.technologyreview.com/2017/01/04/154761/5-big-predictions-for-artificial-intelligence-in-2017/ (дата обращения: 27.10.2023).

8. Роман @Roman\_Kh: «Разбираемся с войной нейронных сетей (GAN)» 2016, – URL: https://habr.com/ru/articles/278425/ (дата обращения: 27.10.2023).

9. Автор неизвестен: «Генеративно-состязательная сеть», 2021, – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Генеративно-состязательная\_сеть (дата обращения: 15.11.2023).

10. Автор неизвестен: «Расстояние Кульбака-Лейблера», 2023, – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Расстояние\_Кульбака\_—\_Лейблера (дата обращения: 21.11.2023).