

# НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ ГЕНЕРАЦИИ 3D-КОНТЕНТА ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПЛАТФОРМ

## NEURAL NETWORK FOR GENERATING 3D CONTENT FOR EDUCATIONAL PLATFORMS

**A. Olkhovaya  
O. Romashkova**

**Summary.** The paper explores the application of neural networks for 3D content generation in educational platforms, emphasizing their potential in improving the educational process. An overview of the fundamentals of neural networks, emphasizing their ability to learn from data to create realistic 3D models. Exploring specific algorithms and techniques, such as convolutional neural networks (CNNs) and generative-adversarial networks (GANs), and their role in generating high-quality 3D content. Special attention is given to the benefits of using such technologies in education, including improved interactivity and visualization of learning materials. Challenges and problems associated with the integration of these innovations into the educational process are also analyzed. The article emphasizes the importance of further research in this area and the potential of neural networks as a tool for transforming education.

**Keywords:** 3D content generation, neural networks, convolutional neural networks (CNNs), generative adversarial networks (GANs), interactive learning, educational technologies.

**Ольховая Анастасия Михайловна**  
Аспирант, ГАОУ ВО «Московский городской  
педагогический университет»  
nas-tya92@mail.ru

**Ромашкова Оксана Николаевна**  
Доктор технических наук, профессор, профессор,  
ФГБОУ ВО «Российская академия народного хозяйства  
и государственной службы  
при Президенте РФ» г. Москва  
ox-rom@yandex.ru

**Аннотация.** Статья исследует применение нейронных сетей для генерации 3D-контента в образовательных платформах, акцентируя внимание на их потенциале в улучшении образовательного процесса. Обзор основ нейронных сетей, подчеркивая их способность к обучению на данных для создания реалистичных 3D-моделей. Исследуя конкретные алгоритмы и техники, такие как сверточные нейронные сети (CNN) и генеративно-сопоставительные сети (GAN), и их роль в генерации качественного 3D-контента. Особое внимание уделяется преимуществам использования таких технологий в образовании, включая улучшение интерактивности и визуализации учебных материалов. Анализируются также вызовы и проблемы, связанные с интеграцией этих инноваций в учебный процесс. Статья подчеркивает важность дальнейших исследований в данной области и потенциал нейронных сетей как инструмента для трансформации образования.

**Ключевые слова:** генерация 3D-контента, нейронные сети, сверточные нейронные сети (CNN), генеративно-сопоставительные сети (GAN), интерактивное обучение, образовательные технологии.

### Введение

В эпоху стремительного развития технологий и цифровизации образования, одним из важнейших аспектов становится использование передовых инструментов для повышения качества и доступности учебного процесса. В последние годы особое внимание уделяется использованию искусственного интеллекта, а в частности, нейронных сетей, для создания инновационных образовательных решений. Одной из таких инноваций является генерация 3D-контента с помощью нейронных сетей, что открывает новые возможности для образовательных платформ.

В этой статье мы подробно рассмотрим, как нейронные сети могут быть применены для создания, анализа и улучшения трехмерного контента в образовательной среде. Мы начнем с обзора основных принципов работы нейронных сетей, подчеркнув их способность обучаться на больших объемах данных и автоматически генерировать новый контент. Такой подход позволяет создавать детализированные и реалистичные 3D-модели, которые

могут быть использованы в различных образовательных целях, включая визуализацию сложных концепций, имитацию реальных объектов и создание интерактивных обучающих сред [1, 2].

Далее мы обсудим конкретные алгоритмы и техники, используемые в нейронных сетях для обработки и генерации 3D-контента, включая сверточные нейронные сети (CNN), генеративно-сопоставительные сети (GAN) и другие подходы. Будет проанализировано, как эти методы способствуют повышению точности и качества воспроизводимых 3D-моделей, а также как они могут быть адаптированы для специфических нужд образовательных платформ.

Важной частью нашего исследования будет анализ преимуществ и потенциальных вызовов, связанных с применением нейронных сетей для генерации 3D-контента в образовании. Мы рассмотрим, как такие технологии могут способствовать созданию более интерактивных и погружающих обучающих материалов, повышая тем самым вовлеченность и мотивацию об-

учающихся [3]. Также будут обозначены технические и практические проблемы, с которыми могут столкнуться разработчики и образовательные учреждения при внедрении этих инноваций.

**Обзор текущего состояния технологии**

Нейронные сети — это сложные вычислительные модели, вдохновленные структурой и функционированием человеческого мозга, которые могут обучаться на данных для выполнения различных задач. Они состоят из слоев искусственных нейронов, которые обрабатывают входящую информацию и передают ее по сети. Важной особенностью нейронных сетей является их способность обучаться и адаптироваться, меняя веса связей между нейронами на основе обратной связи, чтобы улучшить производительность.

В контексте генерации 3D-контента нейронные сети могут быть использованы для создания реалистичных трехмерных моделей и сцен. Это достигается путем обучения сетей на больших наборах данных, содержащих 3D-изображения или модели, позволяя им улавливать сложные взаимосвязи и особенности этих данных. Примерами применения могут служить автоматическое моделирование объектов, реконструкция 3D-сцен из 2D-изображений и создание интерактивных образовательных сред, в которых 3D-модели используются для улучшения понимания и вовлеченности студентов [4].

Нейронные сети представляют собой сложные структуры, включающие входные, скрытые и выходные слои, где каждый нейрон одного слоя соединен с нейронами следующего слоя. Эти соединения имеют определенные веса, влияющие на важность передаваемых сигналов. В процессе работы данные, поступающие в сеть, обрабатываются нейронами, которые суммируют входные данные, умноженные на веса, и применяют функцию активации, преобразуя их в выходной сигнал (рисунок 1).

Обучение нейронных сетей осуществляется путем корректировки весов связей на основе полученной обратной связи, используя методы, такие как обратное распространение ошибки и градиентный спуск [5]. Это позволяет сетям генерировать новый контент, обучаясь на существующих данных. Например, сеть может анализировать стили различных 3D-моделей и создавать новые, соответствующие изученным стилям.

Одним из применений нейронных сетей в создании 3D-контента является использование генеративных состязательных сетей (GAN). GAN состоят из двух частей: генератора, создающего изображения, и дискриминатора, оценивающего их соответствие реальным данным, что позволяет создавать реалистичные и детализированные 3D-объекты и сцены. Второе из применений нейронных сетей в создании 3D-контента является использование сверточных нейронных сетей (CNN): Эти сети идеально подходят для анализа визуальных данных благодаря их способности обнаруживать важные особенности на изображениях. В контексте 3D-генерации они могут использоваться для анализа и понимания структур и форм, необходимых для создания реалистичных 3D-моделей. Третье из применений нейронных сетей в создании 3D-контента является использование графовых нейронных сетей (GNN). Они эффективно работают с данными, представленными в виде графов, что делает их полезными для моделирования сложных 3D-структур, где взаимосвязи между элементами могут быть представлены в виде графа.

Point Cloud Networks — архитектура, специализированная на обработке облаков точек в трехмерном пространстве. Они работают с наборами точек, представляющих поверхность объекта. Архитектуры анализируют, обрабатывают и интерпретируют набор данных 3D Point Cloud в трехмерном пространстве, выполняя такие задачи как классификация, сегментация или реконструкция 3D-объектов.

Автоэнкодеры используются для снижения размерности и изучения сжатого представления данных. В кон-

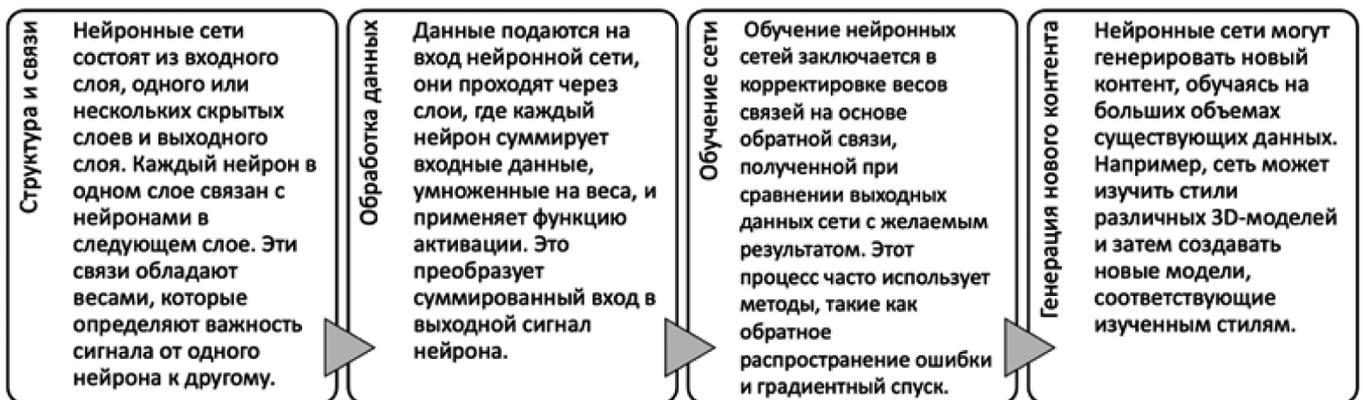


Рис. 1. Основные принципы работы нейронных сетей

тексте 3D-генерации они могут помочь в реконструкции и детализации 3D-моделей. Variational Autoencoders (VAE) состоят из двух основных частей: кодировщика и декодировщика. Кодировщик переводит входные данные в скрытое пространство, а декодировщик восстанавливает данные из этого скрытого пространства. Это позволяет модели генерировать новые данные, подобные обучающим данным.

Каждый из этих типов нейронных сетей и алгоритмов обладает своими уникальными характеристиками и применениями, что позволяет эффективно создавать, модифицировать и улучшать 3D-контент для образовательных целей (рисунок 2).

Применение нейронных сетей в создании 3D-контента для образовательных целей предлагает множество преимуществ, которые способствуют улучшению процесса обучения. Во-первых, трехмерные модели, созданные с помощью этих технологий, обеспечивают наглядное представление сложных концепций, что может быть особенно полезно при изучении материалов, сложных для понимания в традиционных форматах. Во-вторых, такие визуализации улучшают запоминание и понимание учебного материала, делая его более привлекательным и понятным. Также интерактивность 3D-моделей способствует активному обучению и глубокому осмыслению материала. Кроме того, использование 3D-контента может быть особенно эффективным для студентов, предпочитающих визуальное обучение, и способствует мультисенсорному подходу в образовании [6]. Интерактивность и возможность экспериментирования с 3D-объектами также способствуют развитию креативности и критического мышления. Наконец, 3D-контент может значительно улучшить качество дистанционного обучения, предлагая более глубокое и вовлеченное изучение материалов.

**Технические аспекты и алгоритмы, используемые в нейронных сетях для генерации 3D-контента**

Анализ различных подходов нейронных сетей, показал, что особое внимание заслуживает применение GAN (Generative Adversarial Networks) для генерации 3D-контента из текстовых данных.

Для генерации 3D-контента из текста с использованием GAN (Generative Adversarial Networks) обычно применяются следующие подходы:

1. Текст-в-Изображение Синтез (Hierarchical Text-to-Image Synthesis, (THIS))

Аспекты: Процесс начинается с глубокого анализа текста для извлечения ключевых описательных элементов, таких как форма, размер, цвет и пространственные отношения объектов.

Алгоритмы: Модели NLP, такие как Transformer или LSTM, используются для создания многомерных векторных представлений текста. Затем эти векторы используются в качестве входных данных для генератора GAN, который интерпретирует эти векторы и создает соответствующие изображения или 3D-модели.

Пример: Алгоритм начинается с использования модели NLP, например, LSTM, для анализа текстового описания «высокий синий небоскреб». Эта модель преобразует текст в векторные представления, которые затем передаются в генератор GAN. Генератор интерпретирует вектора и создает начальное 2D-изображение небоскреба, которое затем обрабатывается дополнительными алгоритмами для создания 3D-модели.

2. Каскадные или Многоуровневые GAN:

Аспекты: Этот подход включает последовательное применение нескольких GAN, каждый из которых уточ-

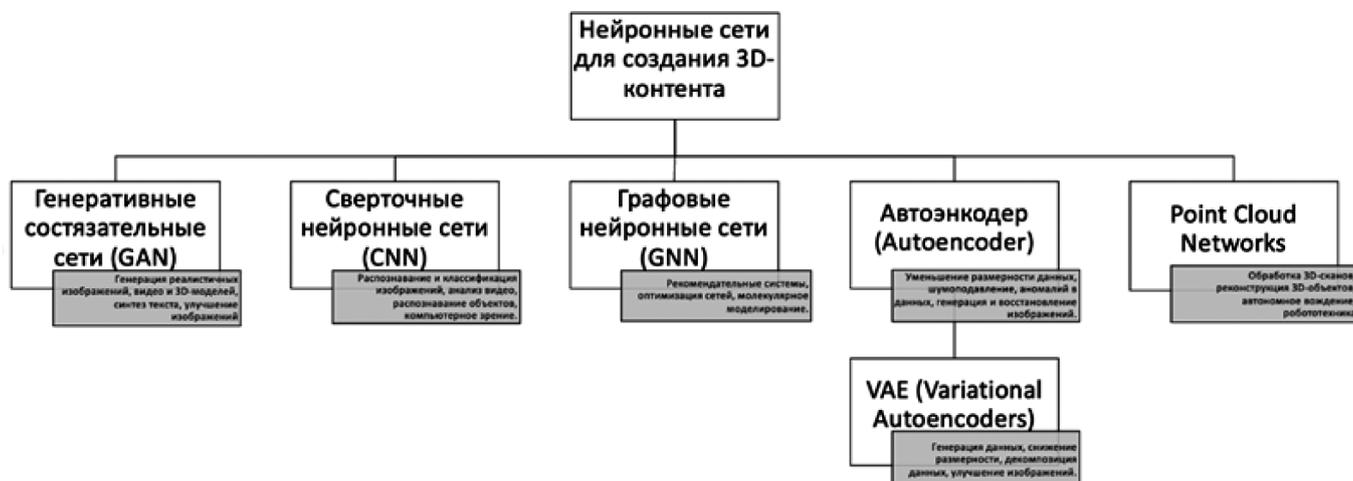


Рис. 2. Нейронные сети для создания 3D-контента

няет и дорабатывает изображение на разных уровнях — от общей формы до мелких деталей.

Алгоритмы: Каждый последующий GAN в каскаде фокусируется на определенных аспектах улучшения изображения, например, первый может формировать общий контур, а следующий — детализировать текстуру или освещение.

Пример: Первый GAN генерирует базовую форму объекта, например, автомобиля, используя шумовой входной вектор. Второй GAN берет этот базовый объект и добавляет детали, такие как колеса и окна. Третий GAN улучшает текстуру и освещение, делая модель более реалистичной.

### 3. Семантическое Картографирование (Metric-Semantic Mapping):

Аспекты: Создание подробных карт, которые классифицируют различные части объекта на основе их функций или свойств в соответствии с текстовым описанием.

Алгоритмы: применяются сложные алгоритмы сегментации и классификации для преобразования этих карт в 3D-структуры. Эти алгоритмы могут комбинировать глубокое обучение и традиционные методы компьютерного зрения для точной и детальной реконструкции объектов.

Пример: сначала семантическая карта объекта создается на основе текстового описания, классифицируя различные части объекта. Например, для робота карта может выделить голову, руки и тело. Затем, используя техники глубокого обучения, эта карта преобразуется в 3D-модель, где каждая часть объекта соответствует своей области на карте.

Эти методы демонстрируют высокую эффективность в преобразовании текстовой информации в детализированные визуальные модели, для области 3D-моделирования и визуализации.

### Заключение

В процессе исследования различных типов нейронных сетей, таких как CNN, GNN, VAE и других, для генерации 3D-контента из текста на образовательных платформах, был проведен тщательный анализ. Однако, после оценки всех возможностей и ограничений, выбор был сделан в пользу GAN (Generative Adversarial Networks).

Это решение обусловлено уникальной способностью GAN эффективно преобразовывать текстовые описания в детализированные визуальные образы, несмотря на существующие вызовы, такие как потребность в больших наборах данных и значительные вычислительные требования.

В контексте данного исследования о применении GAN для генерации 3D-контента в образовательных платформах, мы сталкиваемся с рядом ключевых выводов и вызовов. Во-первых, GAN демонстрируют значительные возможности в создании реалистичных и визуально привлекательных 3D-моделей, что может радикально трансформировать подходы к обучению, делая его более интерактивным и погружающим. Эти сети способны преобразовывать абстрактные текстовые описания в детальные визуальные изображения, что является значительным прорывом в области компьютерного зрения и искусственного интеллекта.

Тем не менее, использование GAN также сопровождается определенными сложностями. Одним из ключевых вызовов является необходимость обучения на обширных наборах данных, что требует значительных вычислительных ресурсов и времени. Кроме того, точность и качество генерируемого 3D-контента напрямую зависят от качества и разнообразия обучающих данных, что ставит под сомнение возможность их использования в различных образовательных контекстах, особенно в тех, где доступ к таким данным ограничен.

Другой аспект, который требует внимания, — это сложность интерпретации текстовых данных и их преобразования в точные визуальные представления. Хотя GAN могут создавать впечатляющие визуализации, возникает вопрос о степени их соответствия реальным объектам и сценам, особенно при работе с абстрактными или субъективными текстовыми описаниями.

В заключение отметим, что выбор GAN для генерации 3D-контента в образовательных платформах отражает тенденцию к интеграции передовых технологий в образовательный процесс. Это направление открывает новые возможности для улучшения учебных методов и предоставления более глубокого и разностороннего образовательного опыта. Ожидается, что с постоянным улучшением алгоритмов и увеличением доступности вычислительных ресурсов, применение GAN в образовании будет продолжать расти, предлагая все более инновационные и эффективные решения для обучения.

---

ЛИТЕРАТУРА

1. Ольховая А.М. Возможности применения технологии виртуальной реальности для современных образовательных платформ // Сборник тезисов студенческой открытой конференции, Конференция: Лига Исследователей МГПУ, Москва, 21–25 ноября 2022 г. С. 334–335.
2. Ольховая А.М. Задачи применения систем машинного обучения для образовательных платформ // Цифровое будущее: социальные и экономические проблемы, вызовы и возможности. Сборник статей Круглого стола ИОН РАНХиГС — М.: «КДУ», «Добросвет», 2024. — С. 291–297 — Текст: электронный. — URL: <https://bookonlime.ru/node/73071>
3. Ponomareva L.A., Chiskidov S.V., Romashkova O.N. Instrumental implementation of the educational process model to improve the rating of the universities // В сборнике: CEUR Workshop Proceedings. 9. Сер. «Selected Papers of the Proceedings of the 9th International Conference Information and Telecommunication Technologies and Mathematical Modeling of High-Tech Systems, ITTMM 2019» 2019. С. 92–101.
4. Пономарева Л.А., Ромашкова О. Н., Белякова А.Н., Заболотникова В.С. Автоматизация процесса многокритериального ранжирования студентов с помощью электронного портфолио // Вестник Донского государственного технического университета. 2019. Т. 19. № 4. С. 382–388.
5. Ромашкова О.Н., Ермакова Т.Н. Применение инфокоммуникационных технологий для анализа показателей качества обучения образовательного комплекса // В сборнике: Технологии информационного общества. X Международная отраслевая научно-техническая конференция: сборник трудов. 2016. С. 388–389.
6. Ponomareva L.A., Romashkova O.N. Training of specialists in on-board communication systems // В сборнике: 2020 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. 2020. С. 9078594.

---

© Ольховая Анастасия Михайловна (nas-tya92@mail.ru); Ромашкова Оксана Николаевна (ox-rom@yandex.ru)  
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»