

Горлов Александр Дмитриевич, магистрант,
Поволжский государственный университет
телекоммуникаций и информатики

Богданова Елена Александровна, к.т.н., доцент,
Поволжский государственный университет
телекоммуникаций и информатики

МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ЗАДАЧАХ ПРОЦЕДУРНОЙ ГЕНЕРАЦИИ КОНТЕНТА: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ И ПОДХОДЫ К ИНТЕГРАЦИИ

Аннотация. В статье проводится сравнительный анализ детерминированных и нейросетевых методов ИИ для процедурной генерации контента, выявляются их комплементарные преимущества и ограничения. Рассматривается проблема интеграции подходов в гибридные системы, сочетающие вариативность генеративных моделей с контролем алгоритмических методов. Предлагается концептуальная архитектура такого гибридного подхода и намечаются перспективы дальнейших исследований.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, процедурная генерация, генеративные модели, гибридные системы, машинное обучение, цифровой контент.

Сфера искусственного интеллекта демонстрирует стремительное развитие, оказывая трансформационное влияние на множество отраслей, включая создание цифрового контента. Процедурная генерация, под которой понимается автоматизированное создание данных по заданным правилам или алгоритмам, традиционно опиралась на детерминированные и стохастические математические модели. Однако появление и распространение сложных нейронных сетей, в особенности генеративных моделей, открыло новые горизонты, позволив генерировать невероятно сложный и правдоподобный контент – от изображений и текстов до трехмерных моделей и музыкальных композиций. Параллельно с этим продолжают развиваться и классические алгоритмические подходы, основанные на формальных грамматиках, параметрическом моделировании и эволюционных вычислениях. Эти два направления – нейросетевое и алгоритмическое – часто развиваются изолированно, хотя их синергия способна привести к прорыву в создании интеллектуальных систем-соавторов. Таким образом, актуальной задачей становится проведение системного анализа возможностей и ограничений методов ИИ в контексте процедурной генерации и разработка подходов к их эффективной интеграции. Целью данной статьи является сравнительный анализ детерминированных и нейросетевых методов генерации контента, а также формулировка принципов построения гибридных систем, преодолевающих недостатки каждого из подходов в отдельности.

Классические алгоритмические методы процедурной генерации основаны на четко заданных правилах, математических функциях и логических операциях. Их главной характеристикой является детерминированность или контролируемая стохастичность. К таким методам можно отнести системы, построенные на основе грамматик форм, L-систем, параметрического и ограничительного моделирования, а также клеточные автоматы и некоторые эволюционные алгоритмы. Например, грамматики форм позволяют генерировать сложные иерархические структуры, такие как архитектурные сооружения или растительные формы, путем последовательного применения правил переписывания к начальному символу.



Параметрическое моделирование обеспечивает жесткий контроль над геометрией объекта через набор взаимосвязанных параметров, что незаменимо в инженерном и архитектурном проектировании. Преимущества алгоритмических методов очевидны: полная прозрачность процесса генерации, абсолютная воспроизводимость результатов при одинаковых входных данных, возможность точной настройки под строгие технические требования и гарантированная корректность выходных данных с точки зрения заданных ограничений.

На противоположном полюсе находятся методы, основанные на глубоком обучении и генеративных моделях. К ним относятся генеративно-состязательные сети, вариационные автоэнкодеры, трансформеры и диффузионные модели. Эти подходы обучаются на больших массивах данных и выявляют скрытые распределения и закономерности, присущие обучающей выборке. В результате они способны генерировать новый контент, который статистически неотличим от реального, демонстрируя впечатляющую креативность и вариативность. Нейросетевые методы показали выдающиеся результаты в генерации фотorealистичных изображений, осмысленных текстов, синтезе речи и музыки. В контексте процедурной генерации трехмерного контента также ведутся активные исследования по применению нейросетей для создания текстур, простых объектов и даже предсказания геометрии по наброскам. Ключевым преимуществом данного подхода является его способность к обобщению и созданию решений, которые могли бы остаться незамеченными для человеческого проектировщика или алгоритмиста. Однако нейросетевые модели страдают от ряда фундаментальных недостатков. Их работа является «черным ящиком», что делает процесс генерации непрозрачным и трудным для контроля. Результаты могут быть непредсказуемыми, а обеспечение строгого соблюдения конкретных технических или функциональных ограничений остается сложной инженерной задачей. Кроме того, такие модели требуют огромных объемов данных для обучения, склонны к запоминанию обучающей выборки и могут порождать артефакты или семантически некорректный контент.

Проведенный анализ позволяет четко обозначить комплементарность двух рассмотренных парадигм. Алгоритмические методы предлагают контроль, предсказуемость и надежность, действуя как конвергентная сила, которая оттачивает и валидирует решения. Нейросетевые методы предлагают креативность, вариативность и способность к обобщению, выступая в роли дивергентной силы, расширяющей пространство возможных решений. Основная научно-практическая проблема заключается в преодолении разрыва между этими двумя мирами. Изолированное использование нейросетей не удовлетворяет требованиям индустрии, где результат должен строго соответствовать спецификациям. В то же время, исключительно алгоритмические системы неспособны обеспечить тот уровень инновационности и адаптивности, который востребован в современных креативных индустриях, таких как разработка видеоигр или генеративный дизайн. Таким образом, возникает необходимость в гибридных системах, которые архитектурно объединили бы сильные стороны обоих подходов. Целью такой интеграции является создание конвейера, в котором нейросетевая модель выступает в роли «генератора идей», предлагающего широкий спектр возможных решений или их фрагментов, а алгоритмическая система выполняет функции «критика и инженера», проверяя предложения на соответствие ограничениям, дорабатывая их и приводя в окончательный, пригодный для использования вид. Это позволяет управлять творческим процессом, направляя его в нужное русло, и одновременно гарантировать качество и корректность итогового продукта.

Концептуально архитектуру гибридной системы для процедурной генерации можно представить как трехуровневый цикл взаимодействия.

Первый уровень – это креативно-генеративный модуль, основанный на нейросетевых моделях. Его задача заключается в расширении пространства поиска. На вход этот модуль



получает высокоуровневое описание задачи или набор пожеланий, а на выходе выдает множество абстрактных концептов, набросков или параметрических описаний в промежуточном представлении. Например, для генерации здания это может быть схематичный план помещений или набор стилистических дескрипторов фасада, полученных от диффузионной модели.

Второй уровень – формализующе-ограничительный модуль, построенный на алгоритмических методах. Он трансформирует абстрактные концепты в конкретные, параметризованные объекты. Этот модуль содержит решатель геометрических, функциональных или иных ограничений. Он проверяет сгенерированные концепты на жизнеспособность, достраивает недостающие детали, исправляет ошибки и гарантирует, что итоговый объект будет соответствовать всем заданным требованиям.

Третий уровень – модуль оптимизации и обратной связи. Он оценивает качество и соответствие итоговых решений поставленной цели, ранжирует их и, что наиболее важно, формирует обратную связь для нейросетевого модуля. Эта обратная связь может иметь форму уточненных запросов, переобучения на успешных примерах или корректировки латентного пространства модели. Такой цикл «генерация – верификация – адаптация» позволяет итеративно улучшать результат, постепенно сужая пространство поиска вокруг оптимальных решений, которые одновременно являются и креативными, и технически безупречными.

Практическая реализация описанных принципов уже находит применение в ряде областей. В компьютерных играх нейросети могут использоваться для генерации уникальных текстур, деталей ландшафта или диалогов неигровых персонажей, в то время как алгоритмические системы обеспечивают их корректную интеграцию в игровой мир, проверку на коллизии и баланс. В архитектурном проектировании генеративная нейросеть может предложить множество оригинальных объемно-планировочных решений на основе анализа контекста участка и пожеланий заказчика, а параметрическая модель и инженерный софт проверят эти решения на соответствие строительным нормам, освещенности и энергоэффективности, автоматически доработав геометрию.

Проведенный анализ подтверждает, что будущее эффективной процедурной генерации сложного цифрового контента лежит не в выборе между алгоритмическими и нейросетевыми методами, а в их разумной и глубокой интеграции. Каждый из подходов решает свою часть общей задачи: нейросети расширяют пространство возможных решений, внося элемент непредсказуемой креативности и способности к обобщению, а алгоритмические системы обеспечивают контроль, надежность и соответствие жестким внешним требованиям. Предложенная концепция гибридной системы с циклическим взаимодействием модулей представляет собой архитектурный каркас для преодоления существующего разрыва. Реализация таких систем потребует значительных междисциплинарных усилий на стыке машинного обучения, компьютерной графики, теории алгоритмов и программной инженерии. Однако результат сулит создание принципиально нового класса инструментов – интеллектуальных ассистентов, способных не просто автоматизировать рутинные операции, но и выступать в роли партнера по творческому процессу, предлагая инновационные, но при этом полностью осуществимые и корректные решения. Это открывает широкие перспективы для революции в дизайне, проектировании, развлечениях и образовании, делая мощь искусственного интеллекта управляемой и направленной на решение конкретных практических задач.

Список литературы:

1. Goodfellow I. Generative Adversarial Networks / I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza // Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). – 2014. – Vol. 27.



2. Müller P. Procedural Modeling of Buildings / P. Müller, P. Wonka, S. Haegler // ACM Transactions on Graphics (TOG). – 2006. – Vol. 25.

3. Vaswani A. Attention Is All You Need / A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar // Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). – 2017. – Vol. 30.

4. Барсегян А. А. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, В. В. Степаненко, И. И. Холод. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004.

