

Интеграция генеративных нейросетей в математическое и трехмерное моделирование: современное состояние и перспективы развития

Н. А. Бондарева

Институт прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН, Москва, Россия

Аннотация. В статье представлен обзор современных подходов к применению генеративных нейросетей в задачах математического и трехмерного моделирования. Рассматриваются теоретические основы генеративных нейросетей, их архитектуры и методы обучения. Анализируются существующие подходы к математическому и трехмерному моделированию, а также возможности интеграции с генеративными нейросетями. Особое внимание уделяется гибридным подходам, сочетающим преимущества генеративных нейросетей с традиционными методами и экспертными знаниями, обеспечивающими более высокую точность, надежность и контролируемость результатов. В статье обсуждаются перспективы развития и социально-экономические последствия внедрения гибридных нейросетевых технологий в инженерные и научные области.

Ключевые слова: генеративные нейросети, гибридный подход, математическое моделирование, трехмерное моделирование, искусственный интеллект, автоматизация, валидация, машинное обучение

Integration of generative neural networks in mathematical and three-dimensional modeling: current state and development prospects

N. A. Bondareva

Keldysh Institute of Applied Mathematics, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

Abstract. This article provides a review of contemporary approaches to the application of generative neural networks in mathematical and three-dimensional modeling tasks. It examines the theoretical foundations of generative neural networks, their architectures, and training methodologies. Existing approaches to mathematical and three-dimensional modeling are analyzed, along with the potential for integration with generative neural networks. Particular emphasis is placed on hybrid approaches that combine the advantages of generative neural networks with traditional methods and expert knowledge, ensuring higher accuracy, reliability, and controllability of results. The article discusses the development prospects and socio-economic implications of implementing hybrid neural network technologies in engineering and scientific domains.

Keywords: generative neural networks, hybrid approach, mathematical modeling, three-dimensional modeling, artificial intelligence, automation, validation, machine learning

Введение

В современную эпоху цифровой трансформации технологии искусственного интеллекта, в частности генеративные нейронные сети, демонстрируют впечатляющий потенциал в решении широкого спектра задач. Однако наряду с очевидными достижениями в области генерации контента, обработки данных и автоматизации процессов существует ряд критических ограничений, препятствующих их полноценной интеграции в производственные и научно-исследовательские процессы.

Ключевой проблемой современных нейросетевых технологий является их функционирование по принципу «черного ящика», когда результаты генерируются без прозрачного объяснения логики принятия решений. Это существенно затрудняет процессы валидации полученных результатов, выявления и корректировки ошибок, а также внесения целенаправленных изменений в финальные решения. Особенно остро данная проблема проявляется в областях, требующих высокой точности и надежности результатов, таких как математическое моделирование и трехмерное проектирование.

Анализ существующих подходов к интеграции нейросетевых технологий в производственные процессы выявляет значительный разрыв между теоретическими возможностями искусственного интеллекта и практическими требованиями промышленности. Традиционные методы внедрения часто фокусируются либо на полной автоматизации процессов с помощью AI, либо на использовании нейросетей как вспомогательного инструмента, что не позволяет полностью реализовать потенциал данных технологий.

В рамках данного исследования предлагается концепция гибридного методологического подхода, призванного преодолеть указанные ограничения. В основе подхода лежит синергия технологий обработки

естественного языка (NLP) и верифицированных программных комплексов для математического и трехмерного моделирования. Предлагаемая методология базируется на интеграции возможностей систем искусственного интеллекта в области обработки естественного языка и оперативного генерирования вариативных решений с существующими алгоритмами программных комплексов.

Особого внимания заслуживает влияние генеративных нейросетей на сферу программирования и разработки программного обеспечения. Современные языковые модели демонстрируют впечатляющие способности в генерации программного кода, автоматизации рутинных задач программирования и помощи в отладке. Однако здесь также проявляется проблема «черного ящика»: сгенерированный код требует тщательной проверки, так как нейросети могут создавать внешне корректный, но содержащий логические ошибки или уязвимости код. Это подчеркивает необходимость разработки методологических подходов к верификации и валидации генерируемых программных решений.

Внедрение нейросетевых технологий существенно трансформирует структуру рынка труда в технологическом секторе. С одной стороны, наблюдается значительное снижение порога входа в профессию: генеративные модели предоставляют начинающим специалистам мощные инструменты для обучения и решения базовых задач. Это открывает новые возможности для профессионального развития и позволяет быстрее осваивать сложные технологические области. С другой стороны, автоматизация рутинных операций приводит к сокращению потребности в низкоквалифицированных специалистах, выполняющих типовые задачи.

При этом важно отметить, что роль высококвалифицированных специалистов не только сохраняется, но и возрастает. Это обусловлено как необходимостью экспертной оценки и валидации результатов работы нейросетей, поскольку в настоящее время невозможно полностью гарантировать качество и надежность автоматически генерируемых решений, так и потребностью в разработке и оптимизации методологий применения AI-технологий.

Теоретические основы и современное состояние проблемы

Генеративные нейросети – одно из наиболее динамично развивающихся направлений в ИИ. Эволюция началась с классических генеративно-сопоставительных сетей (GAN) в 2014 году и продолжается по сей день [1]. Современный этап характеризуется переходом к более сложным и управляемым системам.

Диффузионные модели, ставшие прорывом последних лет, предложили новый подход к генерации контента, основанный на постепенном уточнении результата через последовательное удаление шума [2]. Этот метод показал исключительную эффективность в задачах генерации изображений, трехмерных моделей и других типов данных, обеспечивая более стабильные и качественные результаты по сравнению с классическими подходами. Диффузионные модели, ставшие прорывом последних лет, предложили новый подход к генерации контента, основанный на постепенном уточнении результата через последовательное удаление шума. Параллельно с развитием диффузионных моделей произошел прорыв в области трансформер-архитектур, изначально разработанных для обработки естественного языка, но успешно адаптированных для работы с различными типами данных, включая программный код и математические формулы. Это открыло новые возможности для создания универсальных генеративных систем, способных одновременно работать с несколькими модальностями данных.

В контексте обучения современных генеративных моделей показателен пример Stable Diffusion XL, использующей многоступенчатую стратегию обучения. Модель сначала проходит предварительное обучение на массивном наборе изображений LAION-5B, после чего производится её точная настройка на специализированных датасетах для конкретных задач. Аналогичный подход применяется в CodeLlama-34b от Meta, где базовая языковая модель дообучается на специально подготовленных наборах программного кода, что позволяет достичь высокой точности в генерации специфических программных конструкций и работе с различными языками программирования.

Самоконтролируемое обучение наглядно демонстрирует свою эффективность в архитектуре GPT-4V (Visual), где модель способна извлекать семантические связи между изображениями и текстом без

явной разметки этих связей в обучающих данных. В контексте технических задач показателен пример Point-E от OpenAI, способной генерировать трёхмерные модели на основе текстовых описаний, используя промежуточное представление в виде облака точек.

Практическое применение генеративных моделей можно проиллюстрировать конкретными примерами из различных отраслей. В промышленном проектировании Autodesk использует генеративный дизайн в Fusion 360 для создания оптимизированных конструкций. Например, при проектировании кронштейна для аэрокосмической отрасли система генерирует множество вариантов, оптимизированных по весу и прочности, что позволило сократить вес деталей на 20-40 % при сохранении или улучшении механических характеристик.

В программной инженерии Amazon CodeWhisperer и GitHub Copilot демонстрируют эффективность применения генеративных моделей для автоматизации разработки. Согласно исследованиям GitHub, разработчики, использующие Copilot, завершают задачи в среднем на 55 % быстрее, при этом качество кода, измеряемое количеством успешно проходящих тестов, увеличивается на 26 % [3].

Однако внедрение подобных технологий сопряжено с конкретными техническими вызовами. Например, использование Stable Diffusion XL для промышленного дизайна требует значительных вычислительных ресурсов: минимум 16 ГБ видеопамати для базовой работы и до 24 ГБ для оптимальной производительности. При интеграции GitHub Copilot в корпоративные системы возникают вопросы безопасности и конфиденциальности кода, что требует развертывания локальных версий системы и дополнительных средств контроля.

Выбор конкретной архитектуры (см. таблицу) существенно зависит от специфики решаемых задач и доступных вычислительных ресурсов. При этом современная тенденция развития генеративных моделей направлена на создание гибридных архитектур, способных объединить преимущества различных подходов при одновременной минимизации их недостатков.

Типы нейросетевой архитектуры

Архитектура	Преимущества	Ограничения	Область применения
Классические GAN	<ul style="list-style-type: none"> Высокая скорость генерации Относительная простота архитектуры Небольшие требования к вычислительным ресурсам 	<ul style="list-style-type: none"> Нестабильность обучения Проблема mode collapse Сложность контроля генерации 	<ul style="list-style-type: none"> Генерация изображений Аугментация данных Прототипирование
Диффузионные модели	<ul style="list-style-type: none"> Высокое качество генерации Стабильность результатов Хороший контроль над процессом 	<ul style="list-style-type: none"> Высокие вычислительные затраты Медленная генерация Сложность архитектуры 	<ul style="list-style-type: none"> Профессиональная генерация контента 3D-моделирование Научные исследования
Трансформеры	<ul style="list-style-type: none"> Универсальность применения Хорошая масштабируемость Работа с разными типами данных 	<ul style="list-style-type: none"> Большие требования к памяти Сложность обучения Высокая стоимость разработки 	<ul style="list-style-type: none"> Генерация кода Мультимодальные задачи Комплексная автоматизация
Гибридные архитектуры	<ul style="list-style-type: none"> Комбинация преимуществ разных подходов Гибкость настройки Широкие возможности оптимизации 	<ul style="list-style-type: none"> Сложность интеграции Повышенные требования к инфраструктуре Необходимость тщательной настройки 	<ul style="list-style-type: none"> Промышленное применение Сложные производственные задачи Исследовательские проекты

Особую роль в развитии генеративных технологий играет проблема валидации и верификации получаемых результатов. Если в задачах генерации изображений или текста оценка качества может производиться в том числе субъективно, то для технических задач, таких как генерация программного кода или трехмерных моделей, требуются строгие математические критерии и методики проверки. Это становится особенно актуальным при интеграции генеративных моделей в производственные процессы, где цена ошибки может быть критически высокой.

В контексте обучения современных генеративных моделей произошел значительный сдвиг парадигмы от классических методов к более комплексным подходам. Традиционные методики обучения, основанные на прямой минимизации функции потерь, уступили место многоэтапным стратегиям, включающим предварительное обучение на больших наборах данных с последующей специализированной доводкой под конкретные задачи. Особую роль в этом процессе играет концепция трансферного обучения, позволяющая эффективно адаптировать предобученные модели для решения специфических задач при существенно меньших требованиях к вычислительным ресурсам и объему обучающих данных.

Современные подходы к обучению генеративных моделей также характеризуются активным использованием техник самоконтролируемого обучения. Эти методики позволяют моделям извлекать полезные признаки и закономерности из неразмеченных данных, что особенно важно в контексте технических задач, где получение качественной разметки может быть чрезвычайно затратным или практически невозможным. При этом особое внимание уделяется проблеме регуляризации и предотвращения переобучения, что критически важно для обеспечения стабильности и надежности генерируемых результатов.

Современные подходы к решению задач математического моделирования

Математическое моделирование, являясь фундаментальным инструментом научных исследований и инженерных разработок, претерпевает существенную трансформацию под влиянием ИИ. Интеграция методов машинного обучения с классическими подходами создает новую парадигму в вычислительной науке. Традиционные методы, основанные на численном решении дифференциальных уравнений, сталкиваются с ограничениями при работе со сложными нелинейными системами.

Согласно исследованию [4], опубликованному в *Nature Reviews Physics*, интеграция методов машинного обучения с классическими подходами математического моделирования создает новую парадигму в вычислительной науке. Традиционные методы математического моделирования, основанные на численном решении дифференциальных уравнений, сталкиваются с рядом существенных ограничений.

В этом контексте особый интерес представляют гибридные подходы, объединяющие классические численные методы с нейросетевыми моделями. Например, исследование [5] демонстрирует, как использование нейронных сетей в задачах гидродинамики позволяет сократить время расчетов на порядки при сохранении приемлемой точности результатов.

Математическое моделирование в 2020-х годах характеризуется активным внедрением высокопроизводительных вычислительных систем и новых методологических подходов. Ведущие научные центры, такие как национальные лаборатории США (Argonne, Lawrence Berkeley) и европейские исследовательские институты, демонстрируют устойчивый тренд к использованию гибридных вычислительных архитектур, сочетающих классические подходы с элементами искусственного интеллекта.

В промышленном секторе наблюдается активное использование коммерческих пакетов математического моделирования, среди которых лидирующие позиции занимают:

1. ANSYS, предоставляющий инструменты:

- для конечно-элементного анализа;
- вычислительной гидродинамики;
- электромагнитного моделирования;

2. COMSOL Multiphysics, который, согласно техническим отчетам компании, внедрил поддержку машинного обучения в свои решатели, что позволило существенно ускорить расчеты сложных мультифизических задач;

3. MATLAB от MathWorks, который в последних версиях значительно расширил возможности интеграции с инструментами машинного обучения.

В области научных вычислений особую роль играют суперкомпьютерные центры. Согласно данным TOP500 (рейтинг самых мощных суперкомпьютеров мира), современные системы достигают производительности в сотни петафлопс, что открывает новые возможности для решения сложных задач математического моделирования [6].

Ключевыми тенденциями развития математического моделирования, подтвержденными многочисленными публикациями в ведущих научных журналах и практическим применением, являются:

- 1) развитие методов многомасштабного моделирования, позволяющих учитывать процессы на различных пространственных и временных масштабах;
- 2) внедрение методов машинного обучения:
 - для ускорения вычислений;
 - оптимизации расчетных сеток;
 - предсказания поведения сложных систем;
- 3) создание цифровых двойников, что подтверждается успешными внедрениями в аэрокосмической промышленности (Boeing, Airbus) и энергетическом секторе (Siemens, General Electric).

Анализ существующих подходов к трехмерному моделированию

Современное трехмерное моделирование характеризуется многообразием методологических подходов, каждый из которых имеет свои преимущества и области применения. В промышленном проектировании выделяются параметрическое, прямое и гибридное моделирование, а также генеративный дизайн. Облачное моделирование и интеграция с ИИ также становятся все более популярными. В различных отраслях формируются собственные подходы к 3D-моделированию, такие как BIM-моделирование в архитектуре, поверхностное моделирование в промышленном дизайне и полигональное моделирование в анимации и игровой индустрии. Современные тенденции указывают на автоматизацию процессов моделирования, интеграцию различных подходов, повышение доступности инструментов и внедрение ИИ.

В последние годы наблюдается активное внедрение технологий искусственного интеллекта в традиционные инструменты трехмерного моделирования. Autodesk, один из лидеров индустрии, интегрировал нейросетевые технологии в Fusion 360 для автоматизации процессов проектирования и оптимизации. Система использует алгоритмы машинного обучения для генеративного дизайна, что позволяет создавать оптимизированные конструкции на основе заданных параметров и ограничений. По данным компании, этот подход позволяет сократить время проектирования на 30-50 % при одновременном улучшении характеристик конечного продукта.

Siemens NX также активно развивает направление искусственного интеллекта в своих решениях. В последних версиях программного обеспечения реализованы алгоритмы машинного обучения для предсказания потенциальных проблем в конструкции, автоматической оптимизации топологии и помощи в принятии проектных решений. Особенно эффективным оказалось применение нейросетей для анализа и оптимизации сборок, где алгоритмы способны предлагать более эффективные варианты компоновки на основе накопленного опыта.

Blender, популярный инструмент для 3D-моделирования с открытым исходным кодом, интегрировал поддержку различных нейросетевых плагинов. Наиболее заметным стало внедрение инструментов для автоматической генерации текстур, оптимизации топологии моделей и создания анимации на основе машинного обучения. Сообщество разработчиков активно развивает эти технологии, создавая новые инструменты для автоматизации различных аспектов 3D-моделирования.

В контексте непосредственно нейросетевого трехмерного моделирования сформировалось несколько основных подходов. Технология Neural Radiance Fields (NeRF), представленная исследователями из UC Berkeley, произвела революцию в создании трехмерных моделей на основе фотографий. Метод позволяет создавать детальные 3D-реконструкции объектов, используя набор двумерных изображений. Основным преимуществом данного подхода является высокая точность

воспроизведения геометрии и текстур реальных объектов, однако существенным ограничением остается необходимость большого количества исходных изображений и значительные вычислительные ресурсы для обработки.

GET3D от NVIDIA представляет другой подход к нейросетевому моделированию, позволяя генерировать трехмерные модели на основе текстовых описаний или единичных изображений. Технология демонстрирует впечатляющие результаты в создании разнообразных 3D-объектов, однако точность и детализация уступают традиционным методам моделирования. Основным преимуществом является скорость создания базовых моделей и возможность быстрого прототипирования.

Point-E от OpenAI предлагает альтернативный подход, основанный на генерации облаков точек с последующей их обработкой для создания полноценных 3D-моделей. Метод отличается высокой скоростью работы и меньшими требованиями к вычислительным ресурсам по сравнению с другими нейросетевыми подходами. Однако качество получаемых моделей может быть недостаточным для промышленного применения, что ограничивает использование технологии областью быстрого прототипирования и концептуального дизайна.

Важным аспектом развития нейросетевого 3D-моделирования становится интеграция различных подходов и создание гибридных решений. Современные исследования направлены на объединение преимуществ различных методов при одновременной минимизации их недостатков. Особое внимание уделяется разработке методов валидации и верификации получаемых результатов, что критически важно для промышленного применения этих технологий.

Методологические основы гибридного подхода

В современной практике наблюдается значительный потенциал для синергии нейросетевых технологий с традиционными подходами в различных областях инженерной и научной деятельности. Опыт внедрения таких решений в ведущих технологических компаниях и исследовательских центрах позволяет оценить реальные возможности и ограничения этой интеграции.

В области программирования крупномасштабное внедрение GitHub Copilot демонстрирует практическую применимость нейросетевых технологий для автоматизации разработки программного обеспечения. Согласно исследованию GitHub в 2023 году [7], использование нейросетевых ассистентов позволяет существенно ускорить процесс написания кода, особенно в задачах, связанных с созданием типовых программных конструкций и обработкой данных. При этом важно отметить, что роль программиста трансформируется от написания рутинного кода к более высокоуровневому проектированию архитектуры и валидации генерируемых решений.

В математическом моделировании наиболее перспективным направлением становится создание гибридных систем, объединяющих классические численные методы с нейросетевыми подходами. Исследования [4] демонстрируют возможность значительного ускорения расчетов при сохранении физической корректности результатов. Особенно эффективным оказывается применение таких подходов в задачах оптимизации и прогнозирования поведения сложных систем, где традиционные методы требуют существенных вычислительных ресурсов.

Трехмерное моделирование обогащается возможностями автоматической генерации и оптимизации моделей. NVIDIA с их технологией GET3D продемонстрировала возможность создания детализированных 3D-моделей на основе текстовых описаний или изображений [8]. Это открывает новые перспективы для быстрого прототипирования и концептуального дизайна. В промышленном применении особенно важной становится возможность автоматической оптимизации существующих моделей с учетом заданных параметров и ограничений.

Интеграция этих технологий создает новые возможности для междисциплинарного взаимодействия. Например, результаты математического моделирования могут автоматически преобразовываться в трехмерные модели, которые затем оптимизируются с учетом технологических ограничений. Программный код для управления такими системами может генерироваться автоматически, учитывая специфику конкретной задачи и требования к производительности.

Особого внимания заслуживает вопрос верификации результатов, получаемых с помощью нейросетевых технологий. В программировании это решается через автоматическое тестирование и

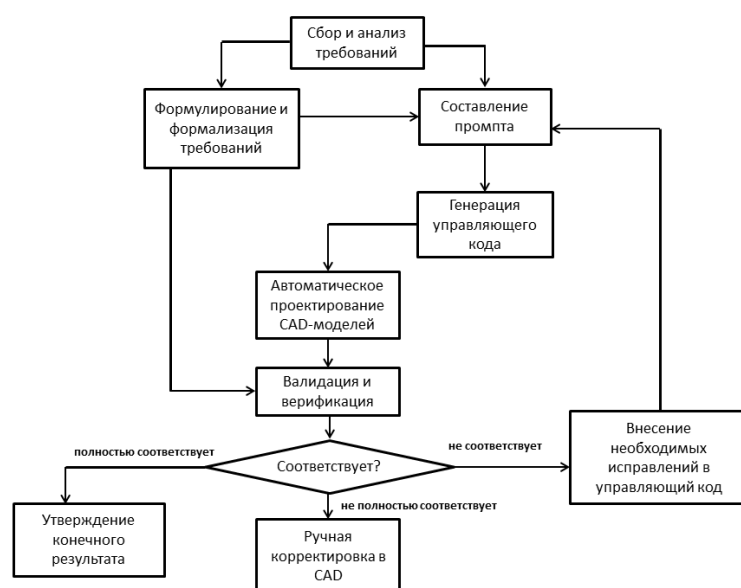
статический анализ кода. В математическом моделировании применяются методы сравнения с классическими решениями и экспериментальными данными. Для трехмерного моделирования разрабатываются специализированные методики проверки геометрической и топологической корректности генерируемых моделей.

Промышленное внедрение таких комплексных решений требует создания соответствующей инфраструктуры и методологии. Опыт компаний, успешно интегрировавших нейросетевые технологии в свои процессы, показывает необходимость поэтапного подхода с тщательной валидацией на каждом этапе. При этом ключевым фактором успеха становятся правильное определение границ применимости автоматизированных решений и сохранение контроля со стороны специалистов.

Перспективным направлением развития является создание единых платформ, интегрирующих различные аспекты проектирования и моделирования. Такие системы позволяют организовать непрерывный процесс от концептуального дизайна до готового изделия, где нейросетевые технологии играют роль интеллектуального ассистента на всех этапах работы. Это особенно важно в контексте развития цифровых двойников и умного производства.

В рамках данного исследования предлагается концепция гибридного методологического подхода [9], призванного преодолеть указанные ограничения. В основе подхода лежит синергия обработки естественного языка (NLP) и верифицированных инженерных программных комплексов. Предполагается, что сочетание этих двух подходов позволит минимизировать вероятность возникновения погрешностей и неточностей в процессе проектирования, обеспечивая при этом необходимый уровень контроля со стороны специалистов.

Предлагаемая методология базируется на интеграции возможностей систем искусственного интеллекта в области обработки естественного языка и оперативного генерирования вариативных решений с существующими алгоритмами построения CAD-моделей в отечественных системах автоматизированного проектирования, таких как КОМПАС-3D [10] и TeFlex [11].



Методология представляет собой гибридный подход к автоматизированному 3D-моделированию, сочетающий обработку естественного языка (NLP) с использованием проверенных инженерных программных комплексов (САПР), например КОМПАС-3D или TeFlex. Так называемый гибридный подход предлагает компромисс между автоматизацией и контролируемостью процесса 3D-моделирования, сочетая преимущества ИИ и проверенных инженерных инструментов. Данный подход направлен на минимизацию ошибок и повышение точности процесса моделирования по сравнению с использованием исключительно генеративных нейронных сетей. Ключевое преимущество заключается в проверке параметров скрипта, генерируемого ИИ, вместо проверки всей сгенерированной модели.

Вместо непосредственного использования нейросети для генерации 3D-модели, которое чревато скрытыми ошибками, применяется текстовый ИИ для создания управляющего скрипта на языке программирования, совместимом с выбранной САПР. Это позволяет сместить фокус контроля с проверки готовой модели на верификацию параметров, заданных в скрипте, обеспечивая более раннее выявление и исправление потенциальных ошибок. Итеративный характер процесса предполагает корректировку промпта и скрипта на основе анализа промежуточных результатов, что обеспечивает гибкость и высокую точность конечной 3D-модели.

Практическая реализация гибридных нейросетевых решений в инженерных и научных задачах требует комплексного подхода к обеспечению надежности, эффективности и контролируемости процессов. Опыт ведущих технологических компаний и исследовательских центров позволяет сформулировать ключевые требования к таким системам.

Перспективы развития и социально-экономические факторы

В контексте стремительного развития ИИ и его интеграции в производственные и научные процессы особую актуальность приобретает анализ перспектив развития и социально-экономических последствий внедрения гибридных нейросетевых технологий.

Согласно прогнозам McKinsey Global Institute [12], внедрение нейросетевых технологий в инженерные и научные области приведет к существенной трансформации рынка труда в ближайшие 5-10 лет. При этом наблюдается интересный парадокс: несмотря на автоматизацию многих процессов, спрос на высококвалифицированных специалистов не только не снижается, но и возрастает. Это связано с необходимостью разработки, внедрения и контроля новых технологических решений.

В области программирования наблюдается значительное снижение порога входа в профессию благодаря инструментам вроде GitHub Copilot и подобных систем. Однако, как показывает практика ведущих технологических компаний, это не приводит к снижению требований к квалификации опытных разработчиков. Вместо этого происходит смещение фокуса их деятельности в сторону более сложных задач архитектурного проектирования, оптимизации и обеспечения качества кода.

Математическое и инженерное моделирование также претерпевает существенные изменения. Внедрение гибридных подходов позволяет решать все более сложные задачи, которые ранее были недоступны из-за вычислительных ограничений. При этом роль специалистов трансформируется от выполнения рутинных расчетов к постановке задач, выбору методологии и валидации результатов.

Особого внимания заслуживает этический аспект внедрения нейросетевых технологий. Возникают вопросы ответственности за принимаемые решения особенно в критически важных областях, таких как медицинское моделирование или проектирование ответственных инженерных конструкций. Ведущие организации, включая IEEE и ACM, активно работают над созданием этических стандартов и рекомендаций по применению AI-технологий.

Перспективы дальнейшего развития связаны с несколькими ключевыми направлениями. Во-первых, это совершенствование методов обеспечения надежности и интерпретируемости результатов работы нейросетевых компонентов. Во-вторых, развитие технологий автоматической адаптации моделей к изменяющимся условиям и требованиям. В-третьих, создание более эффективных методов интеграции экспертных знаний в процесс обучения и работы нейронных сетей.

Важным аспектом является также развитие инфраструктуры для поддержки гибридных решений. Это включает как совершенствование аппаратного обеспечения, так и создание специализированных платформ для разработки и внедрения таких систем. Ведущие технологические компании активно инвестируют в создание облачных сервисов и инструментов, упрощающих работу с гибридными системами.

Заключение

Гибридный подход к применению генеративных нейросетей в математическом и трехмерном моделировании представляет собой перспективное направление, позволяющее сочетать преимущества ИИ с традиционными методами, обеспечивая более высокую точность, надежность и контролируемость результатов. Этот подход не только открывает новые возможности для

автоматизации рутинных задач и ускорения процессов проектирования, но и позволяет решать более сложные и масштабные задачи, которые ранее были недоступны из-за вычислительных ограничений или сложности ручного моделирования.

Дальнейшее развитие этого подхода требует решения ряда технологических, методологических и социально-экономических задач. Ключевыми направлениями являются разработка новых методов обеспечения надежности и интерпретируемости результатов, развитие технологий автоматической адаптации моделей к изменяющимся условиям и требованиям, а также создание более эффективных методов интеграции экспертных знаний в процесс обучения и работы нейронных сетей. Важным аспектом является также развитие инфраструктуры для поддержки гибридных решений, включая совершенствование аппаратного обеспечения и создание специализированных платформ для разработки и внедрения таких систем.

Внедрение гибридных нейросетевых технологий оказывает существенное влияние на рынок труда, требуя от специалистов новых компетенций и навыков. Образовательные учреждения должны адаптировать свои программы, чтобы подготовить специалистов, способных эффективно работать с гибридными системами и критически оценивать результаты, полученные с помощью ИИ.

В целом, гибридный подход к применению генеративных нейросетей открывает новые перспективы для развития математического и трехмерного моделирования, позволяя создавать более сложные, точные и эффективные модели, которые могут быть использованы в различных отраслях промышленности и науки. Успешное внедрение этого подхода требует комплексного подхода, включающего технологические инновации, методологические разработки и социально-экономические преобразования.

Список литературы

1. Goodfellow I. J., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., Bengio Y. Generative Adversarial Networks. 2014. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
2. Ho J., Jain A., Abbeel P. Denoising Diffusion Probabilistic Models. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.11239> (дата обращения 29.03.2023)
3. Rodriguez M. Research: Quantifying GitHub Copilot's impact on code quality. *GitHub Blog*. 10.10.2023. URL: <https://github.blog/news-insights/research/research-quantifying-github-copilots-impact-on-code-quality/>
4. Karniadakis G. E., Kevrekidis I. G., Lu L., Perdikaris P., Wang S., Yang L. Physics-informed machine learning. *Nature Reviews Physics*. 2021. 3(6): 422-440.
5. Recent advances on machine learning for computational fluid dynamics: A survey / H. Wang, et al. 2024 arXiv preprint arXiv:2408.12171
6. TOP500 List - June 2025. URL: https://top500.org/lists/top500/list/2025/06/?utm_source=Securitylab.ru
7. Daigle K. Octoverse: The state of open source and rise of AI in 2023. *GitHub Blog*. 08.11.2023. URL: <https://github.blog/news-insights/research/the-state-of-open-source-and-ai/>
8. Isha Salian. World-Class: NVIDIA Research Builds AI Model to Populate Virtual Worlds With 3D Objects, Characters, 2022. *Blogs.nvidia*. URL: <https://blogs.nvidia.com/blog/3d-generative-ai-research-virtual-worlds/>
9. Bondareva N.A., Bondarev A.E., Andreev S.V., Ryzhova I.G. Development of a Methodology for the Application of Generative Neural Networks in Creating 3d Models. *Scientific Visualization*. 2025. 17.3: 25-34. DOI: 10.26583/sv.17.3.034.
10. KOMPAS-3 D Russian import-independent system of three-dimensional design. URL: <https://kompas.ru/> (date of access 29.04.2025).
11. T - FLEX CAD Russian engineering software for 3D design and development of design documentation. URL: <https://www.tflexcad.ru/> (date of access 04/29/2025)
12. Ellingrud K., Sanghvi S., Dandona G., Madgavkar A., Chui M., White O., Hasebe P. Generative AI and the future of work in America. 2023. URL: <https://www.mckinsey.com/mgi/our-research/generative-ai-and-the-future-of-work-in-america>