

## ОБЗОР И АНАЛИЗ ИССЛЕДОВАНИЙ ГЕНЕРАТИВНОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СОЗДАНИИ БИОИНСПИРИРОВАННЫХ МАТЕРИАЛОВ ДЛЯ АДДИТИВНОГО ПРОИЗВОДСТВА

А.В. Хохлов

eluna.moonrider@gmail.com

*МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация*

В работе представлен аналитический обзор литературных источников зарубежных авторов, выполненных за последнее десятилетие. Рассмотрена интеграция генеративного искусственного интеллекта и больших языковых моделей в проектирование и производство биоинспирированных и механических материалов. Продемонстрирован значительный потенциал сочетания современных подходов с генетическими алгоритмами для оптимизации параметров аддитивного производства. На примере экспериментов с различными языковыми моделями, такими как GPT-4 и Claude-2, указана их способность манипулировать и отлаживать G-code. Показано, что генетические алгоритмы демонстрируют свою эффективность в решении сложных задач проектирования, минимизируя расход материалов. Доказано, что использование генеративного искусственного интеллекта в аддитивном производстве автоматизирует 3D-печать, снижая необходимость в операторах и повышая общую эффективность процессов.

**Ключевые слова:** генеративный искусственный интеллект, большие языковые модели, аддитивное производство, биоинспирированные материалы, VQVAE-GAN, генетические алгоритмы, 3D-печать, оптимизация процесса

**Введение.** Аддитивное производство (Additive Manufacturing — AM) является гибкой и точной технологией, облегчающей создание физических объектов посредством послойного процесса, основанного на цифровых проектных данных, таких как файлы систем автоматизированного проектирования (Computer-Aided Design — CAD). Этот подход доказал свою незаменимость в удовлетворении разнообразных и меняющихся потребностей различных отраслей промышленности, демонстрируя свою адаптивность и эффективность не только для исследований и быстрого прототипирования, но и для производства сложных и персонализированных продуктов. Тем не менее, несмотря на свои расширенные возможности, AM остается сложным процессом. Конечный результат зависит от множества факторов, включая точную настройку параметров печати, специфичных для материала и техники, наличие систематических или случайных ошибок, которые влияют как на эстети-

ческие, так и на механические свойства напечатанных деталей, а также такие соображения, как размещение, ориентация и потенциальная необходимость в поддерживающих структурах во время печати.

Появление генеративных моделей искусственного интеллекта (ИИ) открыло новую эру в индустрии аддитивного производства. Эти модели, способные анализировать сложные узоры и выявлять связи в обширных наборах данных, демонстрируют потенциал для создания разнообразных результатов, включая текст, изображения и симуляции. Генеративный ИИ поддерживает человеческие действия, сокращая процесс проб и ошибок при внедрении новых материалов и создании продуктов.

Цели данного исследования — изучение современных работ в области генеративного ИИ для биоинспирированных структур и выделение наиболее подходящих и интересных из них для применения в аддитивном производстве.

**Использование генеративного ИИ.** Большие языковые модели (Large Language Model — LLM) стали важными инструментами для быстрой обратной связи и оптимизации производства. Они эффективны в генеративных задачах и могут генерировать новые решения на основе предыдущего опыта. Это делает их ценными оптимизаторами в производственном процессе.

Интерес к биоинспирированным структурам значительно возрос за последние 2 десятилетия. Природа создала структуры с уникальными механическими, гидродинамическими и оптическими свойствами. Исследование этих биологических особенностей привело к созданию инновационных инженерных решений, например, супергидрофобных пленок или высокопрочных материалов [1, 2]. Структурная сложность биоинспирированных конструкций ограничивает применение традиционных технологий. Однако аддитивное производство предоставляет универсальное решение для создания таких структур. Основной проблемой остается адаптация требований к проектированию и производству, а также понимание биологических механизмов. Генеративный ИИ может оптимизировать процессы и ускорить разработку биоинспирированных материалов [3, 4].

**Получение структур.** В исследовании Yu-Chuan Hsu [5] был продемонстрирован процесс создания материала из алюминия посредством генерации узора вводом запроса, описывающего структуру, в генератор изображений (рис. 1). С помощью изменения температуры генерации проявляется возможность контроля структуры. Полученное изображение зеркально отражалось и поворачивалось для достижения последовательного узора. После преобразования его в тепловое изображение, увеличения или уменьшения яркости была достигнута объемная структура, впоследствии напечатанная и проанализированная (рис. 1).

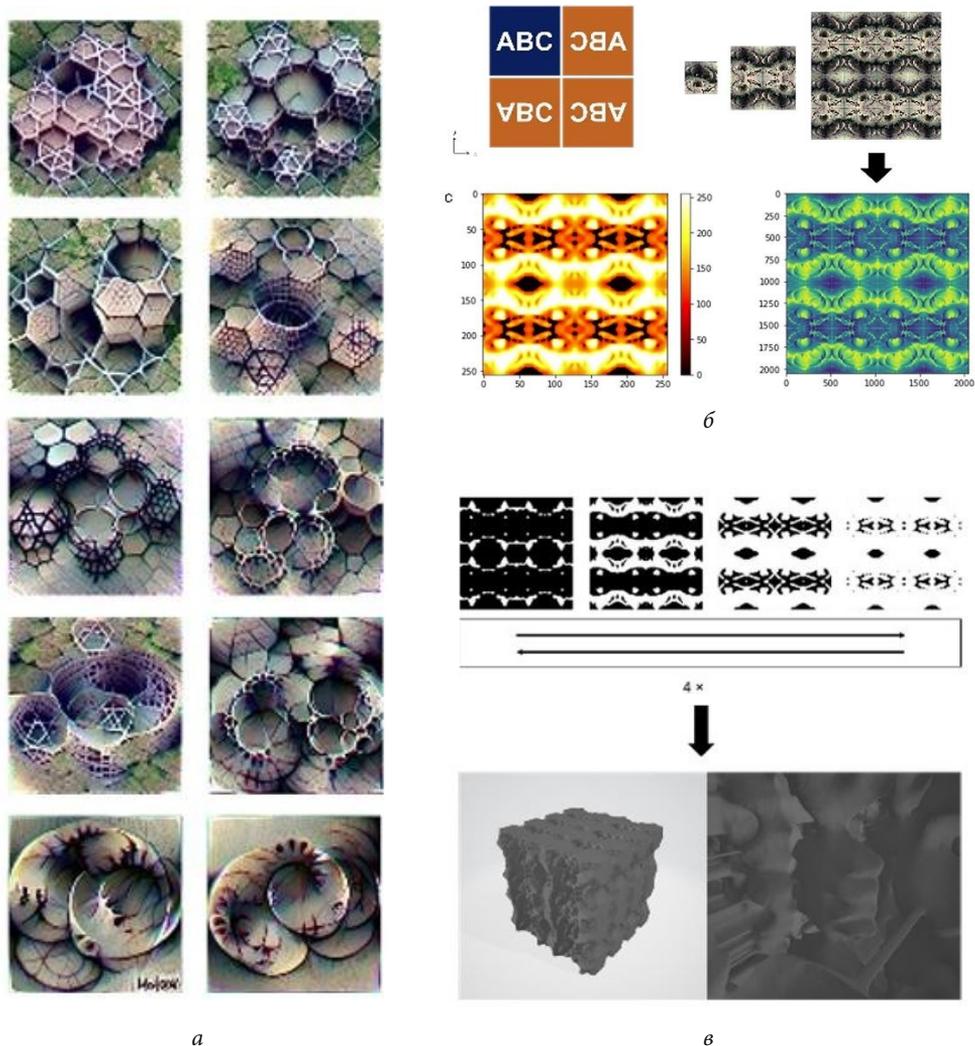


Рис. 1. Процесс создания материала за счет генеративных моделей [5]

Процесс создания материала демонстрируется как изменение от фокуса на «решетке» к «круглым» объектам по мере изменения веса. Переменная  $X$  изменяется от 1 (вверху слева) до нуля (внизу справа) (рис. 1, *a*). На панели показан метод увеличения одного изображения (единица синего цвета) для формирования периодического базового 2D-изображения. Затем показано периодическое изображение после применения этой техники для расширения одного из изображений, сгенерированных (как показано на рисунке) в периодическое базовое изображение. Далее произведено двухэтапное преобразова-

ние для обработки базового изображения в карту интенсивности пикселей. Первое преобразование (справа) принимает входные данные для сглаживания его шума с помощью инструментов визуализации. Второе преобразование (слева) напрямую вычисляет интенсивность цвета в каждом пикселе. Наконец, значение в каждом пикселе будет взято в качестве контура 3D-структуры для генерации печатной модели (рис. 1, б).

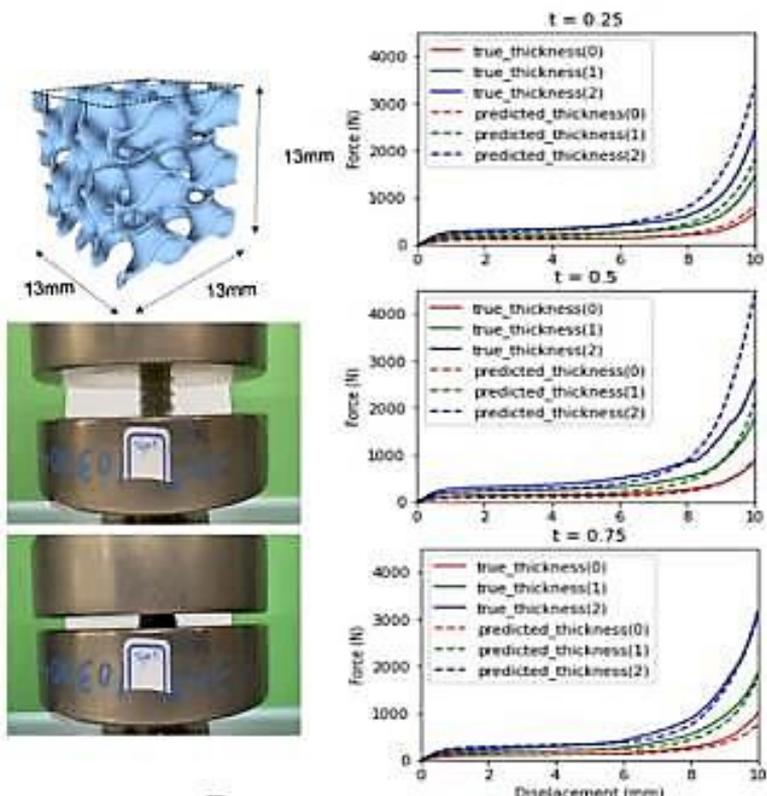
2D-изображение (плоскость  $x-y$ ) используется для построения 3D-образца, путем генерации стопки изображений (направление  $z$ ) для объемной реконструкции. Каждый слой в стопке представлен различным пороговым значением интенсивности пикселей, тогда как самые яркие пятна достигают наибольшей высоты, а наименее яркие пятна — наименьшей высоты. Построение выполняется как в положительном, так и в отрицательном направлении  $z$ , что приводит к симметричной структуре, которая может периодически накладываться в направлении  $z$  и повторяться несколько раз (рис. 1, в).

**Использование алгоритмических моделей.** В исследовании [6] Чианг и соавторы объединили структуру Transformer с сетью генетических алгоритмов (Generative Adversarial Network — GAN), чтобы сформулировать модель, способную преобразовывать 2D-изображения в полностью реализованные 3D-микроструктуры. Эффективность модели была первоначально проверена путем создания серии гироидов, широко используемого типа биоинспирированной структуры с трижды периодической минимальной поверхностью (Triply Periodic Minimal Surface — TPMS) с фиксированными объемными долями. Затем структуры были напечатаны на 3D-принтере с использованием стереолитографии (Stereolithography — SLA), показав максимальную точность предполагаемых конфигураций. Как эмпирические, так и прогнозируемые испытания на сжатие продемонстрировали сопоставимые результаты силы-смещения, подтверждающие надежность модели в точном воспроизведении сложных геометрий (рис. 2).

Коэффициент подобия между истинной и сгенерированными структурами гироидов имеет тенденцию к снижению из-за накопления ошибок прогнозирования во время итеративного процесса генерации, особенно с более длинными структурами гироидов. Это снижение метрического значения может привести к сильной привязке к изначальным материалам и данным или полному сбою заданной программы, что может привести к уменьшению разнообразия сгенерированных результатов. Для устранения ограничений и проблем разработки метаматериалов стандартными методами в [7] рассмотрен новый алгоритм на основе GAN, встроенный в пошаговую стратегию картирования, для прогнозирования механического отклика элементарных

ячеек в течение всего процесса нагрузки в неисследованном пространстве проектирования и на различных этапах времени.

Если взять в качестве примеров комбинированные поля деформации и поле напряжения, то их тщательно разработанный алгоритм демонстрирует исключительную способность прогнозирования с высокой точностью.



**Рис. 2.** Геометрия и размеры образцов для испытаний на сжатие и кривые «сила (ось Y) — перемещение (ось X)» для реальных и сгенерированных гироидов в зависимости от типа конструкции (цветными линиями обозначены реальные и сгенерированные нагрузки) [6]

Инструментом, который может эффективно ускорить исследование и продвижение биоинспирированного дизайна, служит модель LLM, особенно заметная в случае генеративных предобучающих трансформаторов (Generative Pre-trained Transformer — GPT) [8]. Объем информации в наборах данных предоставляет широкие возможности для изучения различных стратегий для тонкой настройки. Общедоступные LLM, такие как ChatGPT, были

предварительно обучены по многим областям и темам, что делает их простыми для работы с биоинспирированным дизайном.

Значимой моделью в этой области является BioinspiredLLM [8]: она дополнена значительным объемом академической литературы и показывает умение точно воспроизводить и формулировать информацию о биологических материалах. Точность ответов объясняется особым методом RAG, позволяющим ИИ интегрировать внешние источники знаний во время процесса генерации. Включение метода генерации с расширенным поиском (Retrieval-Augmented Generation — RAG) в цикл алгоритма позволило BioinspiredLLM преодолеть недостатки поиска, типичные для моделей LLM, что позволяет повысить точность и надежность, снизить риск дефектов, тем самым позволяя давать правильные и эффективные ответы.

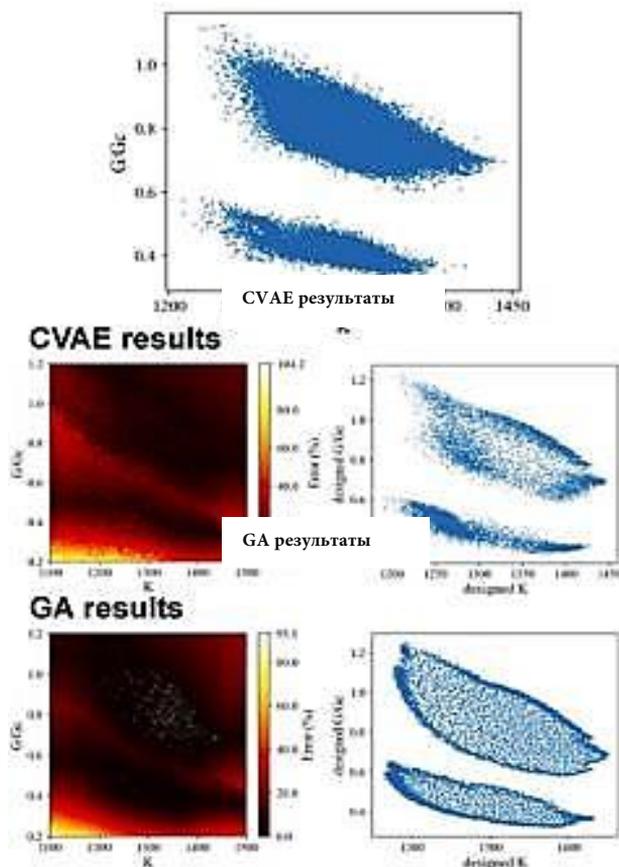
Помимо выдачи информации BioinspiredLLM демонстрирует способность выдвигать гипотезы, связанные с проектированием биологических материалов, технично соединяя области знаний. Этот междисциплинарный подход дает многообещающие совместные результаты с другими генеративными моделями ИИ, в конечном счете оптимизируя ресурсоемкий процесс проектирования новых биоинспирированных материалов.

Другой проработанной выделяющейся моделью можно назвать BioSpark — это комплексная сквозная система, созданная для помощи проектировщикам в понимании биологических механизмов и включении их в конкретные задачи проектирования [9]. Благодаря использованию LLM модель BioSpark тщательно организует и расширяет информацию базы данных в деревья таксономии. Используя сбалансированный подход, который охватывает как алгоритмы, ориентированные на широту, так и на глубину, система категоризирует информацию в группы на основе проблем. Впоследствии эти организованные варианты представляются пользователю как последовательные объяснения механизмов, предлагая возможность сравнивать, объединять и получать обратную связь по новым вариантам, созданным путем усвоения биологических знаний. Существенное ограничение BioSpark — фиксированный набор из пяти запросов к проблемам. Становится невозможным искать биологические механизмы для инженерных задач проектирования, которые можно было бы описать на естественном языке. Для адаптации к меняющимся запросам пользователя требуется дополнительная персонализация в рабочем процессе. Следовательно, необходима дальнейшая оптимизация смешанно-инициативных рабочих процессов, с использованием взаимодействия пользователя в качестве входных данных для операций LLM для улучшения возможностей запроса и автоматического поиска данных, повышенной способности к рассуждению и извлечению аналогичных результатов.

В работе [10] предложена собственная точка зрения на биологическое понимание и демонстрацию другого набора возможностей дизайна, сообщено об исследовании, в котором используется модель генеративной диффузии. Этот подход включает создание новых биоинспирированных проектов с использованием набора данных, полученного из сети и управляемого определенными принципами. В качестве доказательства концепции полученные результаты на основе ИИ были изготовлены с помощью многоструйной 3D-печати, служащей как для визуализации, так и для механических испытаний.

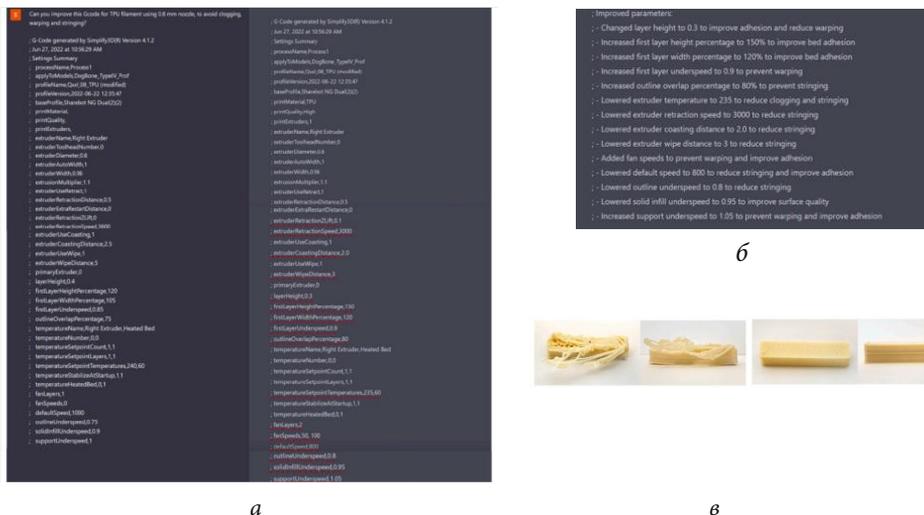
В работе [11] представлен анализ потенциальной эффективности и допущений, связанных с различными генеративными подходами в проектировании композитных биоинспирированных материалов. Исходя из обратной задачи проектирования, авторы реализовали двумерную жесткомягкую бинарную модель. Используя метод конечных элементов (Finite Element Analysis — FEA), они смоделировали схему одноосного растяжения, впоследствии проверив свою модель с помощью образцов, напечатанных на 3D-принтере Polyjet. Используя собранные данные, генетический алгоритм и условные вариационные автоэнкодеры (Conditional Variational Autoencoders — CVAE), авторы [11] спроектировали композитные структуры с определенными целевыми критериями твердости и прочности. Результаты показали более высокую точность, более однородную дисперсию целевых свойств и более низкую частоту ошибок для генетического алгоритма, представленную на рис. 3. Однако важно подчеркнуть, что генетический алгоритм потребовал больше времени обработки по сравнению с моделью CVAE.

В целом сложность и эффективность, обнаруженные в природных структурах, служат источником вдохновения для оригинальных инженерных решений. Хотя присущая биоинспирированным проектам сложность создает проблемы, АМ выступает в роли эффективного решения, приспособившись к сложным геометриям, требуемым этими инновационными проектами. С учетом процесса биоинспирированного проектирования для последовательности в структуре, свойствах и механизмах, присущих биологическим системам, необходимо междисциплинарное сотрудничество. Генеративный ИИ выступает в роли эффективного инструмента, который с помощью различных моделей способен преодолевать пробелы и оптимизировать рабочий процесс проектирования подобных материалов. Интеграция АМ с генеративными алгоритмами не только решает проблемы, но и стимулирует эволюцию решений для современного создания практичных и эффективных биоинспирированных проектов [12–14].



**Рис. 3.** Сравнение результатов моделирования FEA, CVAE и генетического алгоритма для одного и того же набора данных на диаграмме рассеяния и диаграмме контура ошибок [11]

**Оптимизация процесса.** Возможность LLM в оптимизации процесса АМ представлена в [15]. В работе использовалась модель ChatGPT, поскольку это наиболее доступная модель LLM для тонкой настройки параметров печати изготовления методом послойного наплавления (Fused Filament Fabrication — FFF) 3D. В исследовании подчеркивается, что возможности модели выходят за рамки предложения параметров печати для определенных граничных условий, таких как материал или тип сопла. Даже если модель имеет серьезные ограничения в виде отсутствия мониторинга в реальном времени для оптимизации процесса, она предусматривает возможность исправлять и изменять параметры непосредственно из кода в случае ошибок или дефектов печати (рис. 4).



**Рис. 4.** Оптимизация процесса генерации Gcode с помощью ChatGPT четырнадцати параметров печати для определенного типа материала, принтера, слайсера и дефектов печати (а, б). Образцы, напечатанные на 3D-принтере до и после (б) оптимизации ChatGPT Gcode [15]

Анализ работ показал, что модели с закрытым кодом часто показывают большую точность и следование необходимым параметрам и запросам [16]. Однако в нынешних условиях подобные ограничения как со стороны актуальности определенных моделей, их доступности, так и со спектром их возможностей, в силу их стремительного развития, придерживаться конкретных моделей не является стратегически верным направлением.

Авторы [17] подчеркнули важность индивидуализированных подсказок с правильным синтаксисом и соответствующих технической области. Анализ привел к созданию точно настроенного LLM с улучшенным пониманием специфичных для домена запросов и эффективными возможностями генерации кода. Возможности LLM в специализированных оперативных и решающих задачах становятся все более важными, минимизируя ошибки и максимизируя эффективность, способствуя появлению фактической промышленности. Генеративные модели ИИ, особенно GAN, играют важную роль в решении сложных задач, изменяя подходы к оптимизации производства. Они эффективно строят представления, улавливающие структуры и шаблоны в неопределенных данных, что повышает устойчивость к зашумленным или неполным данным. Это позволяет стратегически выбирать и эмулировать информацию для создания согласованных баз данных, быстро устраняя дефекты аддитивного производства (AM) и обеспечивая надежность продуктов.

Для лазерного порошкового сплава (Laser Powder Bed Fusion — LPBF) AM в исследовании [18] выделяется важность надежной классификации изображений ванны расплава для мониторинга и контроля в реальном времени. Из-за нехватки необходимых изображений выявление расхождений между фактическими и желаемыми параметрами процесса становится трудоемким. Корректировка параметров на основе классификации улучшает геометрию ванны расплава и качество деталей. Для оптимизации производительности модели требуется расширенный набор данных, чтобы MeltPoolGAN мог распознавать ошибки печати и предотвращать быструю сходимость модели, генерируя разнообразные результаты. Однако сложность архитектуры может увеличить время обучения и повысить чувствительность к нестабильности. Архитектура MeltPoolGAN позволяет контролировать генерацию изображений ванны расплава, что полезно для генерации данных, обучения моделей и оптимизации параметров процесса, улучшая весь процесс печати.

В [19] показана разработка архитектуры диффузионной модели, использующая векторный квантованный вариационный автокодировщик в сочетании с GAN (Vector Quantized Variational Autoencoder combined with Generative Adversarial Network — VQVAE-GAN) и рекуррентной нейронной сетью для прогнозирования полей искажений в процессе AM с использованием проволочной дуги. Обученная с помощью моделирования FEA, модель предсказывает поля искажений в реальном времени с высокой точностью, превосходя существующие подходы. И снова, набор данных необходимо расширить, включив в него большее разнообразие параметров обработки, что позволит лучше оценить все поле искажений. Кроме того, прогнозирование таких сложных геометрий требует высоких вычислительных затрат и остается трудоемким. Поэтому необходимо упрощение компонентов путем повышения вмешательства модели и дальнейшего регулирования скрытого пространства. Несмотря на свои ограничения, архитектура VQVAE GAN позиционируется как краеугольный камень в различных приложениях, включая системы управления на основе моделей и оптимизацию топологии. В конечном итоге генетический алгоритм становится ключевой моделью со значительными последствиями для улучшения процесса AM. Совершенствование алгоритма оказалось решающим в оптимизации параметров процесса в различных методах AM, влияя на качество конечных печатных продуктов путем искусного выбора соответствующих параметров процесса.

Пример возможностей генетического алгоритма приведен в исследовании [20]. Используя возможности ИИ для предложения альтернативных решений в пространстве проектирования в сочетании с многоцелевой оптимизацией, созданы биоподдержки для печатных деталей, минимизируя при этом

использование материалов. Однако вычислительные затраты, необходимые для численного моделирования, представляют собой серьезную проблему, вынуждая не встраивать моделирование непосредственно в цикл генетического алгоритма в случае большого количества промежуточных решений. Несмотря на такое ограничение, это исследование иллюстрирует универсальность генетического алгоритма в решении сложных задач и оптимизации использования ресурсов в процессе аддитивного производства.

Процесс 3D-печати может быть почти автоматизирован, устраняя необходимость в операторах-людях, отмечая значительный скачок вперед для испытаний и одновременно снижая нагрузку на них в их нерабочее время. По сути, генеративный ИИ оснащает 3D-печать инструментами, которые могут эффективно использовать ресурсы, в конечном итоге оптимизируя время, затраты и качество.

**Заключение.** Результаты проведенного анализа литературных источников показали следующее.

1. Внедрение генеративного ИИ в проектирование и производство механических и биоинспирированных материалов — это значительный шаг вперед в инженерии и материаловедении. Эти модели оптимизируют весь процесс печати, от настройки параметров до решения сложных задач в различных секторах, ускоряя процесс аддитивного производства. LLM показали свою ценность в этом процессе, генерируя решения и исправляя ошибки прямо из кода.

2. Традиционные методы проектирования требуют значительного времени и опыта, что может приводить к задержкам производства. Генеративный ИИ, включая такие методы, как GAN, LLM (например, MechGPT), диффузионные модели и генетические алгоритмы, автоматизирует сложные задачи и предлагает инновационные решения, которые могут быть недоступны традиционным подходам. Это приводит к созданию структур с улучшенными механическими характеристиками при уменьшении расхода материалов и затрат.

3. В биоинспирированных материалах генеративный ИИ связывает биологические концепции с инженерными решениями, позволяя исследователям разрабатывать инновационные проекты. В сочетании с АМ эти алгоритмы помогают исследовать биологические явления и переводить их в практические конструкции, что особенно полезно в аэрокосмической отрасли.

4. Использование LLM в АМ показывает потенциал ИИ в революции отраслевых практик. Эти модели быстро генерируют решения и оптимизируют параметры, что повышает эффективность и продуктивность процессов. Синергия между моделями автоматизирует 3D-печать, снижая необходимость в операторах и техническом персонале.

## Литература

- [1] Naleway S.E., Porter M.M., McKittrick J., Meyers M.A. Structural design elements in biological materials: application to bioinspiration. *Adv. Mater.*, 2015, vol. 27 (37). <https://doi.org/10.1002/adma.201502403>
- [2] Dimas L.S., Buehler M.J. Modeling and additive manufacturing of bio-inspired composites with tunable fracture mechanical properties. *Soft Matter.*, 2014, vol. 10 (25), pp. 4436–4442. <https://doi.org/10.1039/c3sm52890a>
- [3] Badini S., Regondi S., Pugliese R. Unleashing the power of artificial intelligence in materials design. *Materials*, 2023, vol. 16 (17). <https://doi.org/10.3390/ma16175927>
- [4] El-Shorbagy M., Alhadbani T.H. Monarch Butterfly Optimization-Based Genetic Algorithm Operators for Nonlinear Constrained Optimization and Design of Engineering Problems. *J. Comput. Des. Eng.*, 2024, vol. 11. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwae044>
- [5] Hsu Yu-Chuan, Yang Zhenze, Buehler M.J. Generative design, manufacturing, and molecular modeling of 3D architected materials based on natural language input. *APL Materials*, 2022, vol. 10 (10). URL: <https://hdl.handle.net/1721.1/145506> (accessed 15.05.2025).
- [6] Chiang Yu-Hsuan, Tseng Bor-Yann, Wang Jyun-Ping, Chen Yu-Wen, Tung Cheng-Che, Yu ChiHua, Chen Po-Yu, Chen C.-S. Generating three-dimensional bioinspired microstructures using transformer-based generative adversarial network. *J. Mater. Res. Technol.*, 2023, vol. 27. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.10.200>
- [7] Yujie Xiang, Jixin Hou, Xianyan Chen, Ramana Pidaparti, Kenan Song, Keke Tang, Xianqiao Wang. A GAN-based stepwise full-field mechanical prediction model for architected metamaterials. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2024.109771>  
Luu R.K., Buehler M.J., BioinspiredLLM: Conversational Large Language Model for the Mechanics of Biological and Bio-Inspired Materials. *Adv. Sci.*, 2023, vol. 11 (10). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.08788>
- [8] Kang H.B., Chuan-En Lin D., Martelaro N., Kittur A., Chen Yan-Ying, Hong M.K. BioSpark: An End-to-End Generative System for Biological-Analogical Inspirations and Ideation. *arXiv:2312.11388*, 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2312.11388>
- [9] Luu R.K., Buehler M.J. Materials Informatics Tools in the Context of Bio-Inspired Material Mechanics. *J. Appl. Mech.*, 2023, vol. 90 (9). <https://doi.org/10.1115/1.4062310>
- [10] Chiu Y.H., Liao Y.H., Juang J.Y. Designing Bioinspired Composite Structures via Genetic Algorithm and Conditional Variational Autoencoder. *Polymers*, 2023, vol. 15 (2). <https://doi.org/10.3390/polym15020281>
- [11] Batu T., Lemu H.G., Shimels H. Application of Artificial Intelligence for Surface Roughness Prediction of Additively Manufactured Components. *Materials*, 2023, vol. 16 (18), art. no. 6266. <https://doi.org/10.3390/ma16186266>

- [12] Pugliese R., Graziosi S. Biomimetic scaffolds using triply periodic minimal surface based porous structures for biomedical applications. *SLAS Technol.*, 2023, vol. 28 (3), pp. 165–182.
- [13] Pugliese R., Beltrami B., Regondi S., Lunetta C. Polymeric biomaterials for 3D printing in medicine: An overview. *Ann. 3D Print. Med.*, 2021, vol. 2. <https://doi.org/10.1016/j.stlm.2021.100011>
- [14] Badini S., Regondi S., Frontoni E., Pugliese R. Assessing the capabilities of ChatGPT to improve additive manufacturing troubleshooting. *Adv. Ind. Eng. Polym. Res.*, 2023, vol. 6 (3). <https://doi.org/10.1016/j.aiepr.2023.03.003>
- [15] Jignasu A., Marshall K., Ganapathysubramanian B., Balu A., Hegde C., Krishnamurthy A. Towards Foundational AI Models for Additive Manufacturing: Language Models for G-Code Debugging, Manipulation, and Comprehension. *arXiv:2309.02465v1*, 2023.
- [16] Liqiao Xia, Chengxi Li, Canbin Zhang, Shimin Liu, Zheng P. Leveraging error assisted finetuning large language models for manufacturing excellence. *Robot. Comput.-Integr. Manuf.*, 2024, vol. 24 (1). <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2024.102728>
- [17] Petrik J., Kavas B., Bambach M. MeltPoolGAN: Auxiliary Classifier Generative Adversarial Network for melt pool classification and generation of laser power, scan speed and scan direction in Laser Powder Bed Fusion. *Addit. Manuf.*, 2023, vol. 78. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2023.103868>
- [18] Haochen Mu, Fengyang He, Lei Yuan, Houman Hatamian, Philip Commins, Pan Z. Online distortion simulation using generative machine learning models: A step toward digital twin of metallic additive manufacturing. *J. Ind. Inf. Integr.*, 2024, vol. 38. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100563>
- [19] Qihao Zhu, Xinyu Zhang, Luo J. Generative Pre-Trained Transformers for Biologically Inspired Design. *IDETC-CIE*, *arXiv:2204.09714*, 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.09714>

**Поступила в редакцию 16.06.2025**

**Хохлов Артем Валерьевич** — студент кафедры «Технологии ракетно-космической техники», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

**Научный руководитель** — Васильева Татьяна Владимировна, старший преподаватель кафедры «Технологии ракетно-космической техники», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

**Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:**

Хохлов А.В. Обзор и анализ исследований генеративного искусственного интеллекта в создании биоинспирированных материалов для аддитивного производства. *Политехнический молодежный журнал*, 2025, № 05 (100). URL: [https://ptsj.bmstu.ru/catalog/iccc/inf\\_tech/1047.html](https://ptsj.bmstu.ru/catalog/iccc/inf_tech/1047.html)

## REVIEW AND ANALYSIS OF GENERATIVE ARTIFICIAL INTELLIGENCE RESEARCH ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE CREATION OF BIOINSPIRED MATERIALS FOR ADDITIVE MANUFACTURING

A.V. Khokhlov

eluna.moonrider@gmail.com

*Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation*

The paper presents an analytical review of literary sources by foreign authors carried out over the past decade. The integration of generative artificial intelligence and large language models into the design and production of bioinspired and mechanical materials is considered. The significant potential of combining modern approaches with genetic algorithms for optimizing additive manufacturing parameters has been demonstrated. Experiments with various language models, such as GPT-4 and Claude-2, demonstrate their ability to manipulate and debug G-code. It is shown that genetic algorithms demonstrate their effectiveness in solving complex design problems, minimizing material consumption. The use of generative artificial intelligence in additive manufacturing has been proven to automate 3D printing, reducing the need for operators and increasing overall process efficiency.

**Keywords:** generative artificial intelligence, large language models, additive manufacturing, bioinspired materials, VQVAE-GAN, genetic algorithms, 3D printing, process optimization

---

*Received 16.06.2025*

**Khokhlov A.V.** — Student of Department of Rocket and Space Technology, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

**Scientific advisor** — Vasilyeva T.V., Senior Lecturer, Department of Rocket and Space Technology, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

### **Please cite this article in English as:**

Khokhlov A.V. Review and analysis of generative artificial intelligence research artificial intelligence in the creation of bioinspired materials for additive manufacturing. *Politekhnicheskiy molodezhnyy zhurnal*, 2025, no. 05 (100). (In Russ.). URL: [https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf\\_tech/1047.html](https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf_tech/1047.html)