

УДК 004.896

Обзор и анализ исследований генеративного искусственного интеллекта в создании биоинспирированных материалов для аддитивного производства

Хохлов Артем Валерьевич

eluna.moonrider@gmail.com

Васильева Татьяна Владимировна

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Аннотация. 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 эстетические, 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 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. Обычные методы проектирования занимают долгий период времени, ограничены сложностью формы. Нужно создавать уникальные, повторяемые структуры (примеры: крыло, решетки, мембраны). 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).

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 преобразование 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).

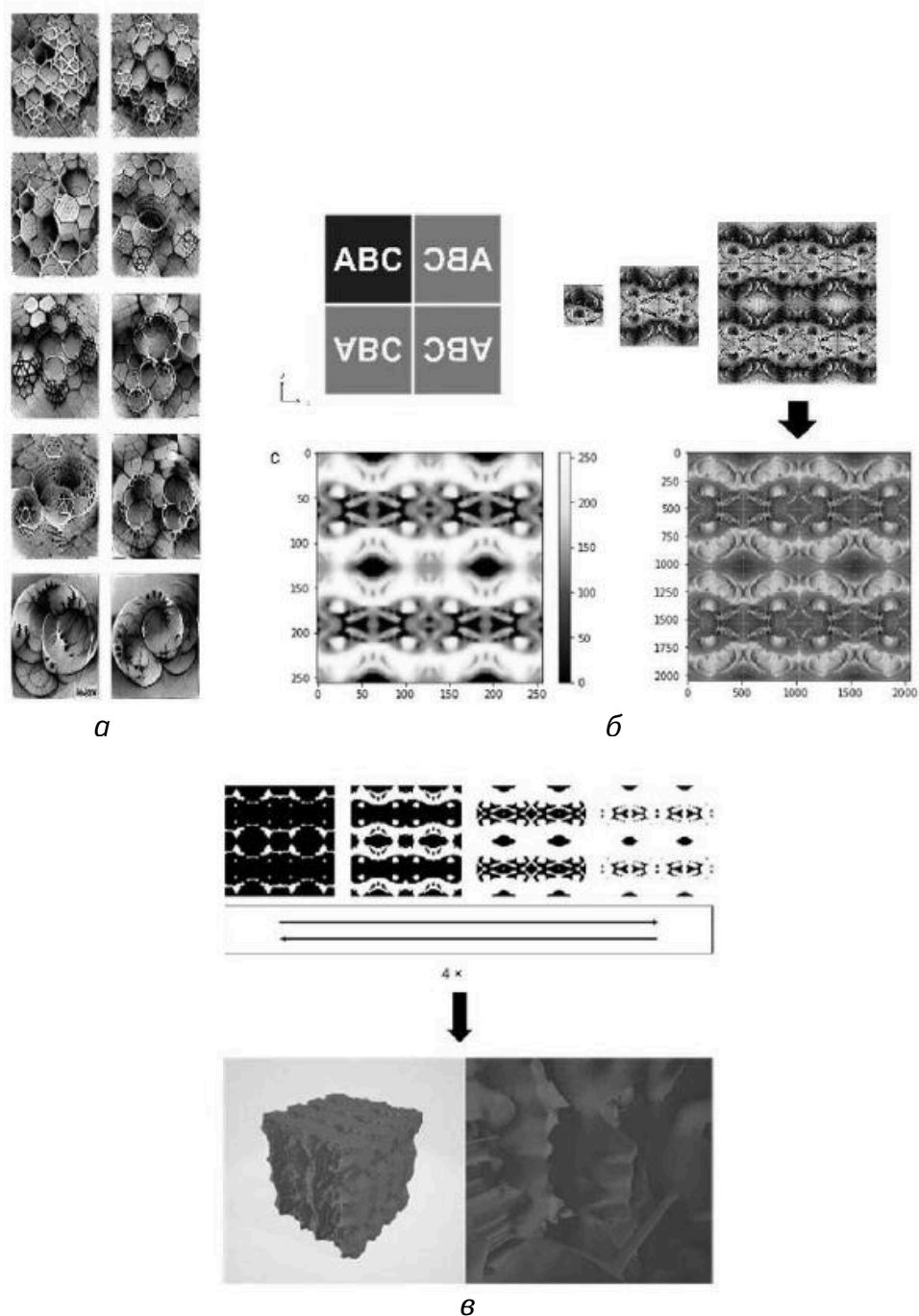


Рис. 1. Процесс создания материала за счет генеративных моделей [5]

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. Объединяя структуру Transformer с Сетью генетических алгоритмов (Generative Adversarial Network — GAN), можно сформулировать модель, способную преобразовывать 2D-изображения в полностью реализованные 3D микроструктуры [6].

Эффективность модели была первоначально проверена путем создания серии гироидов, широко используемого типа биоинспирированной структуры с трижды периодической минимальной поверхностью (TPMS) с фиксированными объемными долями. Затем структуры были напечатаны на 3D принтере с использованием стереолитографии (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.

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.

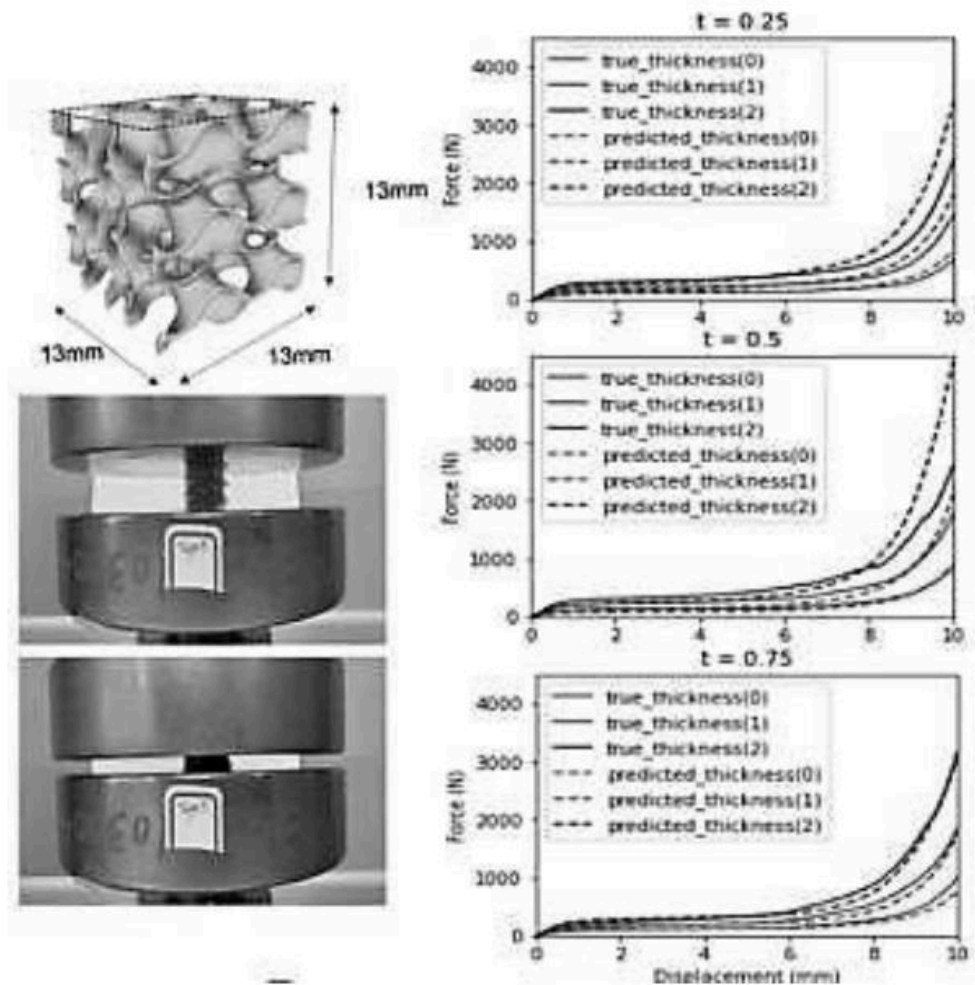


Рис. 2. Геометрия и размеры образцов для испытаний на сжатие и кривые «сила (ось Y) — перемещение (ось X)» для реальных и сгенерированных гироидов в зависимости от типа конструкции (цветными линиями обозначены реальные и сгенерированные нагрузки) [6]

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 мо-

делями 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 ча-

стоту ошибок для генетического алгоритма, представленную на рис. 3. Однако важно подчеркнуть, что генетический алгоритм потребовал больше времени обработки по сравнению с моделью CVAE.

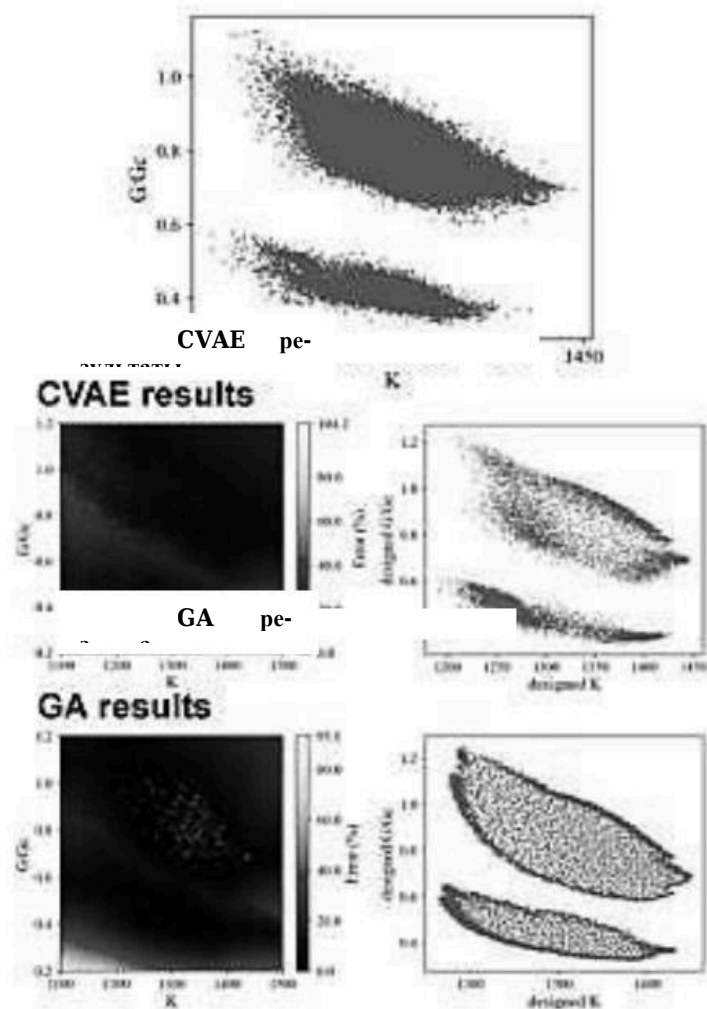


Рис. 3. Сравнение результатов моделирования FEA, CVAE и генетического алгоритма для одного и того же набора данных на диаграмме рассеяния и диаграмме контура ошибок [11]

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, приспосабливаясь 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].

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).

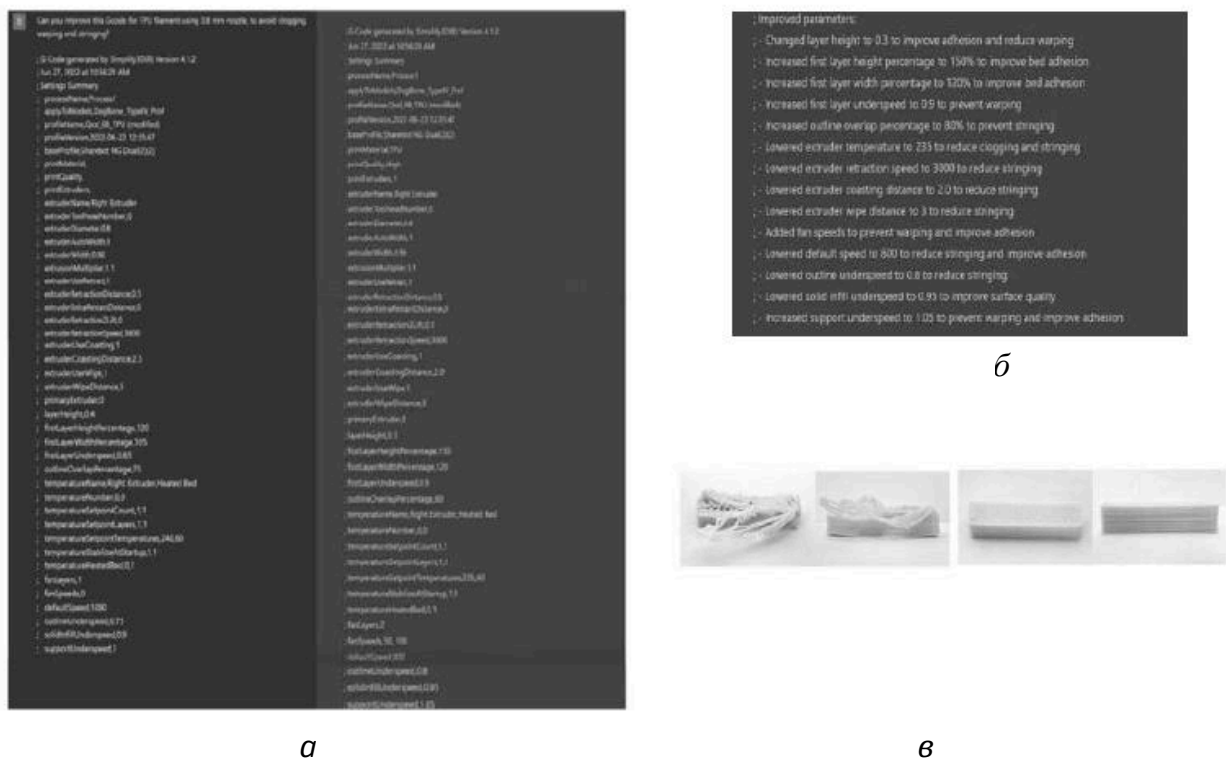


Рис. 4. Оптимизация процесса генерации Gcode с помощью ChatGPT четырнадцати параметров печати для определенного типа материала, принтера, слайсера и дефектов печати (а, б); образцы, напечатанные на 3D-принтере до и после (в) оптимизации ChatGPT Gcode [15]

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 акту-

альности определенных моделей, их доступности, так и со спектром их возможностей, в силу их стремительного развития, придерживаться конкретных моделей не является стратегически верным направлением.

В [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. Это позволяет стратегически выбирать и эмулировать информацию для создания согласованных баз данных, быстро устраняя дефекты аддитивного производства (АМ) и обеспечивая надежность продуктов.

Пример возможностей генетического алгоритма приведен в исследовании [18]. 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 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:

Интеграция ИИ позволяет оптимизировать параметры печати, улучшить прогнозирование дефектов и обеспечить стабильно высокое качество продукции. Это особенно актуально для аэрокосмической и автомобильной отраслей, где точность и надежность имеют решающее значение.

Традиционные методы проектирования требуют значительного времени, опыта, задержкам производства. Генеративный ИИ, включая такие методы, как GAN, LLM (например, MechGPT), диффузионные модели и генетические алгоритмы, автоматизирует сложные задачи и предоставляют инновационные решения, что недоступно с традиционными подходами. Это приводит к со-

зданию структур с улучшенными механическими характеристиками при уменьшении расхода материалов и затрат.

Все текущие результаты исследований и состояние современных тенденций в развитии машинного обучения и необходимости адаптации аэрокосмического и автомобильного производств демонстрирует высокий потенциал для дальнейшего исследования, развития и разработки технологий АМ и создания инновационных производственных решений.

Все это может привести к созданию новых производственных методик, которые не только улучшат текущие процессы, но и позволят разработать новые продукты и технологии.

Это подчеркивает важность адаптации и внедрения современных ИИ-технологий в производственные процессы для достижения устойчивого промышленного роста и инноваций.

Список источников

- [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>
- [8] 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>
- [9] 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>

- [10] 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>
- [11] 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>
- [12] 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>
- [13] 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.
- [14] 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>
- [15] 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>
- [16] 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.
- [17] 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>
- [18] 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>