

## АНАЛИЗ АКТУАЛЬНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ ПРИМЕНЕНИЯ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЦЕССОВ В АДДИТИВНОМ ПРОИЗВОДСТВЕ

А.В. Хохлов

eluna.moonrider@gmail.com

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

Исследовано применение машинного обучения и объяснимого искусственного интеллекта в различных процессах аддитивного производства, таких как фотополимеризация в ванне, сплавление порошка, струйная обработка связующего, струйная печать материалов, направленное энергетическое осаждение и экструзия материалов. Показано, что применение гибридных алгоритмов и моделей, таких как сверточные нейронные сети и байесовская оптимизация, позволяет улучшить механические характеристики и стабильность микроструктурных свойств. В рассматриваемых материалах продемонстрирован потенциал применения искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения для повышения эффективности и надежности производственных процессов, что подчеркивает его значимость для инноваций в таких отраслях, как аэрокосмическая, биомедицинская и автомобильная промышленность.

**Ключевые слова:** аддитивное производство, машинное обучение, оптимизация параметров, фотополимеризация в ванне, сплавление порошка, экструзия материалов, прогнозирование дефектов, качество продукции

**Введение.** Технологии аддитивного производства (Additive Manufacturing, AM) — это процесс изготовления деталей, основанный на создании физического объекта по электронной модели путем добавления материала. Современные технологии AM подразделяют на семь основных категорий: фотополимеризация в ванне, струйная подача связующего, спекание порошка, струйная подача материала, направленное энергетическое осаждение, экструзия материала и ламинирование листа. Эти категории сосредоточены на одношаговых процессах, в то время как системы, объединяющие две или более технологии AM, применяются в многошаговых производственных процессах.

Каждый процесс AM обладает наборами качеств и факторов, сдерживающих полные способности каждой технологии AM. Внедрение искусственного интеллекта (ИИ) в данные процессы способно значительно повлиять как на развитие существующих методов производства, так и на появление новых направлений AM, учитывающих полную интеграцию и синергию с ИИ, а также способствует применению специалистами машинного обучения при

решении производственных задач, благоприятствуя мягкой интеграции для оптимизации последующего их развития.

Цель данной работы — анализ актуальных исследований и работ, показывающих применение ИИ в области аддитивного производства для внедрения и синергии их в сферы аэрокосмического и автомобильного производств.

Рассмотрим различные методы применения ИИ в процессах АМ.

**Фотополимеризация в ванне (Vat Photopolymerization, VPP).** Это одна из первых технологий аддитивного производства (АМ), известная своими уникальными процессами нанесения, отверждения и исходным состоянием материала. С 1990-х годов достижения в области фотополимеризации позволили значительно увеличить скорость производства, уточнить методы, а также повысить качество и надежность 3D-печатных компонентов. В этом методе используется подход «жидкость — твердое тело»: твердые модели формируются из ванны с жидкими смолами, которые отверждаются под воздействием света с помощью компьютерно управляемой фотополимеризации.

Недавние исследования показали, как методы машинного обучения (МО, Machine Learning, ML) могут улучшить результаты и точность прогнозирования в VPP. В недавнем исследовании [1] удалось оптимизировать скорость и затраты 3D-печати. Разработанные ими модели определили пять наборов соотношений мономеров, при этом сохраняя соответствующую температуру стеклования  $T_g$  для приложений с памятью формы и при этом уменьшив количество ошибок с 16 до 3 %.

В работе [2] продемонстрирован новый и эффективный метод изготовления микроигл ( $\mu\text{N}$ ) путем объединения фотополимеризации в ванне и машинного обучения (VP-ML). Реализация подхода VP-ML начинается с создания набора данных для разработки модели машинного обучения, которая прогнозирует необходимые параметры печати для машины VP на основе желаемых размеров. Этот метод обеспечивает точность изготовления микроигл путем выборочного отверждения жидкой фотополимерной смолы слой за слоем с использованием цифровой маски.

Технология VP-ML превосходит традиционные методы изготовления, устраняя необходимость в формах и сложных многоступенчатых процессах, что приводит к более быстрому, настраиваемому производству. Она позволяет значительно сократить отходы материала и производственные затраты, при этом кончики игл получаются более острыми. Интеграция алгоритма обратного распространения байесовой регуляризации с десятью скрытыми слоями оптимизирует параметры печати, повышая скорость и качество производства. Экспериментальные результаты показывают, что по технологии VP-ML можно производить микроиглы  $\mu\text{N}$  с диаметром основания более 150 мкм и высотой

более 500 мкм, достигая средней абсолютной процентной погрешности менее 10 % в 32 экспериментах. Кроме того, тесты на проникновение показывают, что эти  $\mu\text{N}$  могут проникать на глубину до 90 % их общей высоты.

В целом метод VP-ML демонстрируется как экологически чистое и экономически эффективное решение для производства  $\mu\text{N}$ , при этом он обеспечивает значительные улучшения в точности, эффективности производства, гибкости и масштабируемости.

Эти исследования подчеркивают потенциал ML для значительного увеличения точности и эффективности процессов VPP. Гибридные алгоритмы, такие как сочетание модели искусственной нейросети (Artificial Neural Networks, ANN) с генетическими алгоритмами (Genetic Algorithm, GA), улучшают оптимизацию, качество и эффективность печати. Другие комбинации, такие как генетическое программирование (Genetic Programming, GP) и байесовские сети (Bayesian network, BN), помогли выявить дефекты в процессе 3D-печати. Эволюционные алгоритмы, включая оптимизацию роя частиц, дифференциальную эволюцию и искусственную колонию пчел, успешно применяются для решения сложных задач оптимизации в процессе AM.

**Метод сплавления порошка (Powder Bed Fusion, PBF).** Метод позволяет создавать детали путем послойного плавления металлического или полимерного порошка, что достигается с помощью лазера (Laser Fusion) или электронного луча (Electron Beam Melting, EBM). Лазерное сплавление порошка (L-PBF) является одной из наиболее передовых и широко используемых технологий аддитивного производства металла. Для обеспечения параметров процесса плавления и глубины ванны расплава, достаточных для надежного соединения слоев, плотность энергии лазера должна быть высокой. Примеры лазерных методов включают прямое лазерное спекание (Direct Metal Laser Sintering, DMLS) и селективное лазерное плавление (Selective Laser Melting, SLM). В отличие от этого, в методе электронно-лучевого сплавления для формирования объекта необходимо наличие вакуумной среды, в которой металлический порошок нагревается электронным лучом, аналогично роли лазера в SLM, создавая рисунок слой за слоем.

В исследовании [3] были изучены механические и трибологические свойства композитов  $\text{Al}_2\text{O}_3/\text{SS316L}$ , изготовленных с помощью лазерного сплавления порошкового слоя (Laser Powder Bed Fusion, LPBF), и оптимизированы параметры процесса для улучшения свойств материала. Проанализировано влияние высоты слоя, мощности лазера, скорости сканирования и содержания  $\text{Al}_2\text{O}_3$  на характеристики композитов. Модель дерева решений по повышению градиента (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) показала высокую точность предсказаний (коэффициент детерминации  $R^2 = 0,98$  для обучения и  $0,93$  для

тестирования). Оптимизация с использованием алгоритма SPEA2 выявила параметры, позволяющие достигать оптимальных сочетаний прочности и износостойкости. Анализы сканирующей электронной микроскопии и энергодисперсионной рентгеновской спектроскопии подтвердили, что равномерное распределение  $Al_2O_3$  при его 10%-ном содержании в композите улучшает прочность и износостойкость, тогда как 15%-ное содержание  $Al_2O_3$  приводит к ухудшению из-за кластеризации. Оптимизированные композиты продемонстрировали прочность на сжатие до 762 МПа, низкий износ (0,012 мг/км) и уменьшенный коэффициент трения (0,231). В исследовании [3] предложена структура для оптимизации композитов, изготовленных методом LPBF, которая позволяет применять полученные материалы в аэрокосмической, биомедицинской и автомобильной отраслях.

В работе [4] показано использование байесовского классификатора для обнаружения дефектов по слоям, достигая более 80 % случаев точного обнаружения, что может помочь корректировать параметры процесса.

**Струйная обработка связующего (Binder Jetting, BJ).** Этот метод аддитивного производства (AM) предусматривает нанесение жидкого связующего на слои порошка для создания физических объектов путем многократного наложения слоев. Метод успешно адаптируется к различным типам порошков и обеспечивает высокую производительность. Процесс BJT включает осаждение порошка, печать, динамическое взаимодействие порошка и связующего, а также постобработку с широким спектром материалов, включая металлы, полимеры и керамику. Однако оптимизация производительности деталей остается сложной задачей, требующей идентификации и контроля ключевых параметров для улучшения соотношений «вход-выход» и повышения общей эффективности процесса.

В исследовании [5] параметры 3D-печати сплава 2024Al были оптимизированы с помощью модели искусственной нейросети (ANN). Проанализировано влияние толщины слоя и разрешения на относительную плотность, изменение размеров и прочность на сжатие напечатанных изделий. При ограниченном наборе данных модель оказалась оптимальным инструментом для прогнозирования процесса печати — значение коэффициента детерминации  $R^2$  для этой модели превысило 0,92. Анализ позволяет установить, что разрешение оказывает наибольшее влияние на качество детали, за которым следует насыщение связующим. Оптимальными параметрами печати, полученными по модели ANN, являются толщина слоя 0,06 мм, разрешение 1 000 800 и насыщение связующим 35,42 %, что предсказывает относительную плотность 68,98 %. При этом печать осуществляется в атмосфере  $N_2$ ,  $T = 600$  °C, значения относительной плотности увеличиваются примерно

до 90 %. Оптимизированные параметры близко совпадают с экспериментальными результатами, подтверждая высокую точность прогнозирования модели ANN. Это подчеркивает эффективное применение машинного обучения для оптимизации процесса струйной подачи связующего (ВТ) для сплава 2024Al и помогает в определении оптимальных параметров печати.

**Струйная печать материалов (Material Jetting, MJT).** Это широко используемый метод аддитивного производства (AM), известный своей способностью создавать сложные структуры из нескольких материалов с высокой точностью размеров и гладкой поверхностью. В этом процессе, напоминающем работу струйного принтера, часто используются УФ-отверждаемые чернила и могут применяться такие материалы, как воск, для поддержки нависающих элементов изделия. MJT подразделяется на два типа в зависимости от метода дозирования капель: непрерывная струйная печать (Continuous InkJet, CIJ) и виртуальный сервер по требованию (Droplet-on-Demand, DoD).

В исследованиях [6] показано использование струйной обработки нескольких материалов (Multi-Material Jetting, MMJ) для повышения повторяемости качества деталей в точном процессе аддитивного производства для керамики и твердых металлов. Несмотря на свои преимущества, MMJ постоянно сталкивается с проблемами качества из-за большого разнообразия стратегий сборки. Влияние параметризации перекрытия капель на качество подчеркивает необходимость применения передовых методов обеспечения качества. В исследование [6] входит изучение автоматизированной классификации адекватности параметризации процесса с использованием линейных измерений поверхности, обработанных с помощью машинного обучения, в частности, сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Network, CNN). Обучающие данные были получены путем печати демонстрационной детали с восемью слоями при различных настройках перекрытия, которые затем были отсканированы и помечены инженерами-технологами. Модели CNN с двумя сверточными слоями и размером пула (6, 6) достигли наивысшей точности. Примечательно, что модели, обученные с изображениями только первого слоя, без учета края заполнения, достигли точности проверки 90 %. Это свидетельствует о том, что анализ произвольного участка первого слоя достаточен для прогнозирования качества последующих слоев, что обеспечивает перспективный подход к обеспечению качества в MMJ.

Кроме того, в [7] выполнена оценка морфологии капель с использованием сверточной сети тензорных графов (Tensor Graph Convolutional Network, TGCN) для фиксации перекрестно-связанных и пространственных отношений и тензорной рекуррентной нейронной сети (Tensor Recurrent Neural Network, TRNN) для фиксации временных отношений. Характери-

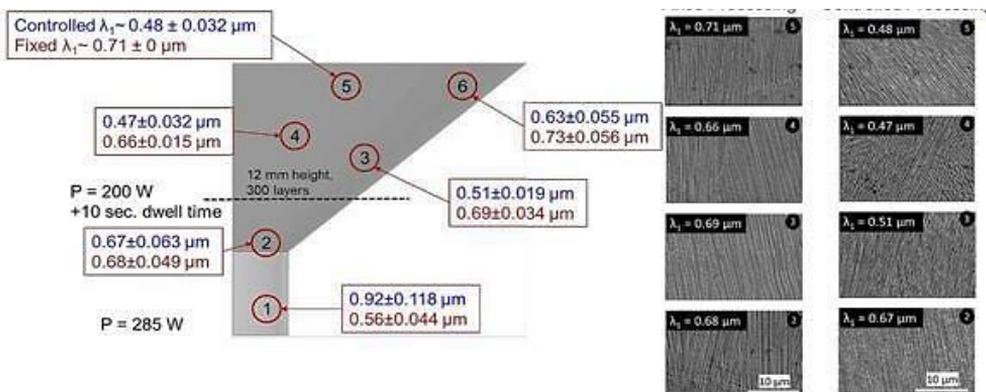
стики, извлеченные из TGCN и TRNN, затем обрабатывают многослойным перцептроном (Multi-Layer Perceptron, MLP) для прогнозирования будущего поведения капель.

Методология проверена как с помощью имитированных (модели на основе физики), так и с помощью экспериментальных (наблюдение за печатью (Material Jetting, MJ) с помощью системы машинного зрения) видеозаписей эволюции капель. Он демонстрирует способность точно и эффективно прогнозировать поведение капель как для известных (прогнозирование будущих времен), так и для неизвестных (прогнозирование новой последовательности) параметров материалов и процессов, демонстрируя его потенциал для улучшения последовательности и качества процесса MJ.

**Направленное энергетическое осаждение (Directed Energy Deposition, DED).** Метод также известен как лазерное формирование сетки, лазерное твердотельное формование (Laser Solid Forming, LSF), направленное световое изготовление (Direct Light Forming, DLF), электронно-лучевое аддитивное производство (Electron Beam Additive Manufacturing, EBAM), прямое осаждение металла (Direct Material Deposition, DMD) и проволоочно-дуговое АМ (Wire Arc Additive Manufacturing, WAAM). Он представляет собой категорию методов аддитивного производства (AM). В DED исходный материал, будь то в виде порошка или проволоки, плавится с использованием источника энергии, чаще всего лазера, но также возможно использование электронного луча или дуги. Процесс повторяется до тех пор, пока не будет создана вся деталь путем нанесения и затвердевания расплавленного материала в нужных местах.

В работе [8] авторы дали прогноз и проконтролировали развитие микроструктуры в аддитивном производстве металлов, сосредоточившись на процессе лазерного сплавления порошкового слоя (LPBF). Метод объединяет физические тепловые модели и машинное обучение для прогнозирования ключевых характеристик микроструктуры, таких как глубина расплава и расстояние между первичными дендритными рукавами в деталях из сплава никеля 718. Эти характеристики важны для определения функциональных свойств, включая предел текучести и усталостную долговечность. Применение интегрированного подхода, сочетающего быстрые тепловые модели и обученные модели машинного обучения, позволяет сократить время разработки и добиться стабильных свойств деталей. Для демонстрации эффективности на другом наборе образцов данный метод показал интервал между первичными дендритическими ветвями со среднеквадратической ошибкой примерно 110 нм (рис. 1).

Работа [8] демонстрирует потенциал и будущее для физической оптимизации и контроля развития структуры в LPBF.



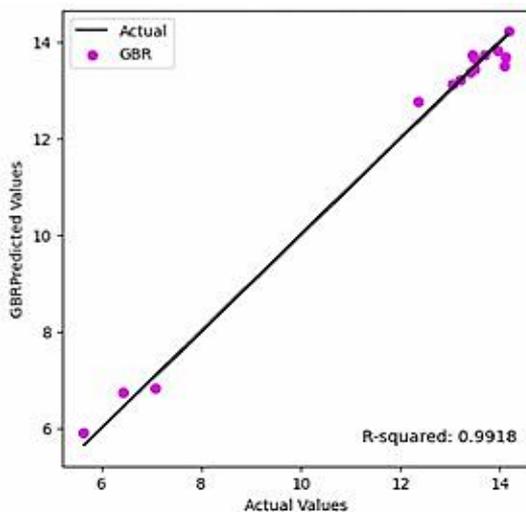
**Рис. 1.** Первичное дендритное расстояние между плечами ( $\lambda_1$ ) в шести различных местах, которые используются для подтверждения переносимости моделей машинного обучения (красным шрифтом показаны данные контролируемой обработки, синим — фиксированной обработки). Наблюдаемые значения PDAS ( $\lambda_1$ ) варьировались от малых до больших в зависимости от способа обработки [8]

**Экструзия материалов (Material Extrusion, MEX).** Это универсальный метод аддитивного производства (AM), при котором трехмерная структура формируется путем послойного дозирования материалов через сопло на поверхность. При этом методе используются различные полимеры и полимерные композиты в качестве исходного сырья, обеспечивая широкий выбор материалов.

Материалы в полутвердом состоянии непрерывно выдавливаются из сопла, по мере их затвердевания они связываются с предыдущими слоями, постепенно формируя твердую структуру. Свойства деталей, изготовленных с помощью MEX, зависят от конструкции детали и параметров процесса. Первоначально применявшийся для быстрого прототипирования MEX теперь применяют для производства прочных и функциональных деталей конечного использования в аэрокосмической, автомобильной и биомедицинской промышленности, что подчеркивает его растущую значимость в современном производстве.

В недавней работе [9] представлен краткий обзор приложений мониторинга в рамках метода MEX и показаны альтернативные датчики, которые можно эффективно применять для мониторинга процесса в реальном времени. Кроме того, в статье рассмотрено использование наборов данных, полученных из процесса MEX, для разработки модели на основе машинного обучения, направленной на прогнозирование механических свойств биологических каркасов. Алгоритм регрессора градиентного усиления был использован для про-

гнозирования прочности на сжатие в биологических каркасах. Предложенная модель достигла замечательной точности в 99 % (рис. 2).



**Рис. 2.** Тренировочные результаты алгоритма градиентного ускорения регрессии (GBR). По оси абсцисс показаны реальные значения, по оси ординат — предсказанные алгоритмом [9]

В работе [10] показана разработка структуры объяснимой нейросети (Explainable Artificial Intelligence, XAI), в которой используется модель DNN с нулевым смещением для обнаружения дефектов в реальном времени во время процесса АМ, продемонстрировавшая возможность обнаружения нескольких типов дефектов с высокой точностью без предварительного обучения на дефектных данных.

Можно выделить другое исследование [11], в котором рассмотрена оптимизация процесса производства постоянных магнитов, в частности, анизотропных магнитов Nd-Fe-B. Для оптимизации требуется точная настройка таких элементов микроструктуры, как размер зерен, кристаллографическая ориентация, для достижения высокой коэрцитивной силы необходимо формирование межзеренной фазы.

При фиксированном составе сырья использовалось активное обучение с поддержкой методов машинного обучения и байесовской оптимизации для прогнозирования магнитных свойств на основе параметров процесса. Такой подход помогает определить оптимальные условия, которые обеспечивают высокую коэрцитивную силу ( $\mu_0 H_c - 1.7$  Т) и остаточную намагниченность ( $\mu_0 B_r - 1.4$  Т) в магнитах, изготовленных методом прямого горячего экструзи-

рования, что приводит к впечатляющему максимальному энергетическому произведению  $(BH)_{\max} = 380 \text{ кДж/м}^3$ . Полученные результаты показывают, что такой подход является эффективным инструментом для оптимизации процесса производства анизотропных магнитов Nd-Fe-B, повышая как коэрцитивную силу, так и остаточную намагниченность.

**Заключение.** По результатам исследования можно сделать следующие выводы.

1. В рассматриваемых работах подтвержден значительный потенциал интеграции искусственного интеллекта и машинного обучения в процессы аддитивного производства. Анализ применения ИИ в различных технологиях АМ, таких как фотополимеризация в ванне (VPP), спекание порошка (PBF), струйная подача связующего (BJT), струйная подача материала (MJT), направленное энергетическое осаждение (DED) и экструзия материала (MEX), выявил возможности для значительного повышения производственной эффективности и качества продукции.

2. Внедрение ИИ позволяет оптимизировать параметры печати, улучшить прогнозирование дефектов и обеспечить стабильно высокое качество продукции. Это особенно актуально для аэрокосмической и автомобильной промышленности, где точность и надежность имеют решающее значение. Все текущие результаты исследований и состояние современных тенденций в развитии машинного обучения и необходимости адаптации аэрокосмического и автомобильного производства демонстрируют высокий потенциал для дальнейшего исследования, развития и разработки технологий АМ и создания инновационных производственных решений.

3. Все вышеперечисленные факторы способны привести к созданию новых производственных методик, которые не только улучшат текущие процессы, но и позволят разработать новые продукты и технологии. Это подчеркнет важность адаптации и внедрения современных ИИ-технологий в производственные процессы для достижения устойчивого промышленного роста и инноваций.

## Литература

- [1] Sattari K., Wu Y., Chen Z., Mahjoubnia A., Su C., Lin J. Physics-constrained multi-objective bayesian optimization to accelerate 3D printing of thermoplastics. *Additive Manufacturing*, 2024, vol. 86, art. no. 104204. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2024.104204>
- [2] Lestari D.M., Chen P.-C., Li J.-S., Shen W.-Y. Rapidly and precisely fabricating solid microneedle by integrating vat photopolymerization and machine-learning (VP-ML). *Journal of Manufacturing Processes*, 2025, vol. 141, pp. 181–192. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2025.02.042>

- [3] Hariharasakthisudhan P., Nafiz Imteaz, Logesh K., Safa A., Kannan S., Vijayavenkataraman S., Susantyoko R. Optimization of Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/SS316L composites fabricated via laser powder bed fusion using machine learning and multi-objective optimization. *Materials Today Communications*, 2025, vol. 44, art. no. 112098. <https://doi.org/10.1016/j.mtcomm.2025.112098>
- [4] Aminzadeh M., Kurfess T.R. Online quality inspection using Bayesian classification in powder-bed additive manufacturing from high-resolution visual camera images. *J. Intell. Manuf.*, 2019, vol. 30 (6), pp. 2505–2523. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1412-0>
- [5] Yuhang Qian, Xia Luo, Qianlong Wei, Bensheng Huang, Zhou Fan, Ruo Huang, Liang Zhang, Kurapova O.Yu., Konakov V.G. Printing parameters optimization assisted by machine learning and sintering behavior of binder jetting 3D printed 2024Al alloy. *Journal of Materials Research and Technology*, 2025, vol. 35, pp. 5796–5808. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2025.02.217>
- [6] Reckert A., Lang V., Weingarten S., Johne R., Klein J.-H., Ihlenfeldt S. Quality Prediction and Classification of Process Parameterization for Multi-Material Jetting by Means of Computer Vision and Machine Learning. *J. Manuf. Mater. Process.*, 2024, vol. 8 (1), art. no. 8. <https://doi.org/10.3390/jmmp8010008>
- [7] Segura L.J., Li Z., Zhou C., Sun H. Droplet evolution prediction in material jetting via tensor time series analysis. *Additive Manufacturing*, 2023, vol. 66 (43), art. no. 103461. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2023.103461>
- [8] Riensche A.R., Bevans B.D., King G., Krishnan A., Cole K.D., Rao P. Predicting meltpool depth and primary dendritic arm spacing in laser powder bed fusion additive manufacturing using physics-based machine learning. *Materials & Design*, 2024, vol. 237, art. no. 112540. <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2023.112540>
- [9] Tartici I., Bartolo P. Procedia, Exploring Materials Extrusion in 3D Printing: Real-time Monitoring, and Machine Learning for Predicting Mechanical Properties. *Procedia CIRP*, 2024, vol. 130, pp. 86–92. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.10.060>
- [10] Kumar D., Liu Y., Song H., Namilae S. Explainable deep neural network for in plain defect detection during additive manufacturing. *Rapid Prototyping Journal*, 2023, vol. 30 (1), pp. 49–59, <https://doi.org/10.1108/RPJ05-2023-0157>
- [11] Lambard G., Sasaki T.T., Sodeyama K., Ohkubo T., Hono K. Optimization of direct extrusion process for Nd–Fe–B magnets using active learning assisted by machine learning and Bayesian optimization. *Scripta Materialia*, 2022, vol. 209, art. no. 114341. <https://doi.org/10.1016/j.scriptamat.2021.114341>

**Поступила в редакцию 16.06.2025**

---

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

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

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

Хохлов А.В. Анализ актуальных исследований в области применения машинного обучения для оптимизации процессов в аддитивном производстве. *Политехнический молодежный журнал*, 2026, № 01 (102). URL: [https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf\\_tech/1091.html](https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf_tech/1091.html)

## **ANALYSIS OF CURRENT RESEARCH IN THE FIELD OF MACHINE LEARNING FOR PROCESS OPTIMIZATION IN ADDITIVE MANUFACTURING**

**A.V. Khokhlov**

eluna.moonrider@gmail.com

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

This paper explores the application of machine learning and explicable artificial intelligence in various additive manufacturing processes, such as photopolymerization in a bath, powder fusion, binder inkjet processing, inkjet printing of materials, directed energy deposition and extrusion of materials. It is shown that the use of hybrid algorithms and models, such as convolutional neural networks and Bayesian optimization, can improve the mechanical characteristics and stability of microstructural properties. The materials under consideration demonstrate the potential of using artificial intelligence and machine learning algorithms in improving the efficiency and reliability of production processes, which underlines its importance for innovation in industries such as aerospace, biomedical and automotive industries.

**Keywords:** additive manufacturing, machine learning, parameter optimization, photopolymerization in a bath, powder fusion, extrusion of materials, prediction of defects, product quality

---

***Received 16.06.2025***

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

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

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

Khokhlov A.V. Analysis of current research in the field of machine learning for process optimization in additive manufacturing. *Politekhnikheskiy molodezhnyy zhurnal*, 2026, no. 01 (102). URL: [https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf\\_tech/1091.html](https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf_tech/1091.html)