

УДК 621.928.3

Теоретико - аналитическое исследование применения методов машинного обучения для анализа дефектов FDM - печати по изображениям изделий

Гусарова Светлана Витальевна

gdup03@mail.ru

SPIN-код: 9938-2790

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Аннотация. Рассмотрена проблема контроля качества изделий, полученных методом послойного наплавления (FDM). Проведена систематическая классификация дефектов FDM-печати по геометрическим, топологическим, физическим и локализационным признакам. Обоснован выбор PLA-пластика в качестве базового материала для исследования благодаря его технологической стабильности, низкой усадке и высокой визуальной различимости дефектов. Проанализированы современные подходы к автоматизированному выявлению дефектов с использованием методов машинного обучения, в частности метода опорных векторов (SVM) и компьютерного зрения. Предложена методика формирования и предварительной обработки набора изображений для обучения моделей машинного обучения. Показано, что интеграция методов машинного обучения в процесс аддитивного производства позволяет значительно повысить оперативность и объективность контроля качества, минимизировать влияние человеческого фактора и сократить затраты на повторную печать. Выявлены ключевые ограничения существующих решений и определены перспективные направления дальнейших исследований.

Ключевые слова: FDM-печать, дефекты аддитивного производства, PLA-пластик, машинное обучение, метод опорных векторов, компьютерное зрение, контроль качества

Theoretical and Analytical Study of the Application of Machine Learning Methods for the Analysis of Defects in FDM Printing on Product Images

Gusarova Svetlana Vitalievna

gdup03@mail.ru

SPIN-code: 9938-2790

BMSTU, Moscow, Russia

Abstract. The problem of quality control of products obtained by the method of layer-by-layer deposition (FDM) is considered. A systematic classification of defects in FDM printing by geometric, topological, physical and localization features has been carried out. The choice of PLA plastic as the base material for the study is justified due to its technological stability, low shrinkage and high visual distinguishability of defects. Modern approaches to automated defect detection using machine learning methods, in particular, the support vector machine (SVM) method and computer vision, are analyzed. A technique for generating and prepro-

cessing a set of images for training machine learning models is proposed. It is shown that the integration of machine learning methods into the additive manufacturing process can significantly increase the efficiency and objectivity of quality control, minimize the influence of the human factor and reduce the cost of reprinting. The key limitations of existing solutions have been identified and promising areas for further research have been identified.

Keywords: FDM printing, defects in additive manufacturing, PLA plastic, machine learning, support vector method, computer vision, quality control

Введение. Современные технологии аддитивного производства, в частности FDM, широко применяются в авиакосмической, медицинской и машиностроительной отраслях благодаря гибкости, скорости изготовления и относительной дешевизне. Однако их массовому внедрению препятствует проблема обеспечения стабильного качества изделий: дефекты, возникающие при печати, ухудшают механические и эксплуатационные характеристики деталей. Традиционные методы контроля — визуальный осмотр и контактные измерения — трудоемки, субъективны и не обеспечивают мониторинг в реальном времени. Это делает актуальной разработку автоматизированных систем обнаружения и классификации дефектов на основе машинного обучения и анализа цифровых изображений [1–3].

Материалы и методы. В работе использован теоретико-аналитический подход, сочетающий систематизацию научных данных, сравнительный анализ и формализацию методов машинного обучения.

Технология FDM и классификация деталей. Метод FDM (Fused Deposition Modeling) основан на послойном нанесении термопластичного филамента, который плавится в нагретом сопле и экструдируется на подогреваемую платформу. Несмотря на кажущуюся простоту, процесс сопровождается термическими напряжениями, усадкой и адгезионными явлениями, приводящими к возникновению дефектов [1].

Дефекты систематизированы по четырем критериям [1, с. 7–13]:

- 1) размер: от ангстремов (молекулярные) до сантиметров (коробление);
- 2) топология: точечные, линейные, плоские, объемные, временные;
- 3) физическая природа: деформационные (усадка, коробление) и связанные с объемом материала (недо-/переекструзия, пустоты);
- 4) локализация: внешние, внутренние, комбинированные.

Наиболее релевантными для визуального анализа признаны дефекты недоэкструзии и переекструзии, поскольку они проявляются на поверхности и обладают четкой текстурной сигнатурой (табл. 1).

Обоснование выбора PLA-пластика. PLA выбран в качестве базового материала по следующим причинам [2, с. 18–20]: низкая температура печати (180–220 °C); не требует термокамеры или подогреваемого стола; минимальная усадка и коробление; высокая контрастность поверхности дает четкую визуализацию дефектов; безопасен, биоразлагаем и дешев.

Недостатки PLA (гигроскопичность, хрупкость) не влияют на результаты, так как филамент хранился в герметичной упаковке с осушителем, а анализ проводился сразу после печати.

Параметры печати. Печать осуществлялась на 3D-принтере Crealty K1C с закрытой камерой. В качестве тестового образца выбран куб 50×50×50 мм. Параметры печати для трех режимов (табл. 2).

Таблица 1

Причины дефектов и способы их минимизации и устранения

Дефект	Описание	Причина образования	Устранение/минимизация
Переэкструзия	Переэкструзия — подача избыточного материала, вызывающая отклонение изделия от заданной формы	1. Высокая температура экструдера 2. Высокий коэффициент подачи материала	1. Уменьшение температуры экструдера 2. Уменьшение коэффициента подачи материала
Недоэкструзия	Недоэкструзия — недостаточная подача материала, вызывающая поры между слоями и снижающая прочность	1. Низкая температура экструдера 2. Низкий коэффициент подачи материала	1. Увеличение температуры экструдера 2. Увеличение коэффициента подачи материала

Таблица 2

Параметры печати

Параметр	Эталон	Недоэкструзия	Переэкструзия
Температура сопла	200 °C	180 °C	220 °C
Поток	100 %	85 %	115 %
Скорость печати	60 мм/с	80 мм/с	30 мм/с
Высота слоя	0,2 мм	0,2 мм	0,2 мм

Теоретические основы машинного обучения. Задача автоматического анализа качества FDM-изделий сформулирована как задача классификации с учителем. Модель обучается на размеченных изображениях, отнесенных к одному из трех классов: «эталон», «недоэкструзия», «переэкструзия».

Для решения выбран метод опорных векторов (SVM) — эффективный алгоритм при ограниченном объеме данных. SVM строит разделяющую гиперплоскость в пространстве признаков, максимизирующую расстояние между классами, что повышает обобщающую способность модели. Так как дефекты на изображениях не всегда линейно разделимы, использовано нелинейное RBF-ядро, позволяющее преобразовать данные в пространство, где они становятся линейно разделимыми.

Для количественного описания изображения вычислены текстурные признаки на основе матрицы смежности уровней серого (GLCM), отражающей совместную встречаемость яркостных значений соседних пикселей. На ее основе получены пять характеристик текстуры, образующих вектор признаков, подаваемый на вход SVM для классификации:

- энергия — однородность текстуры (чем выше — тем более «гладкая» поверхность);
- контраст — локальные перепады яркости (повышен при дефектах);
- однородность — степень локальной регулярности текстуры;
- корреляция — мера линейной зависимости между соседними пикселями;
- энтропия — мера хаотичности текстуры.

Предобработка изображений. Для повышения точности анализа и снижения влияния шума и неравномерного освещения все изображения прошли предварительную обработки. Съемка выполнялась цифровой камерой SONY при контролируемых условиях освещения: сверху — рассеянный свет от настольной лампы с матовым рассеивателем, по периметру — равномерная светодиодная подсветка. Это минимизирует тени и блики, что критично для анализа текстуры.

Обработка включала следующие этапы:

- 1) медианная фильтрация — подавление случайного шума с сохранением четких границ дефектов;
- 2) преобразование в полутоновое изображение — упрощение анализа за счет фокуса на яркости, а не на цвете;
- 3) бинаризация по Оцу — автоматическое разделение изображения на «фон» и «дефектные участки» путем выбора порога.

В результате получено четкое бинарное изображение, где дефекты (темные «ямы» при недоэкструзии или светлые «бугры» при переэкструзии) контрастно выделены и пригодны для последующего анализа с помощью GLCM и SVM (рис. 1, 2).

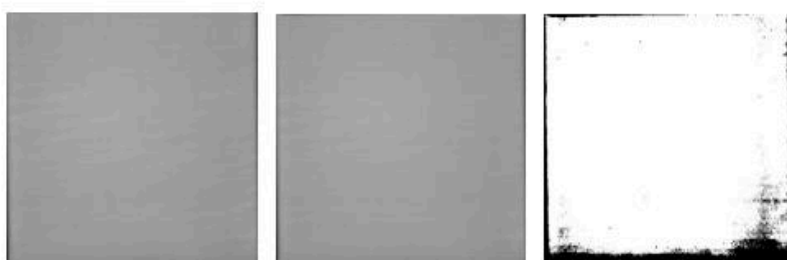


Рис. 1. Идеальный образец: полутоновое, медианно-фильтрованное, бинарное изображения



Рис. 2. Дефект «недостаточная экструзия»: полутоновое, медианно-фильтрованное, бинарное изображения

Результаты. Сформирован датасет из 120 изображений (по 40 на класс). Для каждого изображения рассчитан 5-мерный вектор признаков на основе GLCM. Модель SVM с RBF-ядром обучена в Python с использованием библиотеки scikit-learn (табл. 3).

Таблица 3

Точность классификации на тестовой выборке

Класс	Полутоновое изображение	Бинаризация (Оцу)
Эталон	85 %	91 %
Переэкструзия	81 %	85 %
Недозэкструзия	83 %	78 %

Наилучшие результаты достигнуты при использовании бинаризованных изображений, что подтверждает эффективность предложенной методики предобработки.

Обсуждение. Результаты подтверждают возможность автоматического выявления основных дефектов FDM-печати с помощью SVM и анализа изображений, однако выявлены существенные ограничения: узкая номенклатура дефектов (модель не справляется со смешанными аномалиями), односторонняя съемка (только фронтальный ракурс), остаточная зависимость от освещения и необходимость остановки печати, вызывающей дополнительные дефекты.

Перспективные направления улучшения: расширение классификации до 15 типов дефектов, переход на CNN для автоматического извлечения признаков, интеграция камер в печатающую головку или стереосъемки для 360°-анализа, а также аугментация данных для повышения работоспособности модели.

Заключение. Исследование подтвердило высокий потенциал методов машинного обучения для автоматизации контроля качества в FDM-печати. PLA выбран как оптимальный материал благодаря технологической стабильности и визуальной контрастности. Разработанная методика формирования и предварительной обработки набора данных создает надежную основу для построения обучаемых моделей.

Основные направления дальнейших исследований: создание универсального датасета на основе предложенной систематики дефектов; разработка систем визуального контроля без остановки печати; адаптация алгоритмов для других материалов (ABS, PETG, композиты); переход от классических методов (SVM) к глубокому машинному обучению (CNN).

Реализация этих задач позволит создать надежную, масштабируемую систему автоматизированного контроля, способную обеспечить высокую воспроизводимость и надежность изделий аддитивного производства.

Список источников

- [1] Ерохин К.С., Наумов С.А., Анаников В.П. Анализ, классификация и предотвращение образования дефектов в экструзионной 3D-печати. *Успехи химии*, 2023, т. 92, № RCR5103.
- [2] Ляпков А.А. *Полимерные аддитивные технологии*. Томск, Изд-во Томского политехнического университета, 2016, 114 с.
- [3] Измайлов Д.В., Дрыгин Д.А., Ежова К.В. Анализ дефектов поверхности изделия при 3D-печати по их изображениям с использованием методов машинного обучения. *Научно-технический вестник информационных технологий*, 2023, т. 15, № 4, с. 45–52.
<https://doi.org/10.17586/1234567>
- [4] Izmaylov D., Tolstoba N., Bodrov K. Computer vision system selection for control of rapid prototyping processes. *Proceedings of SPIE*, 2018, vol. 10695, art. no. 106950Q.
<https://doi.org/10.1117/12.2313959>