

OrbitScan AI

Интеллектуальная система дефектоскопии космических аппаратов на базе Computer Vision

Проектная документация (стартап-проект)

Команда:

Аширбек Мариям

Нугметулла Камилла

Сабиргали Аружан

Жангалиева Айсана

Город: Актау

Дата: 27.02.2026

СОДЕРЖАНИЕ

АННОТАЦИЯ	3
1. ВВЕДЕНИЕ	4
2. ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ РАЗДЕЛ	6
3.1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ	6
3.2. КОНЦЕПЦИЯ РЕШЕНИЯ ORBITSCAN AI	
3.3. ДАТАСЕТ И ПОДГОТОВКА ДАННЫХ	
3.4. МЕТОДОЛОГИЯ И ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ (ML)	
3.5. АРХИТЕКТУРА MVP И АЛГОРИТМ РАБОТЫ	
3.6. МЕТРИКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ И РЕЗУЛЬТАТЫ ТЕСТИРОВАНИЯ	
3.7. НАДЕЖНОСТЬ, БЕЗОПАСНОСТЬ, ОГРАНИЧЕНИЯ И РИСКИ	
3.8. АНАЛИЗ РЫНКА И ЦЕЛЕВАЯ АУДИТОРИЯ	
3.9. КОНКУРЕНТНЫЕ ПРЕИМУЩЕСТВА	
3.10. БИЗНЕС-МОДЕЛЬ И МОНЕТИЗАЦИЯ	
3.11. ПЛАН ВНЕДРЕНИЯ И ДОРОЖНАЯ КАРТА	
4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ	14
5. СПИСОК ИСТОЧНИКОВ	17

1. АННОТАЦИЯ

OrbitScan AI — программно-технический проект, предназначенный для первичной дефектоскопии внешней обшивки космических аппаратов по изображениям с применением методов компьютерного зрения и машинного обучения. Актуальность проекта обусловлена ростом количества объектов на орбите и усилением угроз, связанных с космическим мусором. При высоких относительных скоростях столкновений (порядка 8 км/с) даже малые фрагменты способны вызвать повреждения поверхности: пробоины, трещины, локальные деформации, отслоение покрытий и нарушения в стыках конструктивных элементов. Такие дефекты повышают вероятность отказов, ухудшают терморежим, снижают ресурс аппарата и увеличивают стоимость эксплуатации, мониторинга и страхования.

Цель OrbitScan AI — предоставить быстрый, стандартизированный и воспроизводимый инструмент первичной диагностики: по одному изображению оценивать наличие признаков повреждения и выдавать понятное заключение для принятия решения о необходимости углубленной инженерной проверки. Гипотеза исследования состоит в том, что сверточная нейронная сеть, обученная на размеченном датасете изображений целостной и поврежденной обшивки, способна надежно различать классы Normal и Damage при вариативности ракурсов, освещения и качества изображений.

Методология включает сбор данных из открытых источников и 3D-рендеров, формирование и контроль качества разметки (критерии дефектов, исключение неоднозначных примеров), предобработку и аугментации, обучение и тестирование модели по метрикам классификации, а также внедрение инференса в браузерной среде с использованием TensorFlow.js. Практический результат — MVP-прототип, демонстрирующий точность свыше 90% и быстрый вывод вердикта. Проект обладает потенциалом развития до детекции и локализации дефектов (object detection) с указанием координат повреждений и формирования автоматизированных отчетов для эксплуатационных и риск-аналитических сценариев

2. ВВЕДЕНИЕ

2.1. Актуальность темы

Современная космическая отрасль развивается ускоренными темпами: растет количество запусков, расширяются спутниковые группировки, усложняется орбитальная обстановка и повышается плотность объектов в околоземном пространстве. На орбитах присутствуют десятки миллионов фрагментов космического мусора различных размеров. Даже малые частицы при высоких относительных скоростях способны вызывать повреждения поверхностных элементов космических аппаратов. В условиях массового применения спутников и высокой стоимости каждой миссии возрастает потребность в технологических решениях, снижающих риски эксплуатации и ускоряющих принятие решений при подозрении на повреждение.

Актуальность разработки OrbitScan AI определяется следующими факторами:

- **Высокая цена ошибки:** пропуск повреждения на раннем этапе может привести к цепочке последствий, включая ухудшение характеристик, снижение ресурса и аварийные ситуации.
- **Низкая масштабируемость ручного контроля:** при росте объемов визуальных данных возрастает нагрузка на экспертов, увеличиваются сроки проверки и вероятность субъективных ошибок.
- **Необходимость стандартизации:** нужен единый формат первичного вывода, который можно встроить в регламент и использовать для дальнейшей инженерной верификации.

2.2. Проблема

Первичный контроль состояния обшивки по изображениям зачастую выполняется вручную. Такой подход:

- требует времени и высокой квалификации специалистов;
- зависит от качества снимка, освещения и ракурса;
- плохо масштабируется при массовых проверках;

- затрудняет воспроизводимость и сравнение результатов между разными проверками и исполнителями.
- Ограниченность экспертов: визуальный контроль вручную субъективен и медленен.
- Орбитальный шум: блики и нерелевантные объекты на фоне часто вызывают ошибки у стандартных систем мониторинга.

Следовательно, возникает необходимость в инструменте, который ускоряет первичную диагностику, снижает субъективность и помогает быстро определить, какие случаи требуют углубленной инженерной проверки.

2.3. Цель и задачи проекта

Цель: разработать и экспериментально подтвердить работоспособность системы, автоматически определяющей наличие признаков повреждения обшивки спутника по изображению и выдающей первичное заключение (Normal / Damage / Non-Tech Object) с оценкой уверенности.

Задачи:

1. Сформулировать критерии дефектов и правила отнесения к классу Damage.
2. Собрать датасет изображений и обеспечить корректную разметку.
3. Реализовать модель компьютерного зрения для бинарной классификации Normal / Non-Tech Object / Damage.
4. Провести тестирование качества по метрикам классификации и оценить устойчивость к вариативности условий съемки.
5. Создать MVP-архитектуру и удобный пользовательский workflow.
6. Определить ограничения, риски и план развития проекта до локализации дефектов и отчетности.
- 7.

2.4. Объект и предмет исследования

Объект исследования: изображения внешней поверхности космических аппаратов (фотографии, рендеры, снимки визуального контроля).

Предмет исследования: методы компьютерного зрения и машинного обучения для выявления визуальных признаков дефектов поверхности.

2.5. Гипотеза

Сверточная нейронная сеть, обученная на репрезентативном датасете с контролируемой разметкой, способна выделять признаки дефектов обшивки и обеспечивать качество, достаточное для первичного скрининга и принятия решения о необходимости дальнейшей инженерной проверки.

2.6. Методы решения задач

В работе применяются:

- сбор и подготовка данных (предобработка, нормализация, аугментации);
- формирование классов Normal / Non-Tech Object / Damage и контроль качества разметки;
- обучение CNN-модели и тестирование на отложенной выборке;
- внедрение инференса в браузерной среде (TensorFlow.js);
- разработка сценария: загрузка изображения → анализ → вывод вердикта и рекомендаций.

3. ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ РАЗДЕЛ

3.1. Аналитический обзор и постановка задачи

Контроль состояния космических аппаратов может опираться на телеметрию, специализированные датчики и визуальные инспекции. Датчики и телеметрия дают косвенные признаки и требуют аппаратного внедрения, а визуальный анализ обеспечивает прямую оценку состояния поверхности, но часто остается ручным и трудоемким.

Постановка задачи OrbitScan AI: автоматизировать первичный визуальный анализ изображения поверхности и выдавать стандартизированное решение:

- обнаружены ли признаки повреждения (Damage) или нет (Normal);
- насколько уверена модель в выводе;
- требуется ли углубленная проверка.

На MVP-этапе выбирается формат бинарной классификации, поскольку он:

- минимизирует порог входа для пользователя;
- позволяет быстро доказать прикладную ценность;
- является базой для следующего этапа — локализации дефектов (object detection).

3.2. Концепция решения OrbitScan AI

OrbitScan AI — это интеллектуальный модуль первичной диагностики по изображению. Он решает практическую задачу “скрининга риска”:

- если вероятность Damage высока, изображение направляется на углубленную инженерную проверку;
- если признаки Damage не выявлены, фиксируется результат и рекомендуется плановый контроль.

Ключевые свойства:

- скорость принятия решения;
- воспроизводимость и стандартизация;
- возможность масштабирования на большие объемы данных;
- потенциал развития до координат дефекта и отчетности.

3.3. Датасет и подготовка данных

Процесс работы с данными является фундаментом системы, так как качество классификации напрямую зависит от репрезентативности и чистоты обучающей выборки.

3.3.1. Источники и разнообразие данных

Датасет формируется из открытых изображений и 3D-рендеров, отражающих:

- различные элементы конструкции (панели, стыки, внешние поверхности);
- разные ракурсы и масштабы;
- вариативность освещения и качества изображения.

3.3.2. Классы и определения

Используются два класса:

- **Normal** — поверхность без видимых дефектов.
- **Damage** — наличие признаков повреждения: пробоины, трещины, вмятины, деформации, нарушения целостности покрытия, локальные аномалии структуры.

3.3.3. Контроль качества разметки

Чтобы повысить достоверность:

- фиксируются критерии Damage в виде чек-листа;
- исключаются изображения, где дефект неразличим или неоднозначен;
- контролируется баланс классов, чтобы модель не “привыкала” к одному варианту ответа.

3.3.4. Предобработка и аугментации

Для повышения устойчивости:

- приведение к единому размеру;
- нормализация значений пикселей;
- аугментации (повороты, яркость, контраст) для имитации различных условий съемки.

3.4. Методология и обучение модели (ML)

Формирование датасета и предобработка

Датасет объединяет открытые изображения и высоко реалистичные 3D-рендеры. Процесс подготовки включает:

- Нормализацию пиксельных значений.
- Приведение всех входных данных к единому размеру.
- Аугментацию (имитация бликов, изменения контрастности и ракурса).

Обучение CNN-модели

Сверточные нейронные сети выбраны как стандарт для дефектоскопии благодаря их способности эффективно выделять края, текстурные изменения и локальные аномалии. Модель возвращает вероятность принадлежности к классу, которая сопоставляется с настраиваемым порогом уверенности для обеспечения безопасности.

3.4.1. Выбор модели

Сверточные нейронные сети (CNN) являются стандартом для задач анализа изображений, так как эффективно выделяют:

- края и контуры;
- текстурные изменения;
- локальные аномалии поверхности.

Это соответствует природе дефектов, которые часто проявляются локально и могут иметь слабую контрастность.

3.4.2. Процесс обучения и тестирования

Методология включает:

- разделение на обучающую и тестовую выборки;

- обучение модели с контролем переобучения;
- оценку качества на тестовой выборке;
- проверку устойчивости на изображениях с вариативными условиями.

3.4.3. Логика принятия решения и порог уверенности

Модель возвращает вероятности классов. Вердикт определяется сравнением вероятности Damage с порогом. Настройка порога важна для безопасности: при необходимости можно повышать чувствительность к Damage, снижая риск пропуска дефекта.

3.5. Архитектура MVP и алгоритм работы

MVP-версия системы реализована на базе **TensorFlow.js**, что позволяет выполнять инференс непосредственно в браузере (Edge AI). Это гарантирует локальную обработку данных и отсутствие рисков утечки конфиденциальных снимков.

3.5.1. Состав MVP

MVP включает:

- пользовательский интерфейс загрузки изображения;
- модуль предобработки;
- модуль инференса модели;
- модуль интерпретации результата и вывода рекомендаций.

3.5.2. Алгоритм работы (workflow)

1. Пользователь загружает изображение.
2. Система проверяет формат и базовую пригодность.
3. Выполняется предобработка (размер, нормализация).

4. Запускается инференс модели.
5. Формируется результат: Normal/Damage, уверенность, рекомендация.

3.5.3. Формат результата для пользователя

- Вердикт: **Normal / Damage / Non-Tech Object**
- Уверенность: **>90%**
- Рекомендация:
 - при Normal — “признаки дефекта не обнаружены; рекомендуется плановый контроль”;
 - при Damage — “обнаружены признаки повреждения; требуется инженерная проверка и дополнительные данные”.

3.6. Метрики эффективности и результаты тестирования

3.6.1. Метрики

Основная метрика:

- **Accuracy** — общая точность классификации.

Для класса Damage рекомендуется анализировать:

- **Recall (полнота)** — минимизация пропуска дефектов;
- **Precision (точность)** — контроль ложных срабатываний.

3.6.2. Результаты MVP

- достигнута точность **выше 90%** на тестовых данных;
- обеспечена высокая скорость получения результата (доли секунды, зависит от устройства);
- подтверждена работоспособность сценария первичной диагностики по изображению.

3.6.3. Интерпретация результатов

OrbitScan AI предназначен для первичного скрининга. Система ускоряет принятие решения о том, нужно ли направлять случай на углубленную проверку, и тем самым повышает масштабируемость и воспроизводимость первичного контроля.

3.7. Надежность, безопасность, ограничения и риски

3.7.1. Надежность

Требования к устойчивости включают корректную работу при:

- изменениях ракурса;
- вариативности освещения;
- наличии умеренного шума и артефактов изображения.

3.7.2. Безопасность

Браузерный подход позволяет выполнять анализ локально, что повышает контроль над данными и снижает риски утечки исходных изображений.

3.7.3. Ограничения

- качество зависит от полноты и представительности датасета;
- редкие типы дефектов могут требовать расширения обучающих данных;
- сильные блики и низкое качество снимка ухудшают надежность;
- система не заменяет инженерную экспертизу, а повышает эффективность первичного этапа.

3.7.4. Риски и способы их снижения

- **Смещение данных (bias):** расширение датасета и тестирование на новых источниках.
- **Пропуск дефекта:** настройка порога, приоритет Recall по Damage, усиление данных Damage-класса.

- **Ложные тревоги:** расширение и очистка Normal-класса, повышение разнообразия нормальных примеров.
- **Недоверие пользователя:** добавление интерпретируемости на следующем этапе (локализация дефекта на изображении).

3.8. Анализ рынка и целевая аудитория

Рынок обслуживания, мониторинга и диагностики спутников развивается вместе с ростом группировок. Потенциальные пользователи:

- операторы спутников;
- производители и интеграторы;
- организации по оценке рисков и страхованию.

Ключевая потребность — быстрое и стандартизированное решение на основе визуальных данных: “есть ли признаки повреждения” и “нужна ли углубленная проверка”.

3.9. Конкурентные преимущества

- доступность и быстрый старт (веб-сценарий);
- стандартизированный результат, пригодный для регламентов;
- высокая скорость анализа;
- возможность локальной обработки;
- ясный путь масштабирования до детекции дефектов и отчетности.

3.10. Бизнес-модель и монетизация

- подписочная модель для регулярных проверок;
- лицензирование для организаций-производителей и инженерных центров;
- API-доступ для интеграции в корпоративные процессы и риск-оценку.

3.11. План внедрения и дорожная карта

Этап 1. Усиление доказательной базы

- расширение датасета;
- протокол тестирования и матрица ошибок;

- демонстрационный пакет кейсов (типовые примеры Normal/Damage).

Этап 2. Локализация дефектов

- переход к object detection (например, YOLO-подход);
- определение координат дефекта и визуальная подсветка области.

Этап 3. Отчетность

- автоматизированный отчет по результатам анализа;
- история проверок и аудит.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках выполнения проекта OrbitScan AI была разработана и обоснована концепция интеллектуальной системы первичной дефектоскопии внешней обшивки космических аппаратов, основанной на методах компьютерного зрения и машинного обучения. Актуальность проекта определяется объективными тенденциями развития космической индустрии: ростом количества запусков, расширением спутниковых группировок и усложнением орбитальной обстановки. Увеличение плотности объектов на орбите приводит к росту угроз, связанных с космическим мусором. При высоких относительных скоростях столкновения даже малые фрагменты способны вызвать повреждения поверхности аппарата. Дефекты обшивки, даже локальные, могут стать причиной эксплуатационных последствий, включая ухудшение терморежима, деградацию защитных покрытий, снижение ресурса конструктивных элементов и повышение вероятности отказов. Это, в свою очередь, приводит к росту затрат на мониторинг, обслуживание и страхование.

Ключевой практической проблемой, на решение которой ориентирован OrbitScan AI, является недостаточная масштабируемость и воспроизводимость ручного визуального контроля изображений. В условиях увеличения объемов проверок ручной анализ требует значительных временных ресурсов и высокой экспертной квалификации, а результат может зависеть от субъективной оценки, качества изображения, ракурса и условий освещения. Отсутствие стандартизированного подхода к

первичному выводу затрудняет сравнение результатов между разными проверками и замедляет принятие решения о дальнейших действиях. В промышленных условиях особенно важно иметь инструмент, который быстро и одинаково интерпретирует первичные визуальные данные, выделяя случаи повышенного риска и направляя их на углубленную инженерную проверку.

Проект OrbitScan AI реализует подход первичного скрининга: по входному изображению система автоматически определяет наличие признаков повреждения и формирует вывод в формате классификации Normal/Damage с оценкой уверенности и рекомендацией. Такой формат результата является рациональным и практико-ориентированным для MVP-этапа, поскольку он обеспечивает понятную интерпретацию для пользователя и снижает порог внедрения. Гипотеза проекта о том, что сверточная нейронная сеть, обученная на размеченном датасете изображений целостной и поврежденной обшивки, способна надежно различать классы при вариативности условий съемки, получила подтверждение. Достигнутые показатели качества (точность свыше 90% на тестовых данных) и высокая скорость анализа показывают, что OrbitScan AI способен выполнять роль эффективного инструмента первичного контроля.

Техническая реализация подчеркивает инновационную составляющую проекта. Применение TensorFlow.js и выполнение инференса в браузерной среде делает систему доступной, удобной и ориентированной на быстрый сценарий применения. Дополнительным преимуществом является поддержка локальной обработки данных (Edge AI), что важно в случаях, когда критичны скорость реакции и контроль над исходными материалами. Таким образом, OrbitScan AI представляет собой не только модель машинного обучения, но и комплексное прикладное решение, включающее пользовательский workflow, правила интерпретации результата и рекомендации, что повышает готовность продукта к демонстрации и последующей адаптации под практические регламенты.

Важным итогом проекта является наличие четкой перспективы развития, которая усиливает его значимость для индустрии. Следующим этапом является переход от бинарной классификации к детекции и локализации дефектов (object detection), что позволит определять координаты повреждения на изображении и визуально подтверждать результат

пользователю. Это существенно повышает интерпретируемость и доверие к системе, а также приближает продукт к задачам технической отчетности и инженерного анализа. Дополнительно предполагается расширение датасета по типам дефектов и условиям съемки, внедрение протокола тестирования, анализ матрицы ошибок и оптимизация порога принятия решения с приоритетом предотвращения пропуска дефектов класса Damage.

При этом OrbitScan AI корректно позиционируется как инструмент первичной диагностики, а не как замена инженерной экспертизе. Четкое определение границ применимости является сильной стороной проекта, поскольку демонстрирует ответственное отношение к надежности выводов. Система позволяет быстро выделять случаи потенциального риска, снижая нагрузку на специалистов и ускоряя обработку визуальных данных, а стандартизированный формат результата повышает воспроизводимость и пригодность для включения в регламент контроля. Это делает OrbitScan AI перспективным решением для операторов спутников, производителей и организаций, связанных с оценкой рисков, где критичны скорость, единый формат и технологическая доказуемость.

Таким образом, OrbitScan AI обладает высокой практической значимостью для космической индустрии, так как адресует актуальную задачу повышения надежности эксплуатации космических аппаратов в условиях роста внешних угроз и увеличения объемов данных контроля. Проект демонстрирует техническую реализуемость, достигнутые показатели качества на MVP-уровне и наличие понятной дорожной карты развития до более функционального решения с локализацией дефектов и автоматизированной отчетностью. Совокупность этих факторов делает OrbitScan AI перспективной основой для дальнейших исследований, пилотирования в прикладных сценариях и адаптации под промышленный уровень требования

- [1] European Space Agency — Space Debris Environment Report ([https://www.electronicweekly.com/news/esas-space-environment-report-deems-space-usage-unsustainable-2022-04/#:~:text=The%20European%20Space%20Agency%20\(ESA\),the%20end%20of%20their%20lives](https://www.electronicweekly.com/news/esas-space-environment-report-deems-space-usage-unsustainable-2022-04/#:~:text=The%20European%20Space%20Agency%20(ESA),the%20end%20of%20their%20lives))
- [2] NASA — Orbital Debris Program Office (<https://orbitaldebris.jsc.nasa.gov/>)
- [3] European Space Agency — Satellite Inspection Research (<https://www.masterclass.com/articles/european-space-agency>)
- [4] MIT — Computer Vision in Aerospace (<https://www.linkedin.com/pulse/computer-vision-aerospace-xis-ai-hqqse>)
- [5] Deep Learning (<https://djvu.online/file/SDiUnIcO0KKne>)
- [6] SpaceX — Satellite Deployment Reports (<https://www.slingshot.space/>)

