

# ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ КОНТРОЛЯ ЦЕЛОСТНОСТИ ГОРНОДОБЫВАЮЩЕГО ОБОРУДОВАНИЯ<sup>1</sup>

## FORMULATION OF THE MACHINE LEARNING PROBLEM FOR THE INTEGRITY OF MINING EQUIPMENT MONITORING<sup>2</sup>

**N. Toichkin  
N. Vinogradov**

*Summary.* The presented project is aimed at creating an information system for monitoring the integrity of mining equipment using machine learning methods. The study proposes a method for creating a synthetic training set by generating raster images of an object with its structure destroyed at different angles and incorporating white noise to simulate unpredictable conditions often present in the mining industry. This will help the model develop reliability and adaptability to various environmental factors that may affect the integrity of the equipment. By generating raster images of objects with varying degrees of structural failure from different angles, the model will learn to identify and analyze the integrity of mining equipment in real time. The project's goal is to transform the monitoring and control of mining equipment using advanced machine learning techniques, improving efficiency, productivity and safety in the industry.

*Keywords:* machine learning, model, neural network, mining equipment, information system, training set.

**Тоичкин Николай Александрович**

Кандидат технических наук, доцент, Мурманский  
арктический университет, Анапиты, Россия  
toichkin@list.ru

**Виноградов Никита Константинович**

Мурманский арктический университет,  
Анапиты, Россия  
nikitik.2001@mail.ru

*Аннотация.* Представленный проект направлен на создание информационной системы контроля целостности горнодобывающего оборудования с использованием методов машинного обучения. В исследовании предлагается метод создания синтетической обучающей выборки через генерацию растровых изображений объекта с разрушениями его структуры, под разными углами и включением белого шума для имитации непредсказуемых условий, часто присутствующих в горнодобывающей промышленности. Это поможет модели развить надежность и адаптивность к различным факторам окружающей среды, которые могут повлиять на целостность оборудования. Генерируя растровые изображения объектов с различной степенью разрушения конструкции под разными углами, модель научится выявлять и анализировать целостность горнодобывающего оборудования в режиме реального времени. Цель проекта — преобразовать мониторинг и управление горнодобывающим оборудованием с помощью передовых методов машинного обучения, повышая эффективность, производительность и безопасность в отрасли.

*Ключевые слова:* машинное обучение, модель, нейронная сеть, горнодобывающее оборудование, информационная система, обучающая выборка.

## Введение

С первой половины XX века и по настоящее время добыча минералов открытым способом является одним из важных методов получения полезных ископаемых ряда стран, включая Россию. Для чего используется большое количество горной техники. Сильно изнашиваемой частью такой техники являются их рабочие органы, особенно такие их части как коронки рыхлителей, ножей отвалов, зубьев ковшей экскаваторов [1]. Недостаточно эффективное использование землеройной техники в значительной степени объясняется интенсивным изнашиванием рабочих деталей [2]. За время работы рабочие органы, в результате изнашивания, уменьшается на 25–35 % после чего они направляется

на утилизацию или на переплавку. При интенсивном использовании такой техники, срок службы наиболее подверженных риску поломки деталей, может составлять всего несколько часов.

Такие повреждения возможно быстро диагностировать при помощи видеофиксации, после чего сигнализировать водителю об отводе техники на ремонт. При этом вся полученная информация фиксируется в системах хранения для дальнейшего анализа и составления отчетов. Для реализации данного процесса необходимо построить информационную систему, использующую технологии машинного обучения для идентификации поломок.

<sup>1</sup> Исследование выполнено в рамках инициативной НИОКР «Проектирование информационной системы предиктивной диагностики горнопромышленного оборудования предприятий Мурманской области с использованием моделей машинного обучения».

<sup>2</sup> The study was carried out within the framework of the initiative R&D «Design of an information system for predictive diagnostics of mining equipment at enterprises in the Murmansk region using machine learning models».

**Обзор существующих решений**

Для создания информационной системы, которая будет выявлять механические повреждения необходим метод детекции объектов.

В настоящее время существует несколько распространенных моделей, используемых для обнаружения объектов в видеопотоке. Каждая из этих моделей, включая Faster R-CNN, Mask R-CNN, RFCN, SSD, FPN, RetinaNet, CNN и YOLOv3, имеет свои сильные и слабые стороны, что делает их выбор зависимым от конкретной поставленной задачи [3].

Эти модели используют три основных подхода к обнаружению объектов:

1. Модели, использующие классическую технику скользящего окна при различных масштабах входного изображения. Этот метод предполагает перемещение окна по изображению разных размеров для идентификации объектов. Хотя этот подход прост, он может быть дорогостоящим в вычислительном отношении.
2. Двухэтапные методы очень точны, но могут ухудшить производительность. Эти методы состоят из двух этапов: на первом, сеть предложений регионов (RPN) сканирует изображение и определяет потенциальные области, где могут присутствовать объекты. Далее области интереса классифицируются для определения категории объекта. Хотя этот подход обеспечивает хорошую точность, он может быть медленнее по сравнению с другими методами.
3. Одношаговые методы объединяют локализацию и классификацию объектов в один этап. Хотя эти методы более быстрые и эффективные, их точность может немного снизиться по сравнению с двухэтапными методами.

Таким образом, выбор подходящей модели обнаружения объектов зависит от конкретных требований задачи. Для определения наиболее подходящей модели

для данного сценария следует учитывать такие факторы, как точность, скорость и вычислительные ресурсы.

Алгоритм Mask R-CNN, который был представлен в 2017 году как улучшение алгоритма Faster R-CNN, предлагает возможность сегментировать экземпляры объектов на изображениях, а не просто использоваться для обнаружения объектов, создавая ограничивающие рамки и классификации. Сегментация экземпляров — это метод компьютерного зрения, используемый специально для обнаружения объектов на уровне пикселей. Основные преимущества этой модели заключаются в том, что она проста в освоении, быстра и может применяться ко многим задачам машинного обучения, а минус в том, что она не отслеживает обнаруженные объекты [4].

Метод обнаружения объектов Виолы — Джонса был разработан для обнаружения лиц в реальном времени в изображениях. Этот метод сводит задачу обнаружения к задаче бинарной классификации в каждой точке изображения, то есть для каждой прямоугольной области изображения, снятой при всех видах сдвигов и масштабов, выдвигается гипотеза о наличии целевого объекта в заданном пространстве, при этом область тестируется с использованием предварительно обученного классификатора.

Данный метод использует прямоугольные признаки Хаара, значение которых рассчитывается как разность сумм интенсивностей пикселей участков изображения внутри соседних прямоугольников. Для эффективного расчета значения свойств, подобных Хаару, используется целостное изображение [5].

**Постановка задачи контроля целостности горнодобывающего оборудования**

В рамках представленной работы предлагается использовать архитектуру информационной системы, включающую следующие основные модули (рис. 1).

Ниже приведено описание основных модулей рассматриваемой архитектуры.

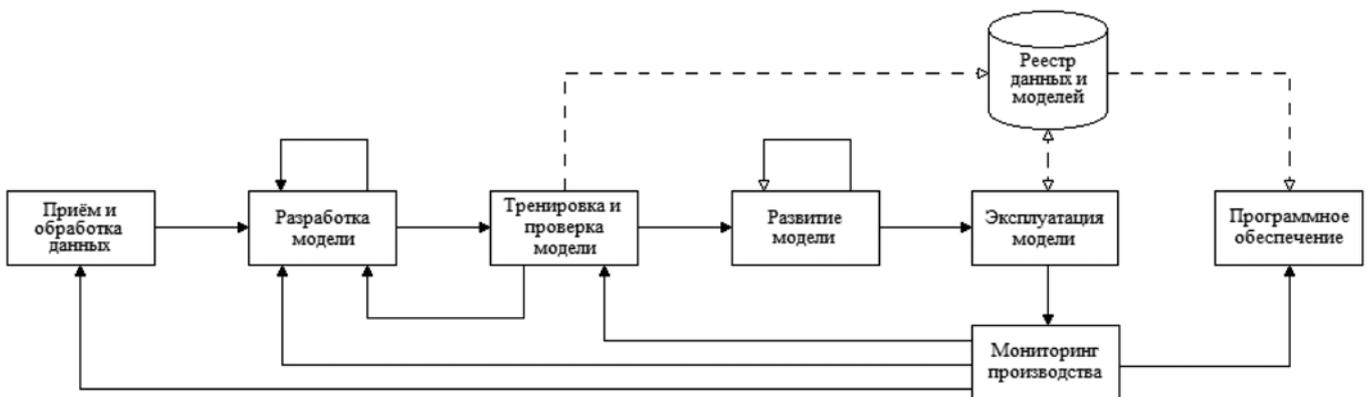


Рис. 1. Архитектура информационной системы контроля целостности горнодобывающего оборудования

*Приём и обработка данных.* Формирование новых или изменение имеющихся данных, необходимых для обучения модели. Для имплементации моделей машинного обучения, содержащих большое количество данных видеопотока, в производственный цикл, потребуются современные технологии обработки больших данных (Big Data) [6]. В качестве архитектуры предлагаем использовать архитектуру Карра, которая отлично подходит для обработки больших данных в режиме реального времени и потребляет меньше ресурсов в сравнении с другими архитектурами онлайн аналитики. В качестве конкретного решения можно применять фреймворк Apache Spark, который по сути является стандартом при работе с большими данными в режиме реального времени.

*Разработка модели.* Включает подготовку и разметку данных, выбор модели машинного обучения, подбор гиперпараметров модели, разбиение выборки на тестовую и обучающую части.

В качестве метода машинного обучения предполагается использоваться свёрточную нейронную сеть (CNN), которая относится к типу нейронных сетей, предназначенных для наиболее эффективного анализа двумерных и трёхмерных входных данных. Например, в качестве трёхмерного массива входных данных может служить RGB-изображение. Можно выделить следующие преимущества СНС относительно других нейросетей [7]:

- затраченное время значительно снизилось относительно перцептрона из-за меньшего числа параметров, требующих настройки;
- более высокий уровень определения деталей на входном изображении в силу применения множества карт признаков на одном слое;
- возможность использовать низкоуровневые признаки для формирования высокоуровневых в области одного класса с применением ядер свёртки относительно малого размера.

*Тренировка и проверка модели.* Обучение модели будет производиться на синтетических данных [8], т.к. получение реальных данных по поломкам горной техники, затруднительно. Такие данные, являются искусственными, они имитируют наблюдения реального мира, и будут использованы для обучения модели. Эта синтетическая обучающая выборка будет использоваться для обучения модели машинного обучения точному обнаружению и классификации различных типов повреждений, которые могут возникнуть в горнодобывающем оборудовании. В качестве примера работы системы поставлена цель распознать зашумлённые зубья ковша экскаватора (рис. 2).

Для генерации синтетической обучающей выборки потребуется разработка программного скрипта, с ис-

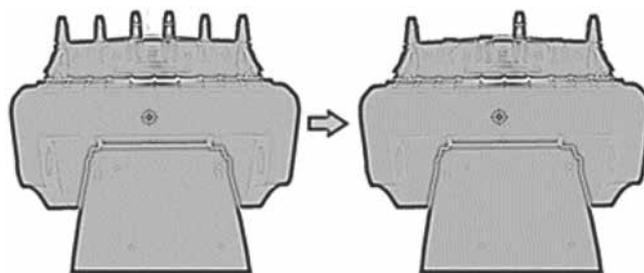


Рис. 2. Пример шаблона данных для обучения

пользованием языка программирования Python. Скрипт будет использоваться для создания растровых изображений ковша с поломками на основе шаблонов, разработанных в среде 3D моделирования Blender, к которым будет добавлен белый шум и артефакты, а также применяться повороты на разные углы.

После формирования обучающей выборки начнётся процесс обучения модели с помощью свёрточной нейронной сети. По окончании которого начнётся этап тестирования на той части сгенерированной выборки, которая не использовалась в процессе обучения модели. На этом этапе происходит проверка умеет ли модель обобщать, что является истинным свидетельством ее эффективности. В процессе проверки модели предполагается использовать следующие метрики:

- Loss — основана на истинно положительных (TP), истинно отрицательных (TN), ложно положительных (FP) и ложно отрицательных (FN) исходах.
- Accuracy — показывает количество положительных исходов класса к общему количеству исходов.
- Precision — показывает количество истинно положительных (TP) исходов из всего набора положительных исходов.

В результате, модель, обученная на синтетических данных, будет применяться в работе с реальными данными, полученными с видеокамер, установленных на горнодобывающей технике.

## Заключение

Предлагаемая информационная система будет использовать возможности алгоритмов машинного обучения для непрерывного мониторинга состояния горнодобывающего оборудования, позволяя заранее обнаруживать потенциальные сбои или структурные проблемы. Предоставляя информацию в режиме реального времени, эта система поможет горнодобывающим компаниям оптимизировать графики технического обслуживания, сократить время простоев и обеспечить безопасность своей деятельности.

Внедрение предлагаемой информационной системы потребует минимальных изменений в конструкции существующего горнодобывающего оборудования.

В первую очередь это будет связано с установкой видеокамер для захвата изображения проверяемых объектов как днем, так и ночью. Основные расходы, связанные с этим проектом, будут включать приобретение и уста-

новку специализированных камер, а также расширение вычислительных возможностей и обучение нейронной сети для оценки состояний горнодобывающего оборудования.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Болобов, В.И. Влияние вида горной породы на закономерности изнашивания коронки зуба ковша экскаватора / В.И. Болобов, Э.В. Ахмеров, И.В. Ракитин // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). — 2022. — № 6-2. — С. 189–204.
2. Дэлэг, Д. Возможность применения расчетной программы для исследования износа зубьев ковша экскаватора / Д. Дэлэг, Н. Пурэвдорж // Механика XXI века. — 2007. — № 6. — С. 38–40.
3. Гулицкий, А.А. Применение свёрточных нейронных сетей для задачи детектирования объектов в реальном времени / А.А. Гулицкий, Э.А. Чернявская // Компьютерные технологии и анализ данных (CTDA'2020): материалы II Международной научно-практической конференции, Минск, 23–24 апреля 2020 года. — Минск: Белорусский государственный университет, 2020. — С. 181–185.
4. He K. Et al. Mask r-cnn // Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. — 2017. — С. 2961–2969
5. Training Viola-Jones Detectors for 3D Objects Based on Fully Synthetic Data for Use in Rescue Missions with UAV / S.A. Usilin, V.V. Arlazarov, N. S. Rokhlin [et al.] // Bulletin of the South Ural State University. Series: Mathematical Modelling, Programming and Computer Software. — 2020. — Vol. 13, No. 4. — P. 94–106.
6. Тихонов, А.А. Большие данные и глубокое машинное обучение в искусственных нейронных сетях / А.А. Тихонов // Наука и образование сегодня. — 2018. — № 6(29). — С. 35–38.
7. Загинайло, М.В. Свёрточные нейронные сети и алгоритмы для их обучения / М.В. Загинайло, В.А. Фатхи // Инновации. Наука. Образование. — 2021. — № 35. — С. 448–455.
8. Пчелинцев, С. Метод создания синтетических наборов данных для обучения нейросетевых моделей распознаванию объектов / С. Пчелинцев, М.А. Юляшков, О.А. Ковалева // Информационно-управляющие системы. — 2022. — № 3(118). — С. 9–19.

© Тоичкин Николай Александрович (toichkin@list.ru); Виноградов Никита Константинович (nikitik.2001@mail.ru)  
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»