

УДК 004.89

Разработка экспертной система оценки степени засора и металлического лома на участке подготовки лома ЛПК АО «ВМЗ» по изображениям содержимого разгружаемых транспортных средств

Дзюб И.С., Белякова А.С., Стронкин Д.А.

В данной работе рассматриваются основные технические решения и архитектура системы компьютерного зрения для оценки степени засора и металлического лома с применением элементов искусственного интеллекта

Ключевые слова: Компьютерное зрение, машинное обучение, металлолом, распознавание образов, регрессионная модель, металлургия.

Введение

Приемка металлического лома является важной технологической операцией в процессе заготовки лома черных металлов.

Лом и отходы черных металлов являются, в настоящее время, основной составляющей себестоимости продукции, производимой в электродуговых сталеплавильных печах. 80-85% затрат приходится на закупку лома в структуре себестоимости итоговой продукции, в зависимости от закупочной цены, а также оказывают одно из ключевых влияний на энерготехнологические составляющие процесса выплавки стали. От качества лома зависит расход электроэнергии, кислорода, огнеупоров, электродов, природного газа. [1]

В процессе данной операции приемщик определяет принадлежность принимаемого лома к одному из стандартных видов лома, а также определяет степень засоренности лома немагнитными примесями.

Некоторые виды примесей (резина и изделия из нее, металлокорд с остатками резины, полимерные, огнеупорные, каменные, битумные материалы, минеральное волокно и т.п.) отрицательно влияют на качество и безопасность плавки.

Остальные виды примесей в ограниченном количестве не влияют на качество выплавляемого металла (влага в разных агрегатных состояниях, древесные материалы, земля, песок, ветошь, остатки масляных смазочных и консервационных жидкостей и т.п.).

Тем не менее, наличие данных примесей в ломе отрицательно сказывается на экономической эффективности и экологии плавки, т.к.

необходимо затратить энергию на нагрев и последующее выведение в угар и шлак данных примесей

Также следует заметить, что оплата поставщику лома проводится по фактическому весу принимаемого лома. При этом в промышленных условиях отделение примесей в процессе приемки лома обычно не производится, что не дает возможности провести измерение степени засора путем взвешивания. (засор рассыпается, нельзя отделить весь засор).

Общепринятой практикой является определение уровня засора контролером лома визуальным методом. Данный метод рекомендован как устаревшим ГОСТ 2787-75, так и актуальным п. 7.3.1.3. ГОСТ 2787-2019.

Данный метод имеет следующие недостатки:

Наличие персонала в опасной зоне движения транспортных средств и работы грузоподъемных механизмов и вредных условий труда (запылённость воздуха, повышенный уровень шума, перепады температур)

Высокая степень субъективизма. По проведенному нами анализу результатов независимой оценки одной и той же партии лома тремя разными контроллерами, стандартное отклонение между самой низкой и самой высокой оценкой для выборки из 1000 партий составило 0.4%. Учитывая, что максимальный уровень оцениваемого засора не превышает 6%, это достаточно высокая погрешность.

Также наш анализ данных оценки показал, что разные контролёры имеют склонность в среднем занижать или завышать оценку.

Для решения вышеуказанных проблем на АО ВМЗ принято решение о разработке экспертной системы экспертная система оценки степени засора и металлического лома на участке подготовки лома ЛПК АО «ВМЗ» по изображениям содержимого разгружаемых транспортных средств

В отличие от уже известных внедренных систем (НЛМК «Калуга», «RAMON SCIENCE & TECHNOLOGY CO., LTD КНР) использующих метод семантической сегментации, разрабатываемая на АО «ВМЗ» использует для определения засора класса лома визуальные трансформеры с регрессионным и классификационными слоями соответственно, что дает возможность проводить обучение моделей по датасету, составленному из послойных изображений содержимого транспортного средства без необходимости аннотаций выделением сегментов засора и чистого лома, что снижает трудоемкость разметки и позволяет эффективно реализовать концепцию Human-in-the-Loop, что позволяет непрерывно повышать качество работы моделей

Описание объекта автоматизации:

На рис. 1 представлена схема расположения камер на участке.

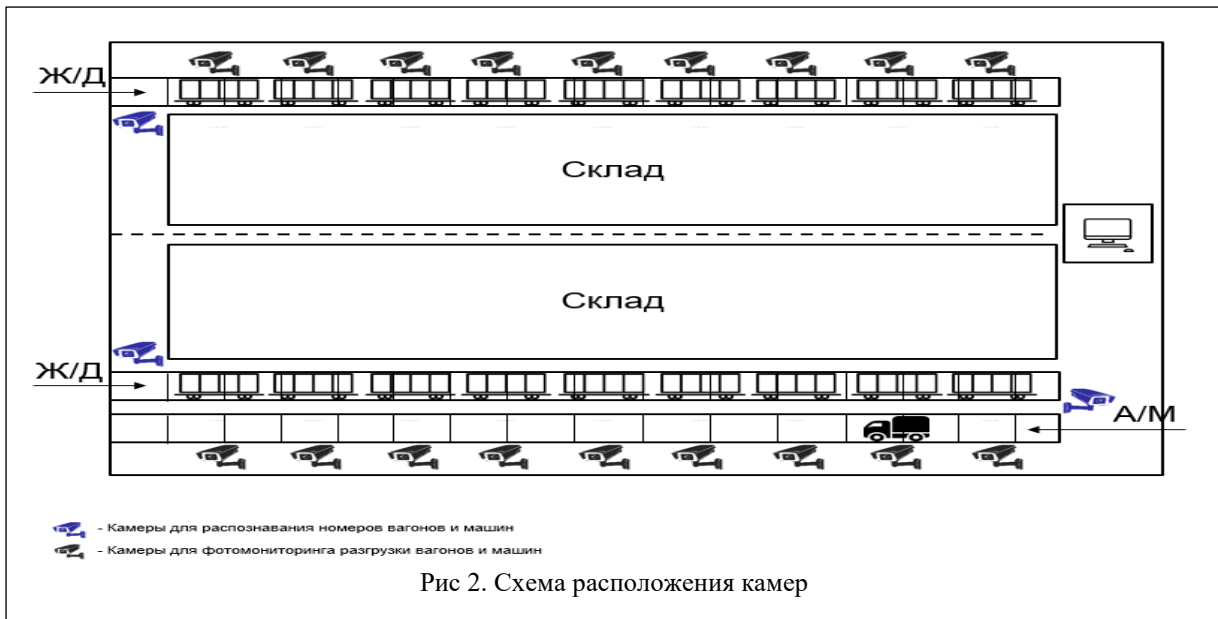
Участок подготовки лома осуществляет выгрузку металлического лома из железнодорожных вагонов и грузовых автомобилей. Выгрузка производится семью мостовыми кранами, оснащенными электрическими магнитами. Лом выгружается на склад, для последующей загрузки в бадью, которая в свою очередь производит завалку дуговой сталеплавильной печи (ДСП). В процессе выгрузки производится приемка лома сотрудниками ОТК.

Текущий процесс приемки (AS-IS) выглядит следующим образом:

1. Бригадир участка проводит постановку транспортного средства в позицию выгрузки
2. Машинист крана производит выгрузку лома на склад
3. Контроллер ОТК производит фотофиксацию слоев выгружаемого лома посредством цифрового фотоаппарата и проводит визуальную оценку класса лома и уровня засора



Рис 1. Фотография слоя выгружаемого лома



4. По результатам выгрузки партии лома составляется акт приемки лома, в котором указывается фактический класс лома и процент засора.

Блок - схема целевого процесса приемки после внедрения системы (ТО ВЕ) приведена на рис. 3.

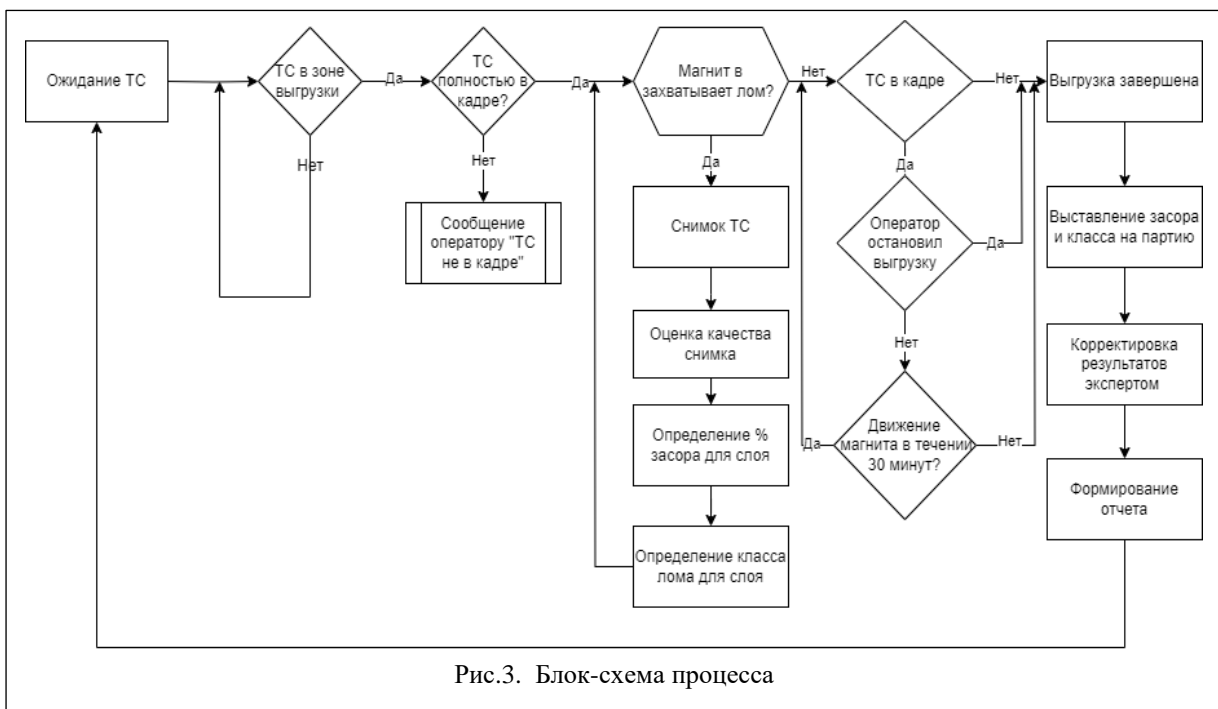
Бригадир участка проводит постановку транспортного средства в позицию выгрузки

1. Система автоматически фиксирует факт прибытия транспортного средства в позицию выгрузки

2. Система контролирует правильность постановки ТС в позицию выгрузки (ТС должно полностью находиться в кадре). В случае неправильной постановки система выдает предупреждение. Бригадир исправляет постановку ТС. После корректной постановки система начинает процесс фиксации выгрузки.

3. Сотрудник ОТК производит привязку номера транспортного средства к позиции выгрузки.

4. Машинист крана производит выгрузку лома на склад



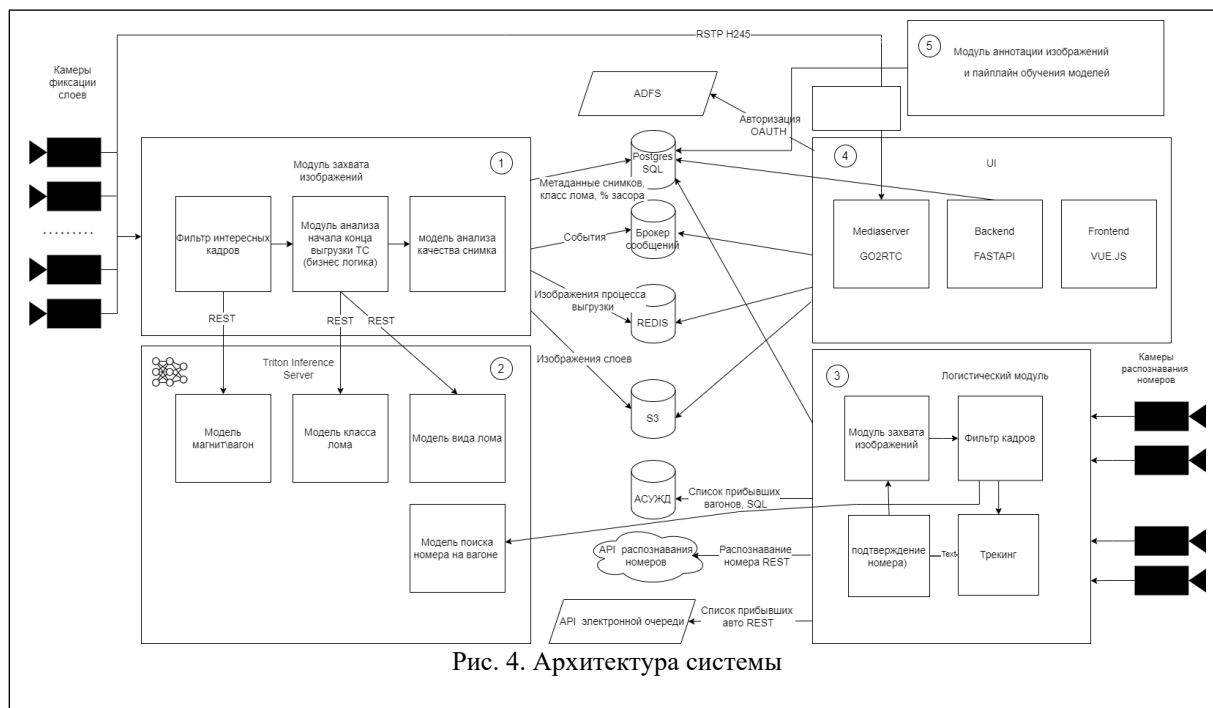


Рис. 4. Архитектура системы

5. Система автоматически фотографирует слои выгружаемого лома

6. Система анализирует полученные изображения и оценивает качество снимка, определяет процент засора и класс лома в выгружаемых слоях.

7. По завершении движений магнита система автоматически финализирует выгрузку, если не было движений магнита в течении 30 минут или ТС уехало из позиции выгрузки (смотря что наступит раньше).

8. Также оператор имеет возможность принудительно завершить выгрузку.

9. После завершения выгрузки система выставляет средний засор на содержимое ТС (далее партия) и класс лома.

10. Оператор подтверждает результаты оценки партии, в случае несогласия с оценкой системы выставляет свою оценку. Обе оценки сохраняются в базе данных системы для контроля и последующего анализа отклонений.

Система ожидает прибытия новых ТС.

Функциональная архитектура системы

С целью снижения затрат заказчиком было принято решение о максимальном использовании свободно распространяемого ПО.

Функциональная архитектура системы представлена на рис .4.

Система состоит из 5 модулей. В качестве сервисной шины вступает брокер сообщений.

Взаимодействие между модулями осуществляется при помощи следующего набора компонентов:

- База данных SQL (PostgreSQL)
- База данных ключ-значение (Redis)
- Брокер сообщений (механизм NOTIFY\LISTEN PostgreSQL)
- Объектное хранилище S3 (Minio)
- Система имеет интеграции со следующими системами:
 - ADFS (прозрачная авторизация и аутентификация пользователей)
 - АСУЖД – получение данных о прибывающих на выгрузку вагонах
 - Электронная очередь - получение данных о прибывающих на выгрузку автомобилях
 - Внешнее API распознавания автомобильных и железнодорожных номеров.

Модуль захвата изображений

Детектирует событие прибытия транспортного средства в зону выгрузки.

В случае заезда и выезда магнита из области ТС выставляется статус начала выгрузки.

Фотофиксация слоев выгрузки происходит по правилу «магнит заехал и выехал из области ТС». Первое фото выгрузки фиксируется через 1-2 мин после присвоения статуса выгрузки «ТС в кадре». Последнее фото выгрузки фиксируется после присвоения статуса выгрузки «Выгрузка завершена». Количество фото равно количеству опусканий магнита в ТС.

Определение статусов производится при помощи вызова модели магнит-вагон.

Данные фотографии сохраняются в объектном хранилище, данные о принадлежности фото к выгрузке партии сохраняются в БД.

Изображения подаются на вход моделей определения уровня засора и класса лома, размещенных в модуле инференса нейронных сетей.

Вызов моделей производится модулем захвата изображений через API, при получении запроса сервис, где расположены регрессионная модель и классификатор создается фоновая задача, это необходимо для того, чтобы основной цикл обработки видеопотока не имел существенные задержки выполнения.

Модуль инференса нейронных сетей

Представляет из себя специализированный сервер инференса на базе NVIDIA Triton Inference Server.

Обеспечивает унифицированное развертывание и вызов нейросетевых моделей сетей.

В проекте используются следующие нейронные сети:

- детектор YOLOv8[4]. Детектирует объекты двух классов: транспортное средство и магнит. Анализ факта наличия, взаимного расположения и движения объектов позволяет определять события приезда\отъезда ТС, правильность постановки ТС, начала\конца выгрузки, момент захвата изображения слоя.]

- регрессионная модель засора визуальный трансформер swin_v2[2], оценивает уровень засора в % по изображению слоя

- модель класса лома swin_v2 (классификатор)

Логистический модуль

Предназначен для автоматизации сопоставления номера транспортного средства с позицией выгрузки. Ввиду особенностей участка, практически невозможно без удвоения количества камер наблюдать номера ТС в позиции выгрузки.

Модуль получает номера приезжающих ТС через интеграцию из системы АСУЖД и системы электронной очереди, подтверждает данные считыванием номеров на въезде на участок.

Процесс сопоставления номеров вагонов выглядит следующим образом:

1. Железнодорожный состав приезжает через въездную зону участка приемки металлолома, где камерой видеонаблюдения происходит фиксация номеров вагона. Зафиксированные номера добавляются в базу данных.

2. Когда железнодорожный состав остановился, логистический модуль ожидает из брокера сообщений статус о начале выгрузке из любого вагона, это индикация что вагоны больше не сместятся со своих зон под камерами.

3. После начала выгрузки вагонов, происходит опрос двух компонент системы: 1. Модуля захвата – под какими камерами встали вагоны. 2. Базы данных – в каком порядке расположены номера вагонов. Нумерация камер в приложение происходит слева направо, а приезжающие вагоны подчиняются принципу очереди, то есть нумерация справа налево, необходимо инвертировать список с нумерацией камер для корректного сопоставления номера вагона и окна выгрузки.

4. После сопоставления происходит обновление записи о выгрузке, добавляется номер транспортного средства.

Данный алгоритм применяется к железнодорожному транспорту. Способ автоматического сопоставления номеров для автомобильного транспорта в настоящее время находится в стадии разработки.

Модуль пользовательского интерфейса

Отвечает за взаимодействие с оператором

Основные функции:

- визуальный контроль постановки транспортных средств под выгрузку
 - автоматизация визуального контроль выгрузки ТС (система отображает видео с позиций, где идет активная выгрузка)
 - сопоставление номера ТС с позицией выгрузки
 - контроль статуса выгрузки
 - оповещение оператора о критическом уровне засора
 - при необходимости – ручном закрытии выгрузки
 - формирование реестра выгрузок
 - формирование отчета по выгрузке ТС
- Модуль реализован на фреймворках FAST.API и Vue.js

Модуль аннотации изображений и пайплайн обучения моделей

Предназначен для автоматизации процесса сбора и аннотации датасета, обучения моделей, сохранения гиперпараметров и результатов обучения, формирования отчетов по статусу аннотации и качеству модели.

Датасет собирается при помощи MVP системы, обезличено (скрыта информация о дате выгрузки и номере транспортного средства), фиксирующего выгрузки партий лома в автоматическом режиме.

Затем полученные пакеты послыхных изображений партий лома передаются в модуль аннотации, представляющий из себя приложение с веб интерфейсом. Каждая партия направляется на оценку трем случайно выбранными экспертам из 12.

Эксперт просматривает изображения слоев назначенных на него партий лома и выставляет оценку уровня засора и класса лома на партию.

Для численной оценки засора лома проводится усреднение оценки. В случае если максимальная и минимальная оценка различаются более чем на 0.4%, выгрузка направляется на оценку старшему эксперту, который ставит четвертую оценку. В этом случае усредняются 3 ближайшие к мнению старшего эксперта оценки.

Для классификации лома учитываются минимум 2 совпавших классификации, если все 3 эксперта выбрали разные классы, то данная партия отправляется на оценку старшему экс-

перту. Затем операция сравнения повторяется, в качестве итоговой оценки принимается оценка старшего эксперта, в случае, если с ней совпала хотя бы одна из экспертных оценок. В противном случае данная партия не добавляется в датасет.

После каждого обучения моделей формируется автоматически отчет, который содержит следующие элементы:

1. Количество изображений
2. Количество вагонов
3. Распределение вагонов в тренировочной, валидационной, тестовой выборках
4. Диаграммы рассеяния ошибок регрессионной модели относительно оценки разметчиков
5. Средняя абсолютная ошибка и коэффициент детерминации для всех выборок

Результаты обучения на тестовой выборке: Средняя абсолютная ошибка – 0.39, коэффициент детерминации – 0.71. Обучения происходит на послыхных данных выгрузок вагона, но в требованиях системы так же есть требования для выставления итоговых значений по засору и класса на вагон.

На данный момент итоговый класс выставляется как самый частотный класс из послыхных данных, а засор как среднее арифметическое от послыхных результатов по засору. Средняя абсолютная ошибка сгруппированных данных – 0.32, коэффициент детерминации – 0.83.

Заключение

В результате выполнения работы проведено описание текущего и определение целевого бизнес процесса приемки металлического лома. Внедрение целевого процесса позволит повысить объективность оценки качественных показателей принимаемого лома, снизит трудозатраты на приемку лома, снизит уровень влияния опасных и вредных производственных факторов на приемщиков лома. А также:

- Разработана архитектура экспертной системы и выбраны компоненты системы (СУБД, медиасервер, библиотеки, фреймворки) с учетом требования применения свободно распространяемого ПО.
- Создан пайплайн аннотации датасета обучения моделей, разработана и внедрена методика аннотации датасета экспертами.
- Выбрана архитектура нейронных сетей
- Собран и аннотирован экспертами датасет (более 1500 партий лома)

– Проведено обучение моделей машинного обучения.

– Удалось достичь приемлемой точности модели оценки засора. Средняя абсолютная ошибка сгруппированных данных – 0.32, коэффициент детерминации – 0.83, что ниже среднего разброса оценок экспертов. По мере дальнейшего накопления данных для обучения можно ожидать повышения точности модели.

– В процессе разработки создан работающий MVP системы. Ведутся работы по его продуктивизации.

Полученные результаты работы могут быть полезны при разработке и настройке работы аналогичных систем

Литература

1. Дегтярёва В.В., Плугарь М.С. Совершенствование бизнес-процесса оценки засоренности металлолома на основе внедрения цифровых инструментов // Russian Economic Bulletin. 2023. Том 6. № 2. С. 205 – 211.

2. Ze Liu, Yutong Lin, Yue Cao, Han Hu, Yixuan Wei, Zheng Zhang, Stephen Lin, Baining Guo/ Swin Transformer: Hierarchical Vision Transformer using Shifted Windows <https://arxiv.org/abs/2103.14030>

3. Xingjiao Wu, Luwei Xiao, Yixuan Sun, Junhang Zhang, Tianlong Ma, Liang He A Survey of Human-in-the-loop for Machine Learning <https://arxiv.org/abs/2108.00941>

4. Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, <https://arxiv.org/abs/1506.02640>

5. Центр развития компетенций в бизнес-информатике, логистике и управлении проектами Высшей школы бизнеса НИУ ВШЭ (ЦРК БИ-ЛУП). Цифровая трансформация бизнес-процессов. <https://hsbi.hse.ru/articles/tsifrovaya-transformatsiya-biznes-protsesov/>(дата обращения: 21.12.2022).

6. Пороховский, А.А. Цифровизация и искусственный интеллект: перспективы и вызовы // Экономика. Налоги. Право. 2020. Т. 13. № 2. С. 84 - 91. DOI: 10.26794/1999-849X-2020-13-2-84-91 EDN: LOWYMA

7. Бойчено М.М., Перчаткин А.В., Фимушин А.В. Сервис визуализации и расчета засоренности лома в вагонах ОКО-Сорт НЛМК (ОКО-Сорт НЛМК) <http://www.elibrary.ru/item.asp?id=50276393>

8. Камчатова Е.Ю., Чащин В.Д. Результаты цифровизации промышленности (на примере металлургического комплекса России) // Приоритетные и перспективные направления научно-технического развития Российской Федерации: материалы V-й Всероссийской научно-практической конференции, Москва, 16 февраля 2022 года / Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Государственный университет управления. Москва: Государственный университет управления, 2022. С. 232 - 235. EDN: LDMVOK

9. Digitala Vetenskapliga Arkivet. Teaching an AI to recycle by looking at scrap metal. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1670172/FULLTEXT01.pdf> (дата обращения: 10.01.2023).

10. Wen X., Famouri M., Hryniowski A., Wong A. (2021). AttendSeg: A tiny attention condenser neural network for semantic segmentation on the edge. arXiv preprint arXiv:2104.14623.

Поступила 18 мая 2023 г.

This paper discusses the main technical solutions and architecture of a computer vision system for assessing the degree of blockage and scrap metal using elements of artificial intelligence.

Key words: Computer vision, machine learning, scrap metal, pattern recognition, regression model, metallurgy.

Дзюб Илья Сергеевич – студент кафедры Программной инженерии Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

E-mail: dzyubilya@gmail.com.

Белякова Анна Сергеевна - к.т.н., доцент кафедры Программной инженерии Муромского института (филиала) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых».

Адрес: 602264, Муром, ул. Орловская, д. 23.

Сторонкин Даниил Андреевич - специалист направления по развитию цифровых технологий ООО «ОМК Информационные Технологии»

E-mail: storonkin_da1@omk.ru.

Адрес: 607060, Выкса, ул. Братьев Баташевых, д. 45