ЭЛЕКТРОННЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ В ОТРАСЛЯХ

Цифровизация бизнес-процессов в промышленности: оценка засоренности лома

Получено 16.08.2024

Доработано 18.10.2024

Принято 25.10.2024

УДК 338.45

JEL O33

DOI https://doi.org/10.26425/2658-3445-2024-7-4-4-14

Дегтярёва Виктория Владимировна

Канд. экон. наук, доц. каф. управления инновациями Государственный университет управления, г. Москва, Российская Федерация ORCID: 0000-0002-1165-1373 E-mail: iump@mail.ru

RNJATOHHA

В настоящее время в отрасли черной металлургии наблюдаются растущие тенденции по показателю «ломообразование», что требует более ответственного отношения и эффективных способов в последующих переделах производственной цепочки. Приведены прогнозы развития рынка лома черных металлов в перспективе до 2030 г. Представлены факты о возрастающих тенденциях применения машинного зрения в промышленном секторе в результате проведения кластеризации ключевых слов «машинное зрение и промышленность» на основе публикаций, размещенных в базе данных NCBI PubMed. Объект исследования — предприятия металлургической отрасли, в частности по ломозаготовке черных металлов. Предмет исследования — процесс оценки засоренности лома. Проведено сравнение традиционного процесса оценки лома и цифрового (на основе применения машинного зрения), которые визуализированы в виде алгоритмов последовательности шагов их реализации. Подтверждена гипотеза о более эффективном использовании технологии машинного зрения в технологическом производственном процессе оценки засоренности металлолома при его приеме для дальнейшего передела по сравнению с технологией, основанной на визуально-экспертной оценке. Представлены перспективы использования и коммерциализации цифрового сервиса, а также его влияние на прозрачность и надежность взаимодействия между контрагентами. Использовались такие научные методы, как библиометрический анализ литературы, посвященный вопросам применяемых методов и способов оценки качества выгружаемого лома, сравнительный анализ применяемых процессов оценки засоренности лома на основе рассмотренных алгоритмов, а также методы синтеза, которые обобщают результаты.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Промышленность, металлургия, подготовка лома, цифровизация бизнес-процессов, ответственное потребление, устойчивое развитие, машинное зрение, искусственный интеллект

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ:

Дегтярёва В.В. Цифровизация бизнес-процессов в промышленности: оценка засоренности лома//Е-Мапаgement. 2024. Т. 7, № 4. С. 4–14.

Статья доступна по лицензии Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0. всемирная (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



[©] Дегтярёва В.В., 2024.

ELECTRONIC MANAGEMENT IN VARIOUS FIELDS

Business processes digitalization in industry: assessing scrap metal contamination

Received 16.08.2024

Revised 18.10.2024

Accepted 25.10.2024

Viktoria V. Degtyareva

Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof. at the Innovation Management Department State University of Management, Moscow, Russian Federation

ORCID: 0000-0002-1165-1373

E-mail: iump@mail.ru

ABSTRACT

Currently, ferrous metallurgy industry is experiencing growing trends in the scrap indicator, which requires a more responsible attitude and effective methods in subsequent redistribution of the production chain. Forecasts of ferrous scrap market development in the perspective up to 2030 have been given. Facts about the increasing trends of machine vision application in the industrial sector as a result of "machine vision and industry" keyword clustering based on publications in the NCBI PubMed database have been presented. The object of the study is enterprises of metallurgical industry, in particular for ferrous metal scrap harvesting. The subject of the study is the process of scrap contamination assessment. Comparison of the traditional process of scrap assessment and the digital one (based on machine vision application), which are visualized in the form of the implementation steps sequence algorithms, has been carried out. The hypothesis about more effective use of machine vision technology in the technological production process of scrap metal contamination assessment when it is accepted for further processing in comparison with the technology based on visual-expert assessment has been confirmed. The prospects for the use and commercialization of the digital service have been presented, as well as its impact on transparency and reliability of interaction among contractors. Scientific methods such as bibliometric analysis of literature devoted to the issues of applied methods and techniques for assessing the quality of unloaded scrap, comparative analysis of applied processes for assessing scrap clogging based on the presented algorithms, as well as synthesis methods that summarize the results were used.

KEYWORDS

Industry, metallurgy, scrap preparation, business processes digitalization, responsible consumption, sustainable development, machine vision, artificial intelligence

FOR CITATION:

Degtyareva V.V. (2024) Business processes digitalization in industry: assessing scrap metal contamination. *E-Management*, vol. 7, no. 4, pp. 4–14. DOI: 10.26425/2658-3445-2024-7-4-4-14

© Degtyareva V.V., 2024.

This is an open access article under the CC BY 4.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



ВВЕДЕНИЕ / INTRODUCTION

Текущее состояние развития промышленности и экологическая обстановка в последнее время требуют ответственного потребления. Отрасль черной металлургии является одной из старейших в глобальной экономике и приносит значительный вклад в структуру мирового валового внутреннего продукта. В ней используются технологии разных укладов – от открытых, грязных способов добычи железной руды до применения цифровых инструментов и методов в производственном процессе и моделей машинного обучения в переработке металлолома. 30 % стали производиться из металлолома. При производстве одной т стали в традиционных доменных печах выделяется примерно 1,8 т CO₂. По разным оценкам одна т металлолома при производстве стали может сократить выбросы 1,5 т CO₂. На текущий момент по оценкам, представленным в отчете Ассоциации «Национальная саморегулируемая организация предприятий по обращению с ломом металлов, отходами производства и потребления», состояние рынка лома черных металлов в 2024 г. составит по компоненте «ломообразование» – 51 млн т, «потребление» – 23,1 млн т, «ломосбор» – 24 млн т. В результате анализа по двум трендовым, оказавшим наибольшее влияние на отрасль показателям – COVID в 2019 г. и санкционное давление после 2022 г. – можно проследить следующие тенденции.

Показатель «ломообразование» постепенно растет с 47,6 млн т в 2019 г. до 49,5 млн т в 2022 г. и достигнет (по прогнозам) 51 млн. т в 2024 г., что констатирует его наращивание ввиду увеличения количества лома при выбытии из эксплуатации металлосодержащих предметов и производстве металлов и металлоизделий. При этом доля старого лома в объеме рынка, который поступает в торговый оборот и в который входят амортизационный лом, собранный и переработанный ломопереработчиком до нужных потребителю стандартов, лом от вышедших из эксплуатации оборудования, машин и предметов, лом от переработанных железобетонных изделий, составляет 52–65 %.

Потребление лома черных металлов логично снизилось в 2019 г. во время частичной приостановки работы предприятий из-за COVID до 23,6 млн т по сравнению с 2018 г. (25,1 млн т). Санкции 2022 г. также оказали негативное влияние на потребление лома. Так, в 2022 г. данный показатель снизился более чем на 25 % с 26,6 млн т в 2021 г. до 19,9 млн т в 2022 г.

По показателю ломосбора произошел существенный обвал. Ломозаготовительная отрасль стала одной из самых пострадавших из-за санкций. Показатели провалились более чем на 32 % с 30,1 млн т в 2021 г. до 20,4 млн т в 2022 г. В годы пандемии COVID-19 тенденция была отрицательной, но не настолько. По сравнению с 2018 г. ломосбор снизился на 9,4 % с 29,7 до 26,9 млн т в 2019 г.

Отрасль лома черных металлов с 2021 г. придерживается политики регулирования экспорта. Путем квотирования можно постепенно нарастить недостаток и пробелы к 2030 г.

По результатам анализа тенденций рынка можно сделать вывод о перспективности его роста, в том числе за счет ответственного использования старого лома, который составляет более половины общего объема. Однако имеются некоторые сложности с его сбором. Так, эффективность сбора металлолома в Российской Федерации (далее – РФ, Россия) в два раза ниже, чем в развитых странах, в 2022 г.

Предприятиям, потребляющим лом черных металлов, для дальнейшей переработки приходится более тщательно относиться к технологическому процессу сортировки при приеме для достижения необходимых характеристик и марок стали. Регламентирует данный процесс на правовом уровне соответствующее Положение о лицензировании деятельности по заготовке, хранению, переработке и реализации лома черных и цветных металлов (Постановление Правительства РФ от 28 мая 2022 г. № 980)².

В отечественной и мировой практике применяются различные системы, позволяющие оценивать качество выгружаемого из вагонов металлолома при соблюдении требований оценки. Например, используются экспресс-анализаторы следующих типов: оптико-эмиссионные (спектрометры) и рентгено-флюорисцентные анализаторы [Шешуков и др., 2022]. Также применяются методы лазерно-индуцированной эмиссионной спек-

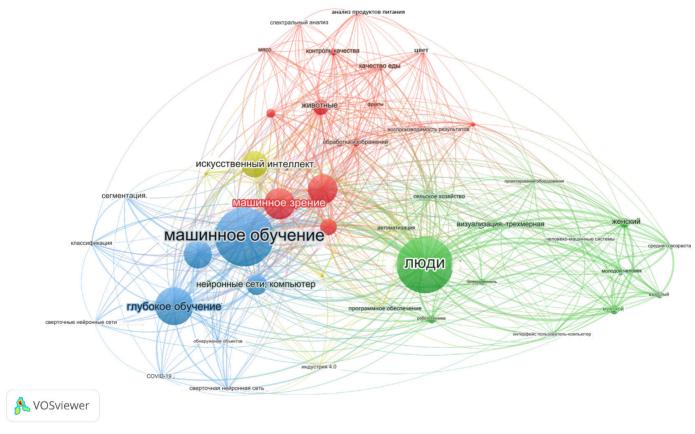
¹ Ассоциация НСРО РУСЛОМ.КОМ. Зеленый потенциал Металлургии России 2022–2030–2050. Ломозаготовительная отрасль. Режим доступа: https://opis-cdn.tinkoffjournal.ru/mercury/rus-lom.pdf (дата обращения: 13.08.2024).

² Постановление Правительства Российской Федерации от 28 мая 2022 г. № 980 «О некоторых вопросах лицензирования деятельности по заготовке, хранению, переработке и реализации лома черных и цветных металлов, а также обращения с ломом и отходами черных и цветных металлов и их отчуждения». Режим доступа: http://static.government.ru/media/acts/files/1202205310049.pdf (дата обращения: 13.08.2024).

троскопии для определения примесей в ломе [Kashiwakura et al, 2013; Srivastava et al, 2023]. Для анализа цветного лома применяются инструменты, основанные на гравитации, а также на машинном и компьютерном зрении [Meng et al, 2021; Chen et al, 2021; Li et al, 2021]. Машинное обучение начало входить в переделы современной металлургии. Отечественные исследователи подтверждают высокие положительные технические и экономические эффекты от применения машинного обучения [Жихарев и др., 2023].

В России системы с применением машинного зрения только начинают свое проникновение в область анализа прибывшего металлолома. Например, спроектирована система оценки степени засора и металлического лома на основе машинного зрения [Дзюб и др., 2023]. Имеется свидетельство о государственной регистрации программы для электронных вычислительных машин на сервис визуализации и расчета засоренности лома в вагонах ОКО-Сорт НЛМК [Бойченко и др., 2023]. Таким образом, необходимость поиска более эффективных решений для оценки качества металлолома, согласно элементам ГОСТ 2787-75 «Металлы черные вторичные», а именно визуальной оценке загрязнения металлолома, на основе использования цифрового или машинного зрения на сегодняшний день становится актуальной.

Возрастающую тенденцию применения машинного зрения в промышленности можно подтвердить библиометрическим анализом ключевых слов, проведенным на основе публикаций, размещенных в базе данных National Center for Biotechnology Information (NCBI PubMed)³. Кластеризация спектра ключевых слов по запросу «машинное зрение и промышленность» представлена на рис. 1.



Источник⁴ / Source⁴

Рис. 1. Кластеризация спектра ключевых слов по запросу «машинное зрение и промышленность» в публикациях NCBI PubMed (1960–2024 гг.) Fig. 1. Clustering of the given keywords for the "machine vision and industry" query in NCBI PubMed publications (1960–2024)

³ National Center for Biotechnology Information. Режим доступа: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/ (дата обращения: 13.08.2024).

⁴ National Center for Biotechnology Information. Machine rision and industry. Режим доступа: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/?term=machine+vision+and +industry&filter=years.1960-2024 (дата обращения: 13.08.2024).

Кластеризация проведена на основе 685 публикаций, отобранных в базе данных NCBI PubMed за период 1960–2024 гг. по поисковому запросу «machine vision and industry». С применением программы визуализации VOSviewer в проведенной выборке публикаций выявлено 2,244 тыс. ключевых слов. Частота встречаемости в массиве ключевых слов установлена в виде порогового значения 10 ед. В результате отобрано для последующей визуализации 44 ключевых слова.

На представленном рисунке увеличение размерности шрифта и соответствующий ключевому слову цветовой диаметр означают объем частотности указанного слова в выборке, толщина линии обозначает тесноту связи между анализируемыми словами. Проведенный анализ позволил выделить четыре основных кластера.

В первом (красном) кластере представлены работы, посвященные применению машинного зрения в различных отраслях, алгоритмы для обработки и воспроизводимости результатов.

Во втором (зеленом) кластере объединены публикации по вопросам использования людьми инструментов, позволяющих автоматизировать и роботизировать процессы, в том числе для промышленных целей.

Третий кластер (синий), самый крупный, включает публикации по вопросам машинного обучения, глубокого обучения, нейронных сетей, а также применения их для обнаружения объектов. Работы данного кластера являются самыми актуальными и пишутся с 2020 г.

Четвертый кластер (желтый) является предшественником с точки зрения временного представления работ, посвященных искусственному интеллекту. Время написания статей по данной тематике начинается с 2018 г. Работы пересекаются с тематикой Индустрии 4.0, автоматизацией, программным обеспечением для различных отраслей, а также применением нейронных прогнозных моделей.

Гипотеза исследования состоит в том, что технологии машинного зрения в технологическом производственном процессе для оценки уровня загрязненности металлолома при его приеме на предприятие и дальнейшего передела более эффективны по сравнению с технологией, основанной на визуально-экспертной оценке. Для подтверждения гипотезы рассмотрены два алгоритма оценки загрязнения металлолома на основе визуально-экспертной оценки и машинного зрения, применяемых обществом с ограниченной ответственностью (далее – ООО) «НЛМК-Калуга».

Перспективы применения технологии не будут ограничиваться только Группой НЛМК. Другие крупные игроки данной отрасли также рассматривают направления внедрения цифровых технологий в промышленный сектор [Камчатова и др., 2022]. При успешном трансфере инновационная цифровая технология оценки засоренности металлолома может значительно улучшить показатели отечественных металлургических компаний, что может стать базисом занятия страной лидерских позиций на мировом рынке [Brooks et al, 2019].

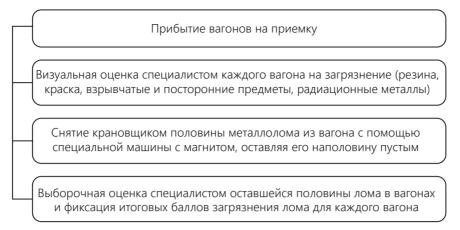
ВИЗУАЛЬНО-ЭКСПЕРТНАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОЦЕНКИ ЗАГРЯЗНЕНИЯ METAЛЛОЛОMA / VISUAL EXPERT TECHNOLOGY FOR ASSESSING SCRAP METAL CONTAMINATION

На предприятиях, принимающих лом, традиционно используют технологию его оценки согласно ГОСТ № 2787-2019 «Металлы черные вторичные» на основе визуального контроля⁵. Существующая технология не является совершенной в связи с тем, что оценка проводится в сложных условиях, должна быть соблюдена техника безопасности и зачастую специалисты не могут одновременно проводить осмотр нескольких вагонов, прибывших на разгрузку. Необходимо поддерживать непосредственную связь с крановщиками, которые по сигналу должны поднимать пласты лома для дальнейшего осмотра, что удлиняет процесс разгрузки. Также в зоне разгрузки по прибытии большого количества вагонов с ломом требуется присутствие целого штата высококвалифицированного персонала.

Визуальная оценка загрязнения лома происходит согласно стандартному алгоритму действий (рис. 2).

Достоверность результатов работы сотрудников нельзя оценить на 100 %. Человеческий фактор снижает уровень оценки прибывшего лома, что сказывается на дальнейшем технологическом процессе. Так, обнаружение уже в химическом составе определенных примесей может значительно удлинить процесс переработки и, как следствие, привести к удорожанию себестоимости готового изделия. В своих ранних исследованиях автор более подробно изучил проблемы визуально-экспертного метода оценки прибывшего лома [Дегтярева и др., 2023].

⁵ГОСТ 2787-2019. Металлы черные вторичные. Общие технические условия (введен в действие приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 24 сентября 2019 г. № 746-ст). Режим доступа: https://docs.cntd.ru/document/1200167862?section=text (дата обращения: 13.08.2024).



Составлено автором по материалам исследования / Compiled by the author on the materials of the study

Рис. 2. Алгоритм оценки загрязнения металлолома с применением визуально-экспертной технологии Fig. 2. Algorithm for assessing scrap metal contamination using visual expert technology

Проведя анализ алгоритма оценки загрязнения металлолома с применением визуально-экспертной технологии, автор подтверждает гипотезу о необходимости применения инновационных и современных технологий, например, созданных на основе искусственного интеллекта, для снятия существующих проблем и вызовов текущей общепринятой схемы работы металлургических предприятий, занимающихся переработкой черного лома. Положительная роль цифровизации в промышленности и ее влияние на производительность труда, управление и работу человека описаны в исследовании Т. Jeske с соавторами [Jeske et al, 2021]. Обзор литературы по цифровизации в управлении объектами и измерению эффективности управления объектами (вклад Индустрии 4.0 в глобальную эпоху) представлен в исследовании Lee J. с соавторами, согласно которому также подтверждается положительное влияние данной дефиниции [Lee et al, 2021].

ОБУЧЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ / TRAINING ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED ON IMAGE ANALYSIS

В металлургии применяются различные методы и алгоритмы искусственного интеллекта и машинного обучения. Подробное описание методов представлено в работе А.В. Мунтина с соавторами [Мунтин и др., 2023]. Примеры применения больших данных в технологических процессах производства металлургической продукции описаны во второй части исследования П.Ю. Жихарева с соавторами [Жихарев и др., 2023].

В рамках настоящего исследования представлен процесс глубокого обучения внедренного в производственный бизнес-процесс ООО «НЛМК-Калуга» сервиса визуализации и расчета засоренности лома в вагонах ОКО-Сорт НЛМК. Для улучшения контроля качества металлолома и оптимизации производственных процессов в рамках данного сервиса используется машинное зрение, в частности семантическая сегментация, для обнаружения элементов загрязнения алюминием по изображениям поставляемого металлолома. Семантическая сегментация – это метод компьютерного зрения, который автоматически делит изображение на разные сегменты и присваивает каждому семантическую метку из них.

Процесс обучения нейронной сети включает два ключевых этапа. На первом этапе модель обучается на основе базы данных, содержащей помеченные изображения. В ходе этого процесса сеть изучает структуру объектов на изображениях и учится группировать их в сегменты с помощью соответствующих алгоритмов. После того как обучение завершено, начинается второй этап — тестирование модели, где она проверяется на тестовых изображениях. Если нейронная сеть успешно идентифицирует сегменты на изображении в соответствии с разбиением, она готова к использованию в реальных условиях.

Примером семантической сегментации является визуальное определение элементов алюминия на представленной фотографии металлолома. Для реализации такой сегментации на практике используются специальные камеры высокого разрешения. В рамках технологического процесса, когда металлолом проходит через зону обнаружения, камеры фиксируют изображения. Затем эти изображения обрабатываются с помощью

алгоритмов компьютерного зрения. Алгоритмы обнаружения объектов определяют области на изображении, где присутствует металлический алюминий. Впоследствии происходит процесс сегментации, где каждый пиксель изображения помечается семантическим тегом, указывающим отношение к алюминиевой области. В результате на выходе получается изображение, на котором каждая область с алюминием четко очерчена и помечена.

Внедрение системы искусственного интеллекта в процесс анализа засоренности металлолома позволяет операторам-специалистам увидеть наличие алюминия в каждом вагоне во время разгрузки в режиме реального времени и принимать соответствующие решения для оптимизации производственных бизнес-процессов. В результате внедрения системы ОКО-Сорт НЛМК повышается эффективность операций, позволяющих осуществлять поиск примесей в ломе, и снижается вероятность ошибок в процессе сортировки металлолома.

СЕРВИС ЦИФРОВОГО МАШИННОГО ЗРЕНИЯ: ПРИМЕР ВНЕДРЕНИЯ В ООО «НЛМК-КАЛУГА» / DIGITAL MACHINE VISION SERVICE: IMPLEMENTING IN NLMK-KALUGA LLC CASE

Технологический процесс приемки лома в ООО «НЛМК-Калуга» до некоторого времени проводился на основе традиционного метода при помощи визуально-экспертной технологии. При переходе на цифровое развитие компания приняла решение сократить имеющиеся проблемы применения используемой старой технологии и внедрить инновационную систему на основе машинного зрения для оценки выгружаемого лома ОКО-Сорт НЛМК. Сотрудники-специалисты, принимающие лом, не могут распознать некоторые виды загрязнения, такие как земля, пластик и др., а обучаемое программное обеспечение может увидеть практически все, после грамотного процесса его настройки. В работах исследователей представлено описание преимуществ цифрового сервиса по сравнению с применяемым традиционным методом визуальной оценки лома [Дегтярева и др., 2023].

В компании при переходе на цифровую инновационную систему изменились обязанности сотрудниковспециалистов, принимающих лом. Их необходимо было переобучить работать с внедряемой цифровой системой, что не стало сложным и трудозатратным мероприятием. На экране специалист-оператор изучает визуальное представление лома в вагоне. При помощи обученного алгоритма отражаются % загрязненности, а также отнесение типа лома по определенной классификации. На основании данной информации специалист-оператор уже не сам принимает решение о приемке либо дополнительной сортировке лома, находящегося в вагоне — это делает цифровой сервис.

Сервис ОКО-Сорт НЛМК обучаем и может научиться распознавать не только элементы алюминия, но и запрещенные к выгрузке в вагонах предметы, такие как резиновые или чугунные аккумуляторы, а также потенциально взрывоопасные грузы, такие как неразрезанные газовые баллоны или гидроцилиндры. Он стал интеллектуальным за счет обучения нейросети на data-сете реальных данных, собранных из видео- и фотоматериалов, снятых 28 камерами, контролирующими разгрузку вагонов. Чтобы обучить искусственный интеллект распознавать различные типы объектов по изображениям, материалы помечены и переоценены группой экспертов. За полгода сформирована база изображений, по которой система обучалась при принятии решения и которая обеспечивала цифровому сервису необходимую точность.

По результатам обучения высказаны предложения по улучшению сервиса, например, повышение точности обнаружения примесей в металлоломе за счет использования данных фотодокументации вместе с программным алгоритмом для определения фактического процента загрязнения. Этого можно добиться путем обеспечения расширения и наполнения data-сета новыми цифровыми образами разгружаемого лома.

На текущий момент внедренный сервис стал основным инструментом в компании, направленным на оцифровку производственных бизнес-процессов. Проектирование и реализация проекта завершены на предприятии в течение 6 месяцев. Ожидаемые результаты внедрения цифровой системы описаны в раннем исследовании автора [Дегтярева и др., 2023].

АЛГОРИТМ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ СИСТЕМЫ OKO-COPT HЛMK В OOO «НЛМК-КАЛУГА» / FUNCTIONING ALGORITHM OF THE NLMK OKO-SORT NLMK SYSTEM IN NLMK-KALUGA LLC

При формировании последовательности шагов реализации внедряемого инновационного цифрового решения, основанного на машинном зрении, необходимо учесть имеющуюся информацию, получаемую и загружаемую в систему ранее ручным способом. После введения в эксплуатацию данные должны распознаваться и вводиться в базу на основе анализа визуального осмотра прибывших вагонов с ломом на разгрузку,

такие как номер вагона, транспортный пропуск, слои разгрузки. Важно также учитывать при приеме вагонов и подготовке отчета по ним данные о датах и времени, связанные с разгрузкой, началом осмотра, станцией отправителя и компанией грузоотправителя.

Последовательность шагов реализации и функционирования системы сервиса ОКО-Сорт НЛМК изображена на рис. 3. Алгоритм представлен 8 последовательными шагами, каждый из которых направлен на определенный этап оценки загрязненности металлолома.



Составлено автором по материалам исследования / Compiled by the author on the materials of the study

Рис. 3. Алгоритм оценки загрязнения металлолома с применением цифрового сервиса ОКО-Сорт НЛМК Fig. 3. Algorithm for assessing scrap metal contamination using the OKO-Sort NLMK digital service

Первый шаг алгоритма — это формирование данных после прибытия вагонов и занесения в систему управления. Второй шаг осуществляется на основе визуального осмотра при помощи видеокамер. На третьем этапе проводятся проверка и выдача обратной связи о корректности полученной информации. На четвертом шаге формируется карточка каждого вагона, поступившего на разгрузку. На пятом шаге проводятся обнаружение запрещенных к выгрузке предметов и при их наличии формирование предупредительного сигнала. Шестой этап совмещает принятие решения на основе данных, представленных в виде промежуточного отчета, на экране монитора и физического подтверждения контролером о продолжении или приостановке разгрузки. Седьмой шаг представляет проведение контролером аттестации вагона с послойным просмотром данных и внесением изменений по % загрязненности лома. На восьмом шаге алгоритма формируется итоговый отчет, который хранится в системе и включает все необходимые данные для передачи их на следующий этап передела и подготовки производственного процесса; имеющаяся информация используется для работы с компаниями-грузоотправителями при корректировке расчетов.

Безусловным преимуществом системы является возможность предоставить поставщику лома подробный послойный отчет о сданном сырье. Ее отличием является возможность дистанционной онлайн-оценки лома, которая экономит время поставщика, снижает затраты, связанные с простоем вагонов в ожидании проверок, а также позволяет оперативно корректировать места приема металлолома в случаях снижения качества сданного металлолома. В перспективе данная система может быть внедрена в производственные процессы подрядных организаций, компаний, поставляющих сырье на предприятие «НЛМК-Калуга».

Как упоминалось ранее, результатом каждого цикла анализа поступающего сырья на уровень загрязнения металлолома является генерируемый отчет, который служит основой для более прозрачного взаимодействия между металлургической компанией и поставщиками лома. Включение в отчет фото- и видеодокументации выгрузки вагонов служит доказательной базой в любых спорах или разногласиях, связанных с уровнем загрязнения металлолома, поставляемого подрядчиком. Таким образом, обеспечиваются справедливая оценка поступающего сырья и соответствующая оплата на основе фактических данных.

Внедрение технологии оценки загрязненности металлолома на основе искусственного интеллекта в бизнес-процессы поставщиков металлолома позволит повысить эффективность и точность оценки качества поставляемого сырья контрагентами. Интеграция данной технологии для компаний-поставщиков открывает перспективу минимизации ошибок при определении цены на поставляемую продукцию. Это обеспечивает более справедливую оценку качества и уровня загрязнения металлолома, что исключает возможные случаи получения ненадлежащей оплаты. Кроме того, использование технологии искусственного интеллекта позволяет поставщикам повысить свою конкурентоспособность, предоставляя более точные и надежные данные о качестве своей продукции. Это способствует улучшению репутации компании и привлечению новых клиентов благодаря высокому уровню сервиса и надежности.

Для ООО «НЛМК-Калуга» перспективы внедрения цифрового сервиса ОКО-Сорт НЛМК также значимы. Во-первых, компания может использовать разработанный сервис в качестве дополнительного источника дохода, проводя грамотный процесс трансфера технологии через лицензирование для других заинтересованных контрагентов и металлургических предприятий, занимающихся переработкой металлолома. Продажа или частичное отчуждение интеллектуальной собственности на разработанный цифровой сервис может стать существенным источником прибыли для организации, диверсифицировать потоки доходов компании и может быть осуществлено в зависимости от формы и условий договора. Во-вторых, использование лицензии на предоставляемый цифровой сервис контрагентами может укрепить рыночные позиции компании, подчеркнув ее экспертность в металлургии и области инновационных технологий. Это поспособствует привлечению новых контрагентов и установлению долгосрочных партнерских отношений. Таким образом, внедрение и перепродажа данной технологии — это не только способ улучшения внутренних производственных бизнес-процессов и повышения эффективности, но и потенциальный источник дополнительного дохода и укрепления рыночных позиций ООО «НЛМК-Калуга».

ЗАКЛЮЧЕНИЕ / CONCLUSION

На предприятии ООО «НЛМК-Калуга», входящем в Группу НЛМК, успешно внедрен новый цифровой сервис на основе технологий машинного зрения и искусственного интеллекта. Данный сервис автоматически определяет тип и качество поступающего металлолома, что значительно сокращает время, затрачиваемое

сотрудниками на контроль поступающей продукции, и ускоряет процесс разгрузки вагонов. Обладая точной информацией о качестве лома в режиме реального времени, компания может оперативно реагировать на изменения качества от поставщиков, повышая эффективность производства стали и экономя ресурсы.

Система видеоаналитики, основанная на машинном зрении и нескольких обученных нейронных сетях, позволяет анализировать 100 % поступающего на предприятие металлолома. До внедрения данной системы этот показатель был значительно ниже.

Данная система может быть адаптирована для различных хозяйствующих субъектов. Помимо металлургических предприятий, такая технология может быть успешно применена в крупных автомобильных корпорациях, где есть потребность в приеме и сортировке металлолома. Это позволит повысить эффективность процессов, снизить затраты и улучшить качество продукции в различных отраслях промышленности.

Внедрение технологии оценки загрязненности металлолома на основе искусственного интеллекта в бизнес-процессы поставщиков лома является существенным шагом на пути к повышению эффективности и прозрачности производственных цепочек. Система позволяет справедливо оценивать поставляемое сырье и соответствующую оплату, сводя к минимуму ошибки и споры. Для ООО «НЛМК-Калуга» это не только возможность увеличить выручку за счет продажи инновационных технологий, но и средство укрепить свои рыночные позиции и привлечь новых клиентов за счет высокого уровня сервиса и надежности. Такое внедрение является инвестицией в собственное развитие и в развитие отрасли в целом, способствует повышению качества продукции и конкурентоспособности на мировом рынке.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Бойченко М.М., Перчаткин А.В., Фимушин А.В. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023613105. Сервис визуализации и расчета засоренности лома в вагонах ОКО-Сорт НЛМК (ОКО-Сорт НЛМК): № 2023611096: заявл. 24.01.2023: опубл. 10.02.2023.

Дегтярева В.В., Плугарь М.С. Совершенствование бизнес-процесса оценки засоренности металлолома на основе внедрения цифровых инструментов. Russian Economic Bulletin. 2023;2(6):205–211.

Дзюб И.С., Белякова А.С., Стронкин Д.А. Разработка экспертной система оценки степени засора и металлического лома на участке подготовки лома ЛПК АО «ВМЗ» по изображениям содержимого разгружаемых транспортных средств. Методы и устройства передачи и обработки информации. 2023;25:57–63.

Жихарев П.Ю., Мунтин А.В., Брайко Д.А., Крючкова М.О. Искусственный интеллект и машинное обучение в металлургии. Часть 2. Примеры применения. Металлург. 2023;10:99–111.

Камчатова Е.Ю., Чащин В.Д. Результаты цифровизации промышленности (на примере металлургического комплекса России). В кн.: Приоритетные и перспективные направления научно-технического развития Российской Федерации: материалы V Всероссийской научно-практической конференции, Москва, 16 февраля 2022 г. М.: Государственный университет управления; 2022. С. 232–235.

Mунтин A.В., Жихарев $\Pi.Ю.$, 3инягин $A.\Gamma.$, Брайко Д.A. Искусственный интеллект и машинное обучение в металлургии. Часть 1. Методы и алгоритмы. Металлург. 2023;6:124–130. https://doi.org/10.52351/00260827_2023_06_124

Шешуков О. Ю., Мысик В. Ф., Некрасов И. В., Трегубова Ю. А. Актуальные вопросы подготовки лома к электроплавке. В кн.: Физико-химические основы металлургических процессов (ФХОМП 2022): материалы Международной научной конференции имени академика А.М. Самарина, посвященной 120-летию со дня рождения выдающегося ученого-металлурга, академика АН СССР Самарина А.М., 265-летию со дня основания Выксунского металлургического завода и 20-летию Выксунского филиала НИТУ «МИСиС», Выкса, 10–14 октября 2022 г. Выкса: Выксунский металлургический завод; 2022. С. 176–180.

Brooks L., Gaustad G., Gesing A., Mortvedt T., Freire F. Ferrous and non-ferrous recycling: Challenges and potential technology solutions. Waste Management. 2019;85:519–528. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.12.043

Chen S., Hu Z., Wang C., Pang Q., Hua L. Research on the process of small sample non-ferrous metal recognition and separation based on deep learning. Waste Management. 2021;126:266–273. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.03.019

Jeske T., Würfels M., Lennings F. Development of Digitalization in Production Industry – Impact on Productivity, Management and Human Work. Procedia Computer Science. 2021;2(180):371–380. http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.358

Kashiwakura S., Wagatsuma K. Characteristics of the calibration curves of copper for the rapid sorting of steel scrap by means of laser-induced breakdown spectroscopy under ambient air atmospheres. Analytical Sciences. 2013;12(29):1159–1164. https://doi.org/10.2116/analsci.29.1159

Lee J., Irisboev I.O., Ryu Y. Literature Review on Digitalization in Facilities Management and Facilities Management Performance Measurement: Contribution of Industry 4.0 in the Global Era. Sustainability. 2021;13(23):13432. http://dx.doi.org/10.3390/su132313432

Li Y., Qin X., Zhang Z., Dong H. A robust identification method for nonferrous metal scraps based on deep learning and superpixel optimization. Waste Management & Research. 2021;4(39):573–583. https://doi.org/10.1177/0734242X20987884

Meng L., Wang Z., Wang L., Guo L., Guo Z. Novel and efficient purification of scrap Al-Mg alloys using supergravity technology. Waste Management. 2021;119:22–29. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.09.027

Srivastava E., Kim H., Lee J., Shin S., Jeong S., Hwang E. Adversarial Data Augmentation and Transfer Net for Scrap Metal Identification Using Laser-Induced Breakdown Spectroscopy Measurement of Standard Reference Materials. Applied Spectroscopy. 2023;6(77):603–615. https://doi.org/10.1177/00037028231170234

REFERENCES

Boychenko M.M., Perchatkin A.V., Fimushin A.V. Certificate of state registration of the computer program No. 2023613105. Service for visualizing and calculating scrap contamination in wagons OKO-Grade NLMK (OKO-Grade NLMK): No. 2023611096: application 24.01.2023: publ. 10.02.2023. (In Russian).

Brooks L., Gaustad G., Gesing A., Mortvedt T., Freire F. Ferrous and non-ferrous recycling: Challenges and potential technology solutions. Waste Management. 2019;85:519–528. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2018.12.043

Chen S., Hu Z., Wang C., Pang Q., Hua L. Research on the process of small sample non-ferrous metal recognition and separation based on deep learning. Waste Management. 2021;126:266–273. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2021.03.019

Degtyareva V.V., Plugar M.S. Improvement of the business process of scrap metal debris assessment based on the implementation of digital tools. Russian Economic Bulletin. 2023;2(6):205–211. (In Russian).

Dzyub I.S., Belyakova A.S., Stronkin D.A. Development of an expert system for assessing the degree of blockage and metal scrap at the scrap preparation site of the timber processing complex of JSC "VMZ" based on images of the contents of unloaded vehicles. M&D Journal. 2023;25:57–63. (In Russian).

Jeske T., Würfels M., Lennings F. Development of Digitalization in Production Industry – Impact on Productivity, Management and Human Work. Procedia Computer Science. 2021;2(180):371–380. http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.358

Kamchatova E. Yu., Chashchin V.D. Industry digitalization results (Russian metallurgical complex case). In: Priority and promising directions of scientific and technical development of Russia: Proceedings of the V All-Russian Scientific and Practical Conference, Moscow, February 16, 2022. Moscow: State University of Management; 2022. Pp. 232–235. (In Russian).

Kashiwakura S., Wagatsuma K. Characteristics of the calibration curves of copper for the rapid sorting of steel scrap by means of laser-induced breakdown spectroscopy under ambient air atmospheres. Analytical Sciences. 2013;12(29):1159–1164. https://doi.org/10.2116/analsci.29.1159

Lee J., Irisboev I.O., Ryu Y. Literature Review on Digitalization in Facilities Management and Facilities Management Performance Measurement: Contribution of Industry 4.0 in the Global Era. Sustainability. 2021;13(23):13432. http://dx.doi.org/10.3390/su132313432

Li Y., Qin X., Zhang Z., Dong H. A robust identification method for nonferrous metal scraps based on deep learning and superpixel optimization. Waste Management & Research. 2021;4(39):573–583. https://doi.org/10.1177/0734242X20987884

Meng L., Wang Z., Wang L., Guo L., Guo Z. Novel and efficient purification of scrap Al-Mg alloys using supergravity technology. Waste Management. 2021;119:22–29. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2020.09.027

Muntin A.V., ZhikharevP.Yu., Ziniagin A.G., Brayko D.A. Artificial intelligence and machine learning in metallurgy. Part 1. Methods and algorithms. Metallurg. 2023;6:124–130. (In Russian). https://doi.org/10.52351/00260827_2023_06_124

Sheshukov O.Yu., Mysik V.F., Nekrasov I.V., Tregubova Yu.A. Current issues of scrap preparation for electric melting. In: Physico-chemical foundations of metallurgical processes: Proceedings of the International Scientific Conference named after academician A.M. Samarin, dedicated to the 120th anniversary of the birth of the outstanding metallurgist scientist, academician of the USSR Academy of Sciences A.M. Samarin, the 265th anniversary of the founding of the Vyksa Metallurgical Plant, and the 20th anniversary of the Vyksa branch of MISIS, Vyksa, October 10–14, 2022. Vyksa: Vyksa Metallurgical Plant; 2022. Pp. 176–180. (In Russian).

Srivastava E., Kim H., Lee J., Shin S., Jeong S., Hwang E. Adversarial Data Augmentation and Transfer Net for Scrap Metal Identification Using Laser-Induced Breakdown Spectroscopy Measurement of Standard Reference Materials. Applied Spectroscopy. 2023;6(77):603–615. https://doi.org/10.1177/00037028231170234

Zhikharev P.Yu., Muntin A.V., Brayko D.A., Kryuchkova M.O. Artificial intelligence and machine learning in metallurgy. Part 2. Application examples. Metallurg. 2023;10:99–111. (In Russian).