

## **ИДЕНТИФИКАЦИЯ МАРКИРОВКИ СТАЛЬНЫХ ЗАГОТОВОК В СПЦ-1 АО «ОСКОЛЬСКИЙ ЭЛЕКТРОМЕТАЛЛУРГИЧЕСКИЙ КОМБИНАТ ИМ. А.А. УГАРОВА» НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА**

**Фомин А. В.<sup>1</sup>**

*(АО «ОЭМК им. А.А. Угарова», Старый Оскол)*

**Глуценко А. И.<sup>2</sup>**

*(ФГБУН Институт проблем управления*

*им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)*

**Полещенко Д. А.<sup>3</sup>, Зорин И. С.<sup>4</sup>**

*(Старооскольский технологический институт*

*им А.А. Угарова (филиал) ФГАОУ ВО «Национальный*

*исследовательский технологический университет*

*«МИСиС», Старый Оскол)*

*Работа посвящена решению задачи идентификации стальной заготовки перед ее посадом в методическую печь в прокатном цехе металлургического комбината. Задачей является разработка автоматизированной системы, позволяющей снять с оператора поста управления посадом задачу ручной идентификации каждой поступающей на участок заготовки. В работе рассмотрены такие подходы к решению поставленной задачи, как нанесение на заготовку дополнительной маркировки с целью дальнейшего автоматического чтения и разработка системы чтения существующих клейм на основе нейросетевого подхода. Проведен эксперимент по нанесению маркировки лазерами различной мощности на «серый» и «светлый» металл, оценена читаемость полученных кодов. В результате сделан вывод о возможности применения лазерной маркировки только на зачищенном прокате. Поэтому предложен подход к построению нейросетевой системы идентификации существующего клейма, разработана реализующая его система. Она была успешно внедрена в производство и позволила добиться примерно 90% точности распознавания, что способствовало снижению нагрузки на оператора*

---

<sup>1</sup> Андрей Вячеславович Фомин, ведущий инженер-программист, к.т.н. (verner444@yandex.ru).

<sup>2</sup> Антон Игоревич Глуценко, в.н.с., д.т.н., доцент (strondutt@mail.ru).

<sup>3</sup> Дмитрий Александрович Полещенко, к.т.н., доцент (po-dima@yandex.ru).

<sup>4</sup> Иван Сегреевич Зорин, аспирант (ivan-12244@yandex.ru).

*и уменьшению вероятности «смешивания» различных марок стали в печи нагрева.*

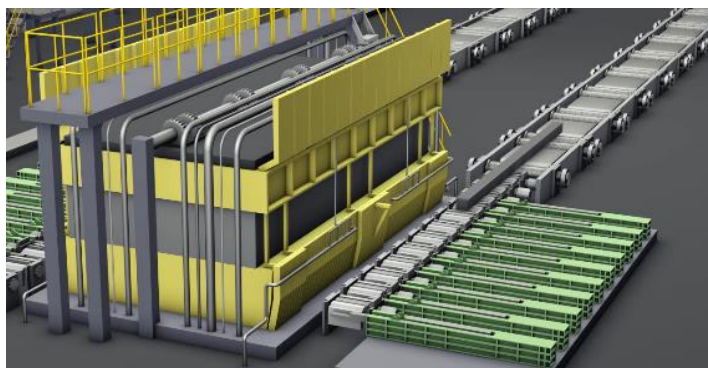
Ключевые слова: лазерные маркеры, клеймение, нейронные сети, машинное зрение, распознавание маркировки.

## **1. Введение**

Слежение за материалом на всех этапах производства является одной из важнейших и, во многих случаях, нетривиальной задачей. Предприятия, выпускающие широкий диапазон продукции и имеющие сложную внутреннюю логистику, включающую склады, многопоточные линии обработки, уделяют данному вопросу особое внимание [1]. Одновременно растут требования со стороны потребителя, заключающиеся в желании иметь информацию обо всём процессе производства конкретного изделия, начиная от этапов подготовки производства до финальных стадий обработки. Ярким примером подобной ситуации является металлургическое производство, где одним из требований заказчика является прослеживание производства материала от выплавки и разливки до операций отделки готового проката. Одновременно надежная система слежения за материалом снижает риск логистических ошибок и полезна технологическому персоналу предприятий. Подобные задачи актуальны на Оскольском электрометаллургическом комбинате им. А.А. Угарова (ОЭМК) в связи с ростом требований потребителей и цифровой трансформацией Industry 4.0.

В рамках металлургического производства первичная маркировка материала начинается на этапах разливки или отливки, когда расплавленный металл затвердевает. На данном этапе на еще горячий металл маркировка во многих случаях наносится клеймовочными машинами методом выбивания клейма с номером плавки и номером изделия (заготовки). Ввиду высоких температур поверхности слитка (порядка 1100°C), дальнейшего окисления и высокой производительности участков разливки, нанесение клейма другим методом (крепление бирки роботом манипулятором, например) предполагает высокую техническую сложность и стоимость готового решения. Нанесен-

ный методом горячего клеймения номер плавки и заготовки содержит минимум технологической информации, а нанесение методом горячего клеймения 2D-кодов не представляется возможным. Клеймо в виде набора цифр в большинстве случаев является нечитаемым для штатных средств машинного зрения и требует отдельных уникальных алгоритмов распознавания [3, 4]. Одной из технологических операций в сортопрокатном цехе №1 (СПЦ-1) является загрузка данных заготовок в печь для нагрева перед прокатом (рис. 1). Загрузкой управляет оператор поста посадки металла в печи. Заготовка поступает со склада по рольгангу, далее подается до подвижного упора на место идентификации. После остановки заготовки упор опускается, и оператор видит заготовку у себя на экране монитора, сверяет клеймо на заготовке с номером актуальной плавки на посадке, который фигурирует в доступной ему системе АСУТП, выбирает конкретную заготовку из плавки, далее транспортирует заготовку в автоматическом режиме до печей. При посадке заготовок нестандартных длин в задачу оператора входит ручное позиционирование заготовки перед печью для точного посада на шагающие балки печи.



*Рис. 1. Загрузка заготовок в печь*

После участков разливки (отливки) готовые охлажденные изделия поступают на промежуточные склады, где сортируются в соответствии с дальнейшим маршрутом обработки [2]. Так как

металл уже охлажден и темпы работы склада ниже, чем участков разлива, появляется потенциальная возможность нанесения дополнительной машиночитаемой маркировки [2], содержащей большой объем технологической информации, без снижения темпов производства. Широкое распространение получили штрих-коды (BAR-код) и различные 2D-коды (QR, Datamatrix и др.). Основным преимуществом 2D-кодов является значительный объем информации (до 3 Кбайт), которую они могут содержать, в сравнении со штрих-кодами при равном размере кода. Также 2D-коды более помехоустойчивы: QR-код сохраняет возможность чтения при повреждении до 30% площади кода (в зависимости от уровня шифрования), Aztec-код может читаться при повреждении до 95% кода. Подобные решения нашли широкое применение во многих отраслях промышленности, особенно в пищевой отрасли, где коды наносят на пластик, картон, стекло и другой легкообрабатываемый материал. Также они применяются в машиностроении и автомобилестроении в задаче маркировки готовых изделий.

Другим возможным решением является разработка системы, позволяющей читать уже нанесенное клеймовочными машинами клеймо без нанесения дополнительной маркировки. В данной работе рассмотрено применение обоих методов.

## **2. Нанесение кодов лазерными маркираторами**

Нанесение дополнительной маркировки возможно с помощью применения различного оборудования. Широкое распространение получили каплеструйные маркираторы, лазерные маркираторы, системы печати и нанесения бирок и стикеров. Однако решения с бирками и стикерами имеют высокую стоимость, так как подразумевают установку роботоманипуляторов, непосредственно крепящих бирку на металл. Каплеструйные маркираторы прихотливы в обслуживании (засорение сопел) и влекут собой дополнительные траты на расходные материалы ввиду применения специальных красок. Поэтому в качестве оборудования для нанесения дополнительной маркировки было предложено опробовать лазерные маркираторы.

Стоимость подобных решений значительно меньше роботизированных систем, а также их преимуществом является высокая надежность при отсутствии затрат на расходные материалы.

Эксперимент по нанесению дополнительной маркировки проведен на пробах прокатанного металла [5]. Ввиду того, что поверхность стальных проб зачищена и окалины практически не содержит, для экспериментов по оценке влияния окалины на качество нанесения маркировки данные образцы не подходили. Появление окалины было обеспечено проведением термообработки заготовок в муфельных печах. Заготовки были разделены на три группы со следующими режимами термообработки:

1. Первая группа – нагрев до 700°C и охлаждение в воде. Условная закалка позволила получить значительный по толщине слой окалины. Далее в статье данные заготовки именуется «Заготовки с окалиной».

2. Вторая группа – двукратный нагрев до 700°C и охлаждение вместе с печью. Данная термообработка позволила получить незначительный слой окалины, близкий по толщине к непрерывно литым заготовкам. Далее в статье данные заготовки именуется «Заготовки условно чистые».

3. Третья группа – одна заготовка без термообработки для экспериментов по нанесению кода лазером на зачищенную поверхность. Данные эксперименты представляют интерес при тиражировании решения для маркировки обточенного и зачищенного проката.

Была произведена серия экспериментов по маркировке заготовок-проб в разных режимах мощности и времени нанесения кодов лазерными маркираторами. На заготовку наносились поочередно QR-код и штрих-код (рис. 2–8), содержащие номер плавки и номер заготовки.

Отдельно был проведен эксперимент на зачищенной заготовке, идентичной готовому прокату (рис. 8). Было нанесено четыре QR-кода со следующими характеристиками:

- А. Верхний QR-код – 20 с нанесения, 30 Вт мощности.
- Б. Левый QR-код – 10 с нанесения, 50 Вт мощности.
- В. Правый QR-код – 20 с нанесения, 50 Вт мощности.
- Г. Нижний QR-код – 10 с нанесения, 50 Вт мощности.

		
<p><i>Рис. 2. Заготовка с окалиной. Лазер мощностью 30 Вт. Время – 20 с</i></p>	<p><i>Рис. 3. Заготовка с окалиной. Лазер мощностью 50 Вт. Время – 20 с</i></p>	<p><i>Рис. 4. Заготовка с окалиной. Лазер мощностью 50 Вт. Время увеличено до 40 с</i></p>
		
<p><i>Рис. 5. Заготовка с малым количеством окислы. Лазер мощностью 50 Вт. Время – 20 с</i></p>	<p><i>Рис. 6. Заготовка с малым количеством окислы. Лазер мощностью 50 Вт. Время – 40 с</i></p>	<p><i>Рис. 7. Заготовка условно чистая. Лазер мощностью 50 Вт. Время нанесения увеличено до 2 минут</i></p>



*Рис. 8. Результат эксперимента №7*

Для оценки качества нанесения и возможности чтения полученных кодов с повреждениями в условиях прокатного цеха в качестве системы машинного зрения использовались датчики COGNEX серии DATAMAN.

Результат эксперимента по прочтению нанесенных кодов:

1. Условно успешно прочитан QR-код эксперимента №5 (50 Вт, «условно чистая заготовка», время нанесения – 20 с). Однако при повторении эксперимента успешное чтение произошло в 8 из 10 случаев.

2. Условно успешно прочитан штрих-код эксперимента №4 (50 Вт, «Заготовка с окалиной», время нанесения – 20 с). Однако успех эксперимента является скорее случайным, так как на месте нанесения штрих-кода отсутствовала окалина.

3. Успешно прочтены все QR-коды зачищенной заготовки, включая «светлый» QR-код, нанесенный в течение 10 секунд.

Остальные коды прочесть не удалось. Проведение экспериментов по нанесению маркировки лазером с дальнейшим распознаванием позволяет сделать следующие выводы.

1. Метод пригоден для нанесения маркировки на «светлый» металл – обточенный прокат или зачищенную поверхность. Код сохраняет читаемость после длительного хранения.

2. Главной причиной, препятствующей качественному нанесению и чтению кодов на литую заготовку, является наличие окалины на поверхности металла. Нанесение на окалину даёт разный по цвету QR-код, что делает невозможным его прочтение современными промышленными системами машинного зрения без переработки алгоритмов их работы. Также высока вероятность потери кода в случае, если окалина по тем или иным причинам отколется от заготовки.

### ***3. Разработка нейросетевой системы идентификации заготовок***

Для разработки и реализации собственной системы чтения существующего клейма с заготовок, а также набора статистики в виде фотографий торцов заготовок с нанесенными клеймами,

на посту посадка металла в печь была установлена высокоскоростная IP-камера.

Заготовка движется со склада по рольгангу на место идентификации, останавливается перед упором, после чего упор опускается. За упором чуть выше рольганга расположена установленная камера, которая делает снимок после опускания упора в нижнее положение. Обработка изображений с камеры велась на рабочей станции, имеющей в своем составе видеокарту NVidia с ядрами CUDA.

Получение результата детектирования клейма можно укрупненно разбить на три этапа:

1. Определение момента прихода заготовки в точку для выполнения снимка.

2. Выполнение снимка торца заготовки и распознавание нанесенных элементов с формированием результата распознавания (код клейма).

3. Передача результата распознавания в АСУП и визуализация его на SCADA оператора с выдачей рекомендации дальнейших действий.

Первоначально в системе предполагалось для детектирования наличия неподвижной заготовки перед камерой производить анализ видеоряда, приходящего с камеры. В процессе такого анализа был замечен следующий эффект. Приходящая заготовка отражает свет от лампы освещения и засвечивает изображение на камере, создавая мощный световой импульс. Именно на данный импульс, диагностируемый с помощью эмпирически определенного порога световой интенсивности, ориентировалась ранняя версия детектора. Однако при интеграции ПО детектора в АСУТП цеха и первичных пуско-наладочных работах оказалось, что данный подход работает с задержками, иногда приводящими к пропуску заготовок. Детектирование наличия заготовки далее осуществлялось путем анализа сигналов с датчиков наличия заготовки и состояния упора. Совокупность данных сигналов используется для запуска системы распознавания: при наличии заготовки на рольганге и при опущенном упоре (дискретный сигнал нижнего положения) программно-детектором производится снимок торца заготовки (рис. 9)



с последующим распознаванием снимка с целью выделения кода клейма.



Рис.9. Примеры кодов с полученных изображений

Из рис. 9 следует, что в каждом случае требуется распознавать по девять цифр. Они могут быть нанесены клеймовочной машиной или краской человеком. Возможна ситуация, когда, например, пять цифр написаны краской, а оставшиеся четыре выбиты машиной. Заготовка может быть кантована различным образом, что приводит к повороту кода на 180 градусов.

Таким образом, разрабатываемый детектор клейма должен решать пять задач: 1–2) определять ориентацию картинки с клеймом (отдельно по машинописному клейму и клейму краской – любое из них может быть перевернуто); 3) распознать машинописное клеймо; 4) распознать клеймо краской; 5) логически обрабатывать полученные результаты при наличии одновременно машинописного и нанесенного краской клейм, собирая их в единый девятизначный номер заготовки.

В настоящее время наиболее эффективным методом решения задачи распознавания объектов на изображениях являются глубокие сверточные нейронные сети [6, 13, 17]. Для их обучения в первую очередь необходимо сформировать обучающую выборку. Для этого в течение нескольких месяцев установленная на посту управления посадом металла камера использовалась в следующем режиме. В момент квитиования («опознавания») заготовки оператором с камеры делался снимок и сохранялся на рабочей станции. Таких снимков было сделано более 60 000. Далее те из них, которые содержали читаемое машино-

писное клеймо (около 60 000), были размечены вручную – явно было определено где и какие цифры расположены. По цифрам, нанесенным краской, объем выборки составил порядка 4500 изображений.

Развитие детекторов объектов на изображениях получило в сетях, основанных на глубокой структуре R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN [8, 9, 14, 15, 19]. Исследование компромиссов скорости/точности современных детекторов объектов [7, 11] показало, что Faster – RCNN [16] является моделью с самой высокой точностью обнаружения среди всех исследованных моделей.

Далее для каждой из четырех выделенных задач были проведены множественные эксперименты по обучению и тестированию нейронных сетей класса Faster-RCNN [16] с различными основаниями Inception v2 и Resnet-50, Resnet-101, Inception-Resnetv2 (рис. 11) [10, 12, 18, 20]. На рис. 10 приведены результаты для задачи распознавания машинописного клейма.

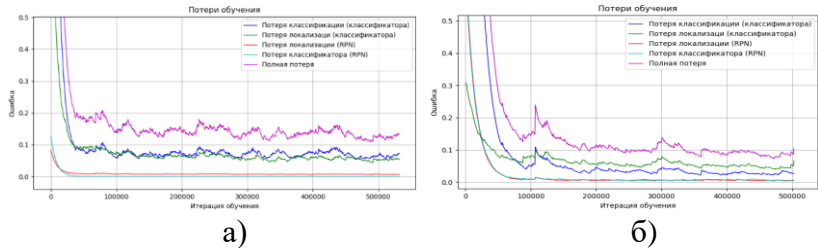


Рис. 10. Графики обучения сетей: а) Faster-RCNN Inception v2; б) Faster-RCNN Resnet-50

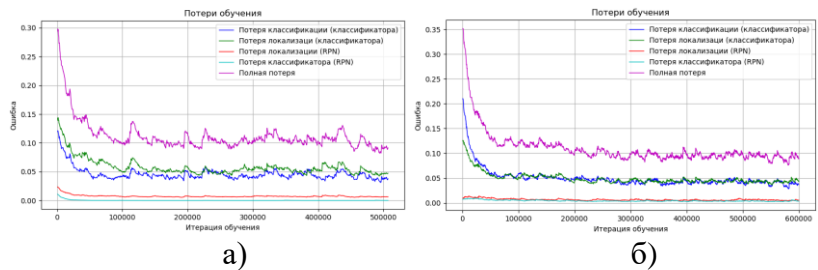


Рис. 11. Графики обучения сети: а) Faster-RCNN Resnet-101; б) Faster-RCNN Inception-Resnetv2

В результате были выбраны Faster-RCNN сети на базе Inception-Resnetv2, предобученные на базе Microsoft COCO. Таким образом, «Нейросетевой детектор клейма» включает в себя четыре нейронных сети. Кроме них он включает логику формирования конечного результата в виде кода распознанного клейма литой заготовки.

В результате экспериментов были получены:

– две нейронных сети класса `faster_rcnn` с предобученным основанием `inception_resnet_v2`, натренированные на детектирование цифр, нанесенных краской, с разной чувствительностью. Сеть с большей чувствительностью используется для определения положения цифр краски на торце заготовки (они могут быть перевернуты) и принятия решения о повороте фотографии на  $180^\circ$  (цифры должны читаться обычным способом – не перевернуты). Далее картинка подается на вторую сеть данного класса с меньшей чувствительностью, которая используется для детектирования цифр, нанесенных краской. Меньшая чувствительность в данном случае повышает робастность сети и нечувствительность к различным «фантомным» эффектам, приводящим к ложному детектированию реально несуществующих цифр.

– одна сеть класса `faster_rcnn` с предобученным основанием `inception_v2` для определения положения машинописных цифр на торце заготовки (они могут быть перевернуты) и принятия решения о повороте фотографии на  $180^\circ$  (машинописные цифры должны читаться обычным способом – не перевернуты). Далее картинка подается на четвертую нейронную сеть, используемую для распознавания.

– одна сеть класса `faster_rcnn` с предобученным основанием `inception_resnet_v2`, натренированная на детектирование цифр, нанесенных машинописным способом.

Для выполнения задачи проекта по распознаванию клейма написана специальная программа на языке Python. Она принимает сигнал с видеокамеры, обрабатывает его и выдает в контроллер S7-400 системы слежения за металлом распознанный «Нейросетевым детектором клейма» девятизначный цифровой код (рис. 12). Также она сохраняет результаты распознавания в отдельной локальной папке в виде, приведенном на рис. 13.

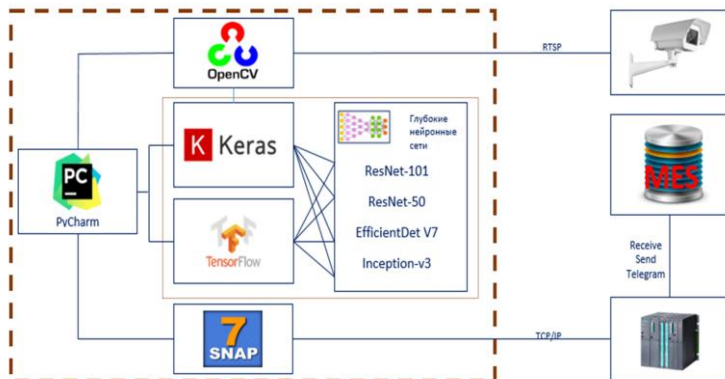


Рис. 12. Схема интеллектуальной системы контроля  
клея заготовки

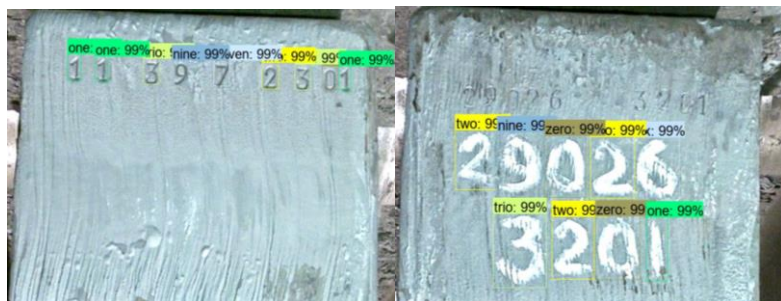


Рис. 13. Результат распознавания

Результат работы системы выводится на систему визуализации оператору и представлен на рис. 14. Время выработки решения системой от момента захвата кадра с камеры до его вывода в систему визуализации – около двух секунд.

На рис. 14 показаны сообщения на системе визуализации, зависящие от результата распознавания и сравнения с актуальной плавкой на посадке.



Рис. 14. Визуализация работы системы на посту оператора в SCADA WinCC

1. Сообщение «ОК»: клеймо успешно прочитано, совпало с номером плавки на посадке, произведен автоматический выбор номера заготовки (в примере – №402)

2. Сообщение «Другая плавка»: клеймо успешно прочитано, но номер плавки не совпал с номером плавки, актуальной на посадке.

3. Сообщение «Смотри сам»: система не смогла прочитать клеймо или прочтение проведено с низкой вероятностью/достоверностью.

4. Сообщение «Заготовка из следующей плавки»: клеймо успешно прочитано и номер плавки совпал с номером следующей плавки в графике посадки.

#### 4. Выводы

Для решения задачи повышения прослеживаемости металла в рамках металлургического производства было рассмотрено два подхода.

Попытка решения задачи идентификации номера заготовки за счёт нанесения дополнительного клейма лазерными маркера-

торами не привела к успеху из-за наличия окалины на заготовках.

Разработанная и внедренная в производство система детектирования клейма литой заготовки на основе нейронных сетей смогла с удовлетворяющей производством точностью (порядка 90%) обеспечивать распознавание в автоматическом режиме. За счет этого удалось снизить нагрузку на оператора, значительно повысить уровень слежения за материалом на участке. Проведенные исследования позволили обоснованно выбрать вид нейронных сетей, их структуру, метод обучения.

Применяя технику Transfer learning для переобучения на статистику о новых клеймах, подобную систему можно тиражировать на участки, работающие с бирками, номерами и т.д.

### **Литература**

1. ЛЕОНИ М. *Автоматическая идентификация - основа развития индустрии 4.0* // Фотоника. – 2018. – Т. 12, №7(75). – С. 652–660.
2. КОЛЕСНИКОВ А.Г., ЯКОВЛЕВ Р.А., МАЛЬЦЕВ А.А. *Технологическое оборудование прокатного производства*. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. – 158 с.
3. ПОЛЕЩЕНКО Д.А., ЗОРИН И.С. *Нейросетевая идентификация клейма заготовок СПЦ-1 АО «ОЭМК»* // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2020. – №6. – С. 32–39.
4. ТИЛИНГ Л., ЗЕЕГЕРТ С. *Система распознавания клейм на поверхности заготовок* // Черные металлы. – 2013. – №1. – С. 43–46.
5. ФОМИН А.В., ГЛУЩЕНКО А.И., ПОЛЕЩЕНКО Д.А. *Применение лазерных маркеров для решения задачи нанесения дополнительной маркировки на стальную заготовку* // Металлург. – 2020. – №1. – С. 46–50.
6. ШОЛЛЕ Ф. *Глубокое обучение на Python. Серия «Библиотека программиста»* – СПб.: Питер, 2018. – 400 с.

7. DAI J., LI Y., HE K., SUN J. *R-fcn: Object detection via region-based fully convolutional networks* // Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). – 2016. – P. 379–387.
8. FUJII R., HACHIUMA R., SAITO H. *RGB-D Image Inpainting Using Generative Adversarial Network with a Late Fusion Approach* // Computer Vision and Pattern Recognition. – arXiv:2110.07413. – 2021.
9. GIRSHICK R. *Fast R-CNN* // Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision. – 2015. – P. 1440–1448.
10. HE K., ZHANG X., REN S. *Deep Residual Learning for Image Recognition* // arXiv:1512.03385. – 2015.
11. HUANG J., RATHOD V., SUN C., ZHU M et al. *Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors* // Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017.
12. LEE C., XIE S., GALLAGHER P.W, ZHANG Z., TU Z. *Deeply-supervised nets* // abs/1409.5185. – 2014.
13. LIANG M., HU X. *Recurrent convolutional neural network for object recognition* // Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2015. – P. 3367–3375.
14. LIU W., ANGUELOV D., ERHAN D., SZEGEDY C. et al. *Ssd: Single shot multibox detector* // European Conf. on Computer Vision (ECCV). – Springer, 2016. – P. 21–37.
15. REDMON J., DIVVALA S., GIRSHICK R., FARHADI A. *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection* // ArXiv150602640 Cs. – Jun. 2015.
16. REN S., HE K., GIRSHICK R., SUN J. *Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks* // Proc. of the Int. Conf. on Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). – 2015 – P. 91–99.
17. RONNEBERGER O., FISCHER P., BROXT T. *U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation* // arXiv:1505.04597v1 [cs.CV]. – 18 May 2015. – URL: <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.
18. SZEGEDY C., IOFFE S., VANHOUCKE V. *Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning* // arXiv:1602.07261. – 2016.

19. SIETZEN S., LECHNER M., BOROWSKI J., HASANI R., WALDNER M. *Interactive Analysis of CNN Robustness* // Computer Vision and Pattern Recognition; Artificial Intelligence (cs.AI); Human-Computer Interaction (cs.HC). – 2021. – arXiv:2110.07667.
20. SZEGEDY C., VANHOUCKE V., IO S., SHLENS J., WOJNA Z. *Rethinking the inception architecture for computer vision* // abs/1512.00567. – 2015.

## **IDENTIFICATION OF STEEL BILLETS MARKING AT ROLLING SHOP NO. 1 OF JSC "A.A. UGAROV OSKOL ELECTROMETALLURGICAL PLANT" USING NEURAL NETWORKS**

**Andrey Fomin**, Oskol electrometallurgical plant n.a. A.A. Ugarov, Stary Oskol, Cand.Sc., lead software engineer (verner444@yandex.ru).

**Anton Glushchenko**, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia, Doctor of Science, docent (strondutt@mail.ru).

**Dmitry Poleshchenko**, Stary Oskol technological institute n.a. A.A. Ugarov (branch) NUST "MISIS", Stary Oskol, Candidate of Science, docent (po-dima@yandex.ru).

**Ivan Zorin**, Stary Oskol technological institute n.a. A.A. Ugarov (branch) NUST "MISIS", Stary Oskol, postgraduate student (ivan-12244@yandex.ru).

*Abstract: The report is about the solution of a steel billet identification problem before its loading into the methodical furnace of a rolling shop of a metallurgical plant. The task is to develop an automated system that allows one to relieve the loading control station operator from the task of manual identification of each billet. The article considers such approaches to solve the problem in question as application of additional markings to the billets for the purpose of further automatic identification, and development of a system for recognition of the existing markings, which is based on the neural networks. An experiment on marking of the "gray" and "light" billets is conducted with the help of the laser markers of different power. The readability of the obtained codes is evaluated. The conclusion is made that laser marking can be applied only on clean rolling metal (without oxide scale). Therefore, the method is proposed to develop a neural network-based system for identification of the existing marking and implement it. The system is successfully introduced into production and allows one to achieve approximately 90% recognition*



*accuracy, which reduced the operator's workload and the probability of steel grades "mixing" inside the heating furnace.*

**Keywords:** laser markers, marking, neural networks, computer vision, mark recognition.

УДК 004.032.26 + 346.544.44

ББК 16.63

DOI: 10.25728/ubs.2022.95.4

*Статья представлена к публикации  
членом редакционной коллегии Г.А. Угольником.*

*Поступила в редакцию 20.10.2021.*

*Опубликована 31.01.2022.*