

- возможность учета даже тех знаний эксперта, которые в большей степени являются интуитивными, что помогает более точно осуществить разбор;
- возможность объединения фильтрового анализа, механизма возвратов и стратегию детерминированного анализа;
- тривиальный алгоритм работы через распределение решений несложных задач между агентами, не требуя от них «закрученной» логики. То есть по сути поведение агента сводится только к выбору родителя через очередь рациональных решений;
- простой поиск ошибок и отладка, так как установку некорректной связи можно проанализировать по поведению агента. То есть при неправильно разобранным предложении можно взять лог отдельного агента и без труда понять, почему он сделал неправильное решение, не касаясь при этом работы остальных.

УДК 004.896

Литература

1. Губко, М.В. Лекции по принятию решений в условиях нечеткой информации / М.В. Губко. – URL: <http://www.mtas.ru/Library/uploads/1099037698.pdf>
2. Ермаков, А.Е. Эксплицирование элементов смысла текста средствами синтаксического анализа-синтеза / А.Е. Ермаков // Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии: труды Международной конференции Диалог'2003. – М., 2003. – С. 136–140.
3. Мельчук, И.А. Автоматический синтаксический анализ / И.А. Мельчук. – Новосибирск: [б.и.], 1964.
4. Орловский, С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации / С.А. Орловский. – М., 1981.
5. Тарасов, В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика / В.Б. Тарасов. – М., 2002.

С.В. Пыж

Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент О.Г. Ганичева

МОБИЛЬНАЯ АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ИНВЕНТАРИЗАЦИИ МЕТАЛЛУРГИЧЕСКОЙ ПРОДУКЦИИ И ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ В СКЛАДСКИХ ПОМЕЩЕНИЯХ И ИСПОЛЬЗУЕМЫЙ В НЕЙ МЕТОД АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В данной статье описан способ инвентаризации металлургической продукции и обеспечения безопасности складских помещений с помощью системы, содержащей мобильные колесные платформы с оборудованными на них цифровыми видеокамерами. Также рассмотрен метод анализа цифровых изображений, получаемых системой с этих платформ, с помощью сверточной нейронной сети с целью автоматического считывания и распознавания маркировки продукции.

Металлургия, склад, инвентаризация, искусственный интеллект, сверточная нейронная сеть, робот, мобильная платформа.

This article describes the method of the steel products inventory and providing security in the storage rooms with the help of the system containing the wheeled mobile platforms equipped with digital video cameras. The author describes the method of analysis of digital images obtained by the system from these platforms, using convolution neural network for automatically reading and recognition of product labeling.

Metallurgy, warehouse, inventory, artificial intelligence, convolution neural network, robot, mobile platform.

Частью активов металлургического предприятия являются материальные запасы. Они могут представлять собой товары, предназначенные для реализации, и полуфабрикаты. Система, в программном обеспечении которой реализованы методы оптического анализа, способна считывать маркировку продукции и автоматически принимать оптимальные решения ее загрузки на складе и проведения инвентаризации. Наличие в данной системе мобильных модулей с оборудованными оптическими средствами позволяет ей адаптироваться к специфическим условиям большинства складов металлургической продукции, а также обеспечить удаленный контроль безопасности в помещениях.

В данной статье рассмотрены существующие средства автоматизированной инвентаризации продукции, оценены их недостатки, предложена система, не имеющая этих недостатков, описана ее программная составляющая.

На текущий момент в складских помещениях используются различные средства инвентаризации продукции: терминалы сбора данных, сканеры маркировки, стационарные системы видеонаблюдения с реализованными алгоритмами оптического распознавания. Данные средства имеют один или несколько следующих недостатков:

- необходимость использования ручного труда;
- дополнительные затраты на стационарную установку;

– отсутствие возможности быстрой переориентации этих средств для других складских помещений и/или для другой продукции.

Имеются технологии рельсового перемещения камер видеонаблюдения на складах, они обеспечивают возможность наблюдения за любым участком помещения, однако имеют высокие затраты на установку [1].

Сканеры маркировки и видеокамеры могут быть объединены в одну или несколько колесных мобильных платформ, управляемых отдельным программным обеспечением. Кроме того, данные мобильные платформы можно оборудовать датчиками среды для контроля условий хранения продукции. Использование таких мобильных платформ обеспечивает следующие преимущества в организации складских операций:

- простота и низкая стоимость установки;
- возможность быстрой переустановки платформ в другие складские помещения;
- адаптация для складов различного типа продукции;
- возможность замены работников склада, осуществляющих инвентаризацию с помощью терминалов сбора данных. Имеет смысл замена людей-работников мобильными платформами в складах с опасным грузом или с опасными условиями хранения;
- благодаря встроенным средствам оповещения существенно возрастает уровень безопасности в помещении;
- отсутствие «слепых зон», т.е. не контролируемых удаленно участков помещения.

Сконструирован прототип мобильной платформы, внешний вид которой представлен на рис. 1, а также реализованы базовые алгоритмы управления и оптического распознавания в программном обеспечении системы.



Рис. 1. Мобильная автоматизированная платформа

Рассмотрим работу автоматизированной системы складского учета с мобильными модулями-платформами на примере ее реализации для склада слябов, расположенного непосредственно при конвертерном цехе. На рольганге в помещение поступает маркированный сляб. Расположенный рядом с рольгангом мобильный модуль системы с оборудованной на нем камерой передает видеоинформацию о поступающих слябах и их маркировке на удаленный стационарный сервер по высокочастотному ра-

диоканалу. После этого происходит распознавание номера каждого поступающего сляба. Далее номера заносятся в базу данных, и автоматически принимается решение о переносе данного сляба или группы слябов в незаполненную ячейку. Контроль правильности загрузки в ячейки осуществляется дополнительным мобильным модулем либо в автоматизированном режиме, либо под управлением оператора. На рис. 2. показана общая схема контроля правильности загрузки продукции при рассмотренной структуре склада.

Для контроля выхода продукции со склада также должен использоваться отдельный модуль. В зависимости от размеров склада и числа потоков входа и выхода продукции количество модулей может быть изменено.

Благодаря мобильности платформ оператор может полностью проследить за ходом выполнения всех операций на складе. При настройке определенных маршрутов движения мобильных модулей контроль может осуществляться в полностью автоматизированном режиме. Маршрут платформ задается специалистом согласно особенностям склада. Для этого в специализированном программном обеспечении управляющего сервера должны быть указаны: площадь склада, форма, размерность, места складирования, габариты продукции и другие параметры. Также платформы должны быть автономно адаптированы к определенным ситуациям, например, в случае возникновения непредусмотренного препятствия на маршруте. В таком случае должен быть осуществлен объезд препятствия. В случае каких-либо нарушений происходит оповещение оператора. Среди нарушений, фиксируемых системой, могут быть не только сбои при погрузке или выгрузке продукции, но и такие нештатные ситуации, как присутствие людей в неполюженном месте.

В основе программного обеспечения оптического анализа предполагается использовать следующие методы и алгоритмы искусственного интеллекта:

- метод распознавания цифр с использованием сверточной нейронной сети для считывания числовой маркировки продукции;
- алгоритм усиления классификаторов (Ada-Boost) для распознавания лиц людей [4]. Применяется для определения заданных объектов, в частности, лиц (анфаса, профиля и полуоборота). Поиск лиц необходим для обеспечения быстрой автоматической локализации персонала склада с целью передачи/приема инструкций, а также для обнаружения посторонних лиц в помещении;
- байесовские алгоритмы классификации для обработки термоизображений мобильными платформами [6] с целью распознавания типа металлургической продукции. Для точной локализации маркировки, а также для предотвращения ложных распознаваний имеет смысл введения дополнительного алгоритма определения типа и формы самой продукции. Реализация данного алгоритма существенно повысит надежность работы системы в автоматизированном режиме в том случае, если поступающая на склад продукция еще не охлаждена до температуры окружающей среды.

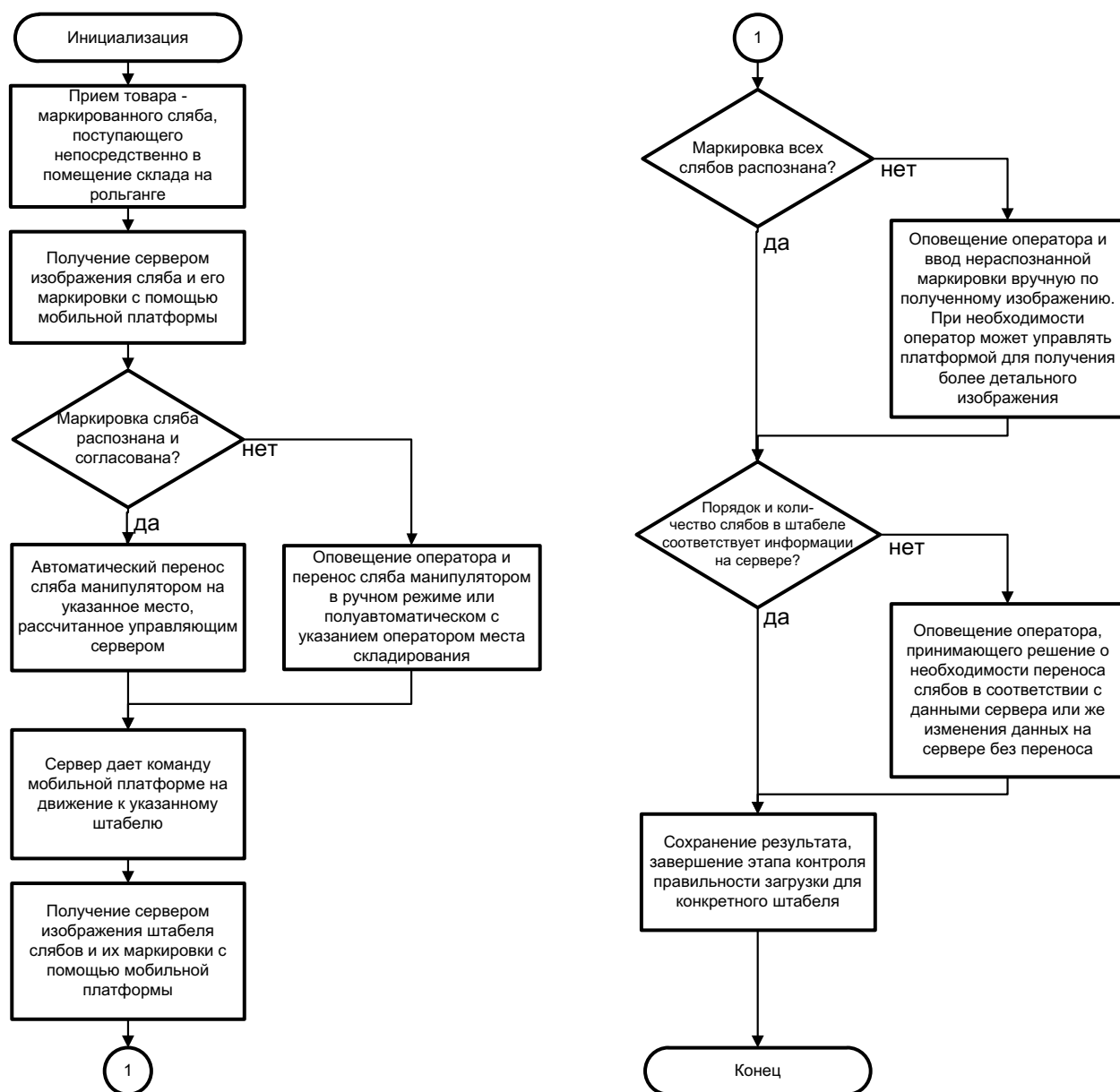


Рис. 2. Схема контроля правильности загрузки продукции на металлургическом складе слябов

В данной статье подробно рассмотрен метод сверточной нейронной сети. Продукция, в особенности полуфабрикаты, предназначенные для дальнейшей обработки на этом же предприятии, обычно маркируются цифровыми символами различного формата. Информация о продукции в данном случае считывается не стандартными сканерами штрих-кодов, а видеокамерами. Для реализации распознавания номеров был выбран нейросетевой подход, а именно: сверточные нейронные сети.

Сверточная нейронная сеть, или сеть свертки, представляет собой многослойный персептрон, специально созданный для распознавания двумерных поверхностей с высокой степенью инвариантности к преобразованиям, масштабированию, искажениям и прочим видам информации. Применение классических нейросетевых архитектур (моделей Хопфилда, самоорганизующихся карт Кохонена, рекурсивных

сетей Элмана) к задаче распознавания в условиях видеопотока не является эффективным по причине высокой чувствительности к влиянию внешних факторов (изменение ракурса камеры, масштаба, скорости движения продукции). Сверточная нейронная сеть не имеет этого недостатка, поэтому ее реализация будет эффективной для системы распознавания цифр на продукции [5].

Идея данной нейронной сети заключается в сворачивании исходного рецептивного поля в поле меньшего размера путем скользящего движения окна. Эта сеть является многослойной. Архитектура построена на трех концепциях:

1. Локализация рецепторных полей. Данная концепция подразумевает то, что на вход каждого нейрона подается не целое изображение, а его частичная область. И в последующих слоях каждый нейрон получает локальные признаки предыдущего слоя.

2. Разделяемые веса. Каждый слой сети состоит из множества плоскостей. Все нейроны определенной плоскости имеют одинаковые синаптические веса, которые ведут ко всем локальным участкам предыдущего слоя. Изображение предыдущего слоя пропускается через набор весов, и результат отображается на нейроне уже текущего слоя. Каждая плоскость текущего слоя преобразуется в карту признаков. Эта концепция имеет преимущество инвариантности (нечувствительности) к смещению. В этом и заключается функция свертки слоев сети.

3. Субдискретизация. Суть данной концепции заключается в уменьшении изображения в определенное число раз путем его усреднения. Благодаря этому обеспечивается инвариантность сети к изменению масштаба.

При чередовании слоев свертки и субдискретизации происходит составление карт признаков из уже полученных карт, что означает распознавание сложной иерархии признаков: каждый последующий слой получает более общие характеристики, благодаря чему и достигается инвариантность сети (независимости от искажений).

На теоретико-множественном уровне модель сверточной нейронной сети CNN (Convolution Neural Network) представлена в виде кортежа 1,

$$CNN = \langle M, \{N^\eta\}, \left\{ \left\langle C_{(kl),m}^{(\eta,p^\eta,(i,j))} \right\rangle, f^\eta, \varphi^\eta, \left\{ S_{(\varrho\tau),n}^{(\eta,p^\eta,(i',j'))} \right\}, N \left\{ w_{i,i'}^{j,j'} \right\}, \psi \right\rangle,$$

где M – число слоев в нейронной сети; η – номер слоя; $1 \leq \eta \leq M$; N^η – число карт признаков в η -м слое; C, S – весовые коэффициенты C и S слоев соответственно, m – связь входа (ij) нейрона p -й плоскости с (kl) -м выходом его рецептивного слоя (т.е. вход нейрона – матрица рецептивных полей), f^η, φ^η – функция активации нейрона η слоя, C и S слоев соответственно; N – число нейронов в последнем слое нейронной сети; $w_{i,i'}^{j,j'}$ – матрица весовых коэффициентов в выходном слое; ψ – функция активации нейронов выходного слоя [2].

Рассмотрим подробно работу сети на примере. На управляющий сервер поступило изображение, полученное с помощью камеры мобильной платформы. В кадре показан сляб с маркированной на нем последовательностью символов (рис. 3).

Первоначально необходимо сегментировать каждый символ маркировки для дальнейшего его распознавания. Алгоритм сегментации приблизительно следующий:

1. Нормализация контраста и освещенности.
2. Подавление шума.
3. Бинаризация изображения и, при необходимости, инвертирование.
4. Поиск связанных компонент на бинаризованном изображении [3].



Рис. 3. Пример изображения маркированного сляба

В результате исходный снимок разбивается на несколько изображений, каждое из которых содержит отдельный символ. Эти изображения последовательно подаются на вход сверточной нейронной сети.

Используемая нейронная сеть имеет 6 слоев (рис. 4).

1. Входное изображение разбивается на участки, для каждого из которых определяется среднее значение. В данном случае изображение имеет размер 28×28 . Это является первым слоем сети, состоящим из $28 \cdot 28 = 784$ нейронов.

2. Второй слой сети является сверточным с 6 картами признаков размера 24×24 . Каждый пиксель / нейрон карты является признаком участка изображения размером 5×5 , поступающим с входного слоя. Данный признак определяется весовым коэффициентом, который может быть подобран в ходе обучения сети. Для остальных карт участок изображения входного слоя берется с другим набором весов (ядром). Таким образом, внешне данные карты являются отличающимися друг от друга уменьшенными изображениями 24×24 , схожими с входным. Количество весов всего слоя – $(5 \cdot 5 + 1) \cdot 6 = 156$, нейронов – $24 \cdot 24 \cdot 6 = 3456$, соединений с входным слоем – $3456 \cdot (5 \cdot 5 + 1) = 89856$.

3. Следующий слой является слоем субдискретизации, т.е. каждая карта предыдущего слоя линейно уменьшена в определенное число раз. В данном случае в два раза, т.е. в результате имеем 6 карт 12×12 . Каждому пикселю / нейрону на данном слое соответствует усредненное значение соответствующей области предыдущего слоя размера 2×2 . Количество нейронов слоя – $12 \cdot 12 \cdot 6 = 864$.

4. Этот слой свертки аналогичным образом, только каждому нейрону карты соответствует признак, взятый из соответствующих областей всех карт предыдущего слоя, всего 12 карт. Количество нейронов данного слоя $8 \cdot 8 \cdot 12 = 768$.

5. Данный слой содержит линейно уменьшенные в 2 раза карты признаков предыдущего слоя. Количество нейронов – $4 \cdot 4 \cdot 12 = 192$.

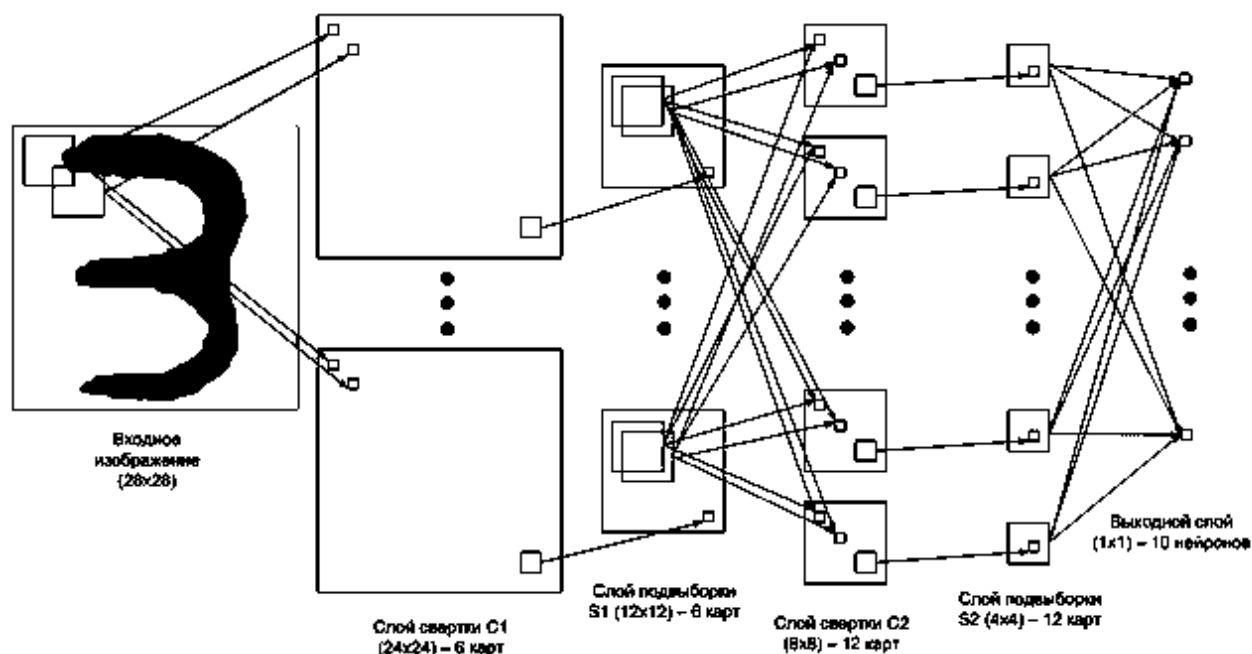


Рис. 4. Сверточная нейронная сеть

6. Результирующая плоскость – слой нейронов, который полностью связан с предыдущим слоем сети (S2), генерирует выходные значения сети. В зависимости от поставленной задачи и размера входного изображения количество выходных нейронов, а также количество таких полносвязных слоев может варьироваться. В данном примере количество результирующих нейронов равно 10 по количеству цифр от 0 до 9.

В основе обучения нейронной сети лежит метод обратного распространения ошибки (обучение «с учителем»). В качестве обучающего множества использованы фотографии с различных ракурсов отдельных символов (рис. 5), отмеченных на металлическом изделии, которые предстоит распознавать. Таким образом, каждый символ был представлен несколькими вариантами. В обучающей выборке использованы не только изображения одного типа маркировки, но и других типов, включая рукописные цифры. Благодаря этому достигается универсальность программного обеспечения: имеется возможность распознавать маркировку продукции от разных производителей, а также адаптироваться к случаям замены маркировочного оборудования.



Рис. 5. Изображения обучающей выборки для сверточной нейронной сети. 1 ряд – изображения одного типа маркировки с разным освещением и с различных ракурсов; 2 ряд – изображения разных типов маркировки

Обучение сети начинается с предъявления очередного образа из обучающего множества и вычисления соответствующей реакции нейронной сети. После этого сеть дает выход, его результаты сравниваются с желаемыми. Затем веса связей меняются в направлении минимизации ошибки для конкретного образа. В результате получается обученная нейронная сеть, предназначенная для решения конкретной задачи, а именно: распознавания цифр на металлургической продукции в условиях ее движения.

Внедрение автоматизированной системы оптимизации загрузки, инвентаризации и обеспечения безопасности, содержащей мобильные модули, позволит снизить затраты на контроль процессов складских работ и сократить число нарушений режима объекта. Предложенная система имеет широкий спектр возможностей, она наиболее эффективна для крупных складов однородной продукции, а также в складах с опасными грузами или условиями, в которых нежелательно присутствие человека.

Литература

1. Самойлова, Ю. Торговля под видеоконтролем / Ю. Самойлова // Технологический портал для магазинов Retail Technologies Russia. – URL: <http://retail-tech.ru/food/articles/1694/28652/>
2. Умяров, Н.Х. Логическое и физическое представление архитектуры сверточной нейронной сети / Н.Х. Умяров, О.И. Федяев // II Всеукраїнська науково-технічна конференція студентів, аспірантів та молодих вчених, 11 – 13 квітня 2011 р., м. Донецьк, 2011. – Т. 3. – С. 81–85.
3. Чигорин, А. Введение в компьютерное зрение / А. Чигорин // Курсы лаборатории компьютерной графики. – URL: <http://courses.graphicon.ru/node/2179>
4. Hewitt, R. Seeing with OpenCV part 2 / R. Hewitt // SERVO magazine. – 2007-2. – С. 84.

5. *LeCun, Y.* Gradient-based learning applied to document recognition / [Y. LeCun and otc.] // Proceedings of IEEE. – 1998. – November.

6. *William, L.* Hinders Mobile Robot Navigation with Intelligent Infrared Image Interpretation / L. William, II Fehلمان, K. Mark // Springer, 2009.

УДК 621.924.3

Г.И. Смагин, А.Б. Цюпко, Е.В. Карпов

ОПРЕДЕЛЕНИЕ НЕДОСТАТКОВ ОБРАБОТКИ ТИПОГРАФСКИХ НОЖЕЙ В УСЛОВИЯХ СОВРЕМЕННОГО ТИПОГРАФСКОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

В современной типографии при затуплении бумагорезательного ножа промышленники сталкиваются с определенной проблемой по восстановлению режущего инструмента. В большей степени это происходит из-за нехватки специалистов и морально устаревшего оборудования на типографских предприятиях. Все это приводит к понижению качества заточки и, соответственно, страдает качество получаемой продукции. В нашей статье мы произвели анализ предоставления услуг для различных организаций.

Типография, нож, заточный станок, абразивный инструмент.

Manufacturers are facing with a specific problem of cutting tool rework in a modern printing house. It happens when the guillotine knife is dulling. There are no specialists (sharpeners) which work at a printing house. The most cutter-grinding machines are not good for guillotine knife grinding because of the outdated equipment. This creates a very poor quality of cut grinding and the typographic production quality too. Our paper presents analysis of service activities for different organizations.

Printing house, guillotine, grinding machine, grinding tool.

В настоящее время как российский, так и зарубежный рынки успешно развиваются в сфере полиграфических изданий. Типографская промышленность проявляет особый интерес к выпуску качественной продукции. Один из важнейших элементов для получения желаемого результата является типографский нож, неправильная обработка которого приводит к понижению качества выходной продукции.

В табл. 1 представлена краткая сравнительная характеристика одной из наиболее популярных фирм-производителей бумагорезательных машин ("Wohlenberg" Германия), в которых и применяются такие ножи (длина типографических ножей представлена длиной реза машины).

Таблица 1

Краткий анализ бумагорезательного оборудования

Бумагорезательная машина	Длина реза, мм
Wohlenberg 76	760
Wohlenberg 92	920
Wohlenberg 115	1150
Wohlenberg 132	1320
Wohlenberg 168	1680
Wohlenberg 225	2250

При затуплении режущей кромки плоских ножей возникают определенные сложности по их восстановлению, а именно, речь идет о переточке. Зачастую на типографских предприятиях существуют следующие сложности:

- отсутствие высококвалифицированных специалистов (технологов-инструментальщиков);

- нет специального оборудования для восстановления режущих качеств ножа;

- в качестве заточников оказывается тот персонал, который и работает за станком. Такой персонал не обладает необходимыми знаниями и навыками по переточке ножей.

Перечисленные проблемы приводят к существенному понижению качества заточки ножа. Недостатки, встречающиеся на типографиях, к сожалению, не являются единственными. Большая доля проблем приходится на технические инструкции, касаемо переточки плоских ножей. Такие инструкции нуждаются в существенной доработке, а именно: необходимо добавление такого материала, как выбор:

- обрабатываемого инструмента;
- необходимых режимов резания;
- СОЖ.

Отсутствие таких данных ведет к снижению стойкости после переточки и в дальнейшем к увеличению расходов на покупку дорогостоящих типографских ножей. Стоит отметить, что после подобной обработки страдает и качество ножа, и качество типографской продукции.

Типографские предприятия вынуждены обращаться в фирмы, специализирующиеся по восстановлению инструмента такого типа. В свою очередь, такие фирмы выбирают, как правило, более дешевые заточные станки (используется ручной привод подачи). Как правило, таким станкам присущи следующие недостатки [6]:

- недостаточная жесткость каретки продольной подачи;
- на винтах вертикальной подачи шлифовального круга выборка люфтов осуществляется обычной