

ниже. В определенной степени избавиться от вредных последствий резонанса позволяет спиральное размещение рядов игл на ножевом барабане. Барабан со щеточным покрытием (рис. 2 б), устраняет причину возникновения резонанса, однако качество получаемых отверстий ухудшается. Также возможна схема, когда перфорация образуется только ножевым барабаном, который формирует перфорацию при прижиге к нему бумаги направляющими валиками, однако качество операции при этом невысокое.

Технологическая схема проектируемой машины для перфорации показана на рисунке 3.

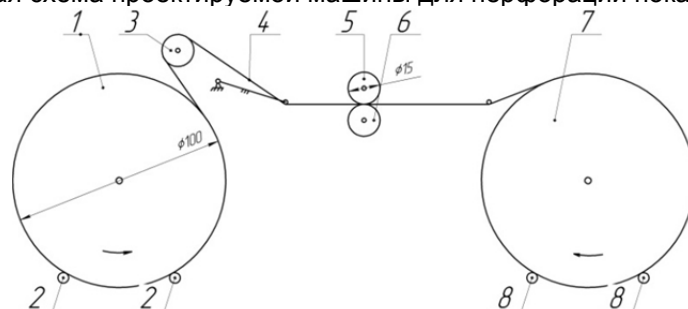


Рисунок 3 – Технологическая схема машины для перфорации

Машина состоит из приводного устройства, ножевого устройства и устройства прижима и уплотнения готового рулона. Бумага 1 разматывается из рулона 2 за счет ее натяжения, проходит через направляющие валики 3 и ножевой барабан 5 и наматывается на рулон 6. Для обеспечения постоянства скорости намотки используется система из двух приводных обрезиненных валиков 7 и 8 и прижимного барабана 9. Постоянство усилия прижима барабана 9 обеспечивается шарнирным четырехзвенником 10 и пневмоцилиндром 11.

Требуемый крутящий момент, развиваемый мотор-редуктором при его разгоне, складывается из момента трения пары подшипников, момента инерции и момента от дисбаланса рулона:

$$M = M_{mp} + I\varepsilon + M_x g,$$

где M_{mp} – момент трения пары подшипников качения; I – момент инерции массы рулона; ε – угловое ускорение рулона; M_x – статический момент массы рулона; g – ускорение свободного падения.

Момент трения пары подшипников определяется по приближенной формуле

$$M_{mp} = f_{mp} F_{рез} \frac{d}{2},$$

где f_{mp} – коэффициент трения; $F_{рез}$ – результирующая нагрузка на подшипник; d – диаметр отверстия подшипника.

В результате выполненного проектного расчета выполнен подбор червячного мотор-редуктора и определены основные конструктивные параметры машины.

УДК 004.032.26:687

КЛАССИФИКАЦИЯ И РАСПОЗНАВАНИЕ ДЕФЕКТОВ ЦЕПНЫХ СТЕЖКОВ НА ИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ПОСРЕДСТВОМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Клебанов С.А., студ., Кириллов А.Г., к.т.н., доц.

*Витебский государственный технологический университет,
г. Витебск, Республика Беларусь*

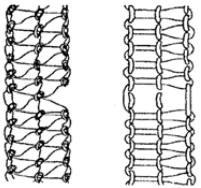
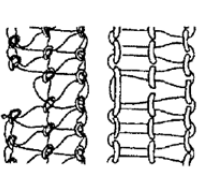
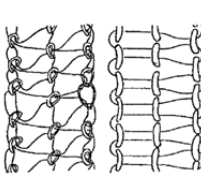
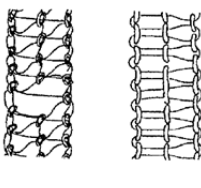
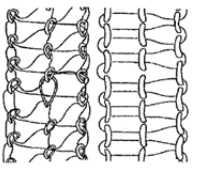
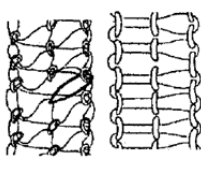
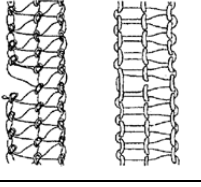
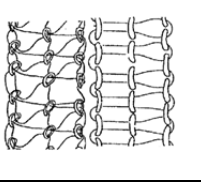
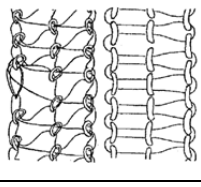
Реферат. В статье рассмотрено использование нейронных сетей применительно к

задаче классификации изображений. В практической части выполнено переобучение нейронной сети GoogleNet с целью распознавания и классификации изображений на основе существующих изображений из базы данных.

Ключевые слова: нейронная сеть, классификация, распознавание, техническое зрение, качество строчек, стежок.

Перспективными направлениями использования искусственных нейронных сетей (ИНС) в швейной отрасли является автоматизация контроля качества строчек и швов. Перспективным направлением решения данной задачи является использование систем технического зрения в совокупности с использованием ИНС. Проблема распознавания дефектов образования стежков может быть сформулирована в следующем виде. Имеется ряд образцов изображений дефектов, организованных в виде базы данных. При анализе изображения отрезка строчки требуется определить наличие или отсутствие дефекта, а также выполнить его идентификацию. Формальное описание дефектов посредством математических зависимостей и логических предикатов является весьма сложной, неоднозначной и, как правило, малоперспективной в решении проблемой. В таблице 1 приведены некоторые виды дефектов строчек, образуемых трихгольной плоскошовной машиной (стежок 407 класса).

Таблица 1 – Виды дефектов строчек, образуемых плоскошовной машиной

петлитель не захватил петлю-напуск правой иглы		левая игла не вошла в треугольник ниток		правая игла вошла в петлю своей нитки	
петлитель не захватил петлю-напуск средней иглы		средняя игла вошла в петлю своей нитки		правая игла вошла в петлю средней иглы («двойное» переплетение)	
петлитель не захватил петлю-напуск левой иглы		правая игла не вошла в треугольник ниток		левая игла вошла в петлю своей нитки	

Основные сложности при определении дефектов строчек обусловлены следующими причинами:

- выявление дефектов выполняется для различных видов материалов и разных параметров стежка, что требует применения различных алгоритмов их распознавания;
- повышение эффективности распознавания приводит к возрастанию вычислительной сложности, в результате более эффективные алгоритмы оказываются неспособными работать в режиме реального времени;
- дефекты не являются однозначно определенными; частота определения дефектов зачастую является завышенной, что приводит к чрезмерной идентификации при автоматическом способе контроля;
- условия освещения и технические особенности получения изображений вызывают зашумленность цифровых изображений, что влияет на конечный результат.

Автоматическая система обнаружения и идентификации дефектов содержит камеру, систему записи изображений, систему искусственного освещения, персональный компьютер с программным обеспечением.

Для получения изображений посредством камеры используются две системы: линейного сканирования и сканирования площади. Для определения дефектов строчек больше подходит система линейного сканирования, так как обладает более высоким разрешением, и, несмотря на более низкую производительность при получении изображений, не требует

выполнения операции сшивания отдельных кадров.

Искусственные нейронные сети – это вычислительные системы, вдохновлённые биологическими нейронными сетями – системой нервных клеток живого организма. Нейронная сеть сама по себе не содержит готовых алгоритмов, а скорее является основой для получения методом машинного обучения множества различных адаптивных алгоритмов для обработки сложных данных. ИНС «учатся» выполнять задачи без программирования специальных правил. Например, в распознавании изображений они могут научиться классифицировать изображения, содержащие определенные объекты, анализируя имеющиеся в базе данных примеры изображений, которые были отнесены экспертом вручную к определенному классу. Нейронная сеть выполняет классификацию без каких-либо знаний об объектах. Вместо этого она автоматически генерирует идентифицирующие характеристики из образцов объектов, которые обрабатывает.

ИНС представляют собой совокупность методов машинного обучения, основанных на обучении представлений, а не специализированным алгоритмам под конкретные задачи. На начальном этапе развития теории нейронных сетей результаты оставляли желать лучшего, однако совершенствование методов обучения ИНС, усложнение их архитектуры, а также возрастание вычислительных мощностей позволили создавать ИНС, обладающие высокой производительностью и способностью решать спектр задач по обработке изображений.

Искусственные нейронные сети, используемые в распознавании изображений, основаны на методе глубокого обучения. Глубокое обучение характеризуется как класс алгоритмов машинного обучения, который использует многослойную систему нелинейных фильтров для извлечения признаков. Каждый последующий слой получает на входе выходные данные предыдущего слоя. Система глубокого обучения может сочетать алгоритмы обучения с учителем и без учителя, при этом анализ образца представляет собой обучение без учителя, а классификация – обучение с учителем.

Особенностями ИНС при использовании глубокого обучения являются следующие:

- наличие нескольких слоев выявления признаков или параметров представления данных, на которых производится обучение без учителя.
- иерархическая организация признаков, когда признаки более высокого уровня являются производными от признаков более низкого уровня.
- формирование в процессе обучения слоев на нескольких уровнях представлений, которые соответствуют различным уровням абстракции; слои образуют иерархию понятий.

Выбор архитектуры ИНС является сложной комплексной задачей, для решения которой используются наработки предшествующих исследователей. Наилучшие результаты при обработке изображений получены при использовании свёрточных нейронных сетей (СНС) (рис. 2).

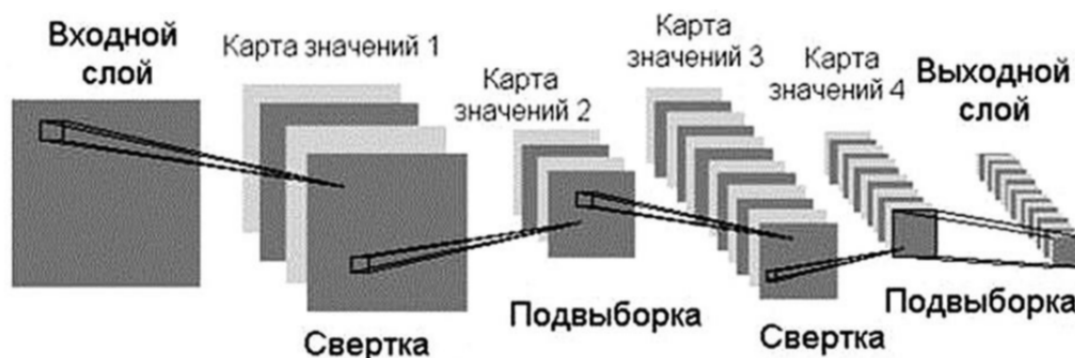


Рисунок 2 – Структура свёрточной нейронной сети

Идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных слоёв и субдискретизирующих слоёв (слоёв подвыборки). Структура сети является однонаправленной (без обратных связей), принципиально многослойной. Для обучения используются стандартные методы, чаще всего метод обратного распространения ошибки. Функция активации нейронов (передаточная функция) определяется выбором исследователя.

Название архитектура сети получила из-за наличия операции свёртки, суть которой заключается в том, что каждый фрагмент изображения умножается на матрицу (ядро) свёртки поэлементно, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию

выходного изображения.

В практическом исследовании использовалась база данных предварительно подготовленных изображений, размещенных в отдельных каталогах. Архитектура ИНС не разрабатывалась; была выбрана готовая архитектура двух нейронных сетей, рекомендуемая в рамках исследовательского проекта по распознаванию изображений ILSVRC (англ. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge): AlexNet и GoogleNet.

Сеть AlexNet содержит 8 слоев (5 слоев свертки и 3 полносвязных) с общим количеством параметров порядка $6 \cdot 10^7$. Сеть GoogleNet использует архитектуру, которая получила название Inception, и содержит пакетную нормализацию, искусственное искажение изображения, метод среднеквадратического распространения ошибки. На ряде слоев используются операции свертки с различным размером ядра. Для обучения определения новых типов изображений заменяются только последние два слоя, что позволяет значительно быстрее обучить нейронную сеть. Число слоев сети GoogleNet составляет 22, а количество параметров – $4 \cdot 10^6$.

Алгоритм классификации реализован в среде Matlab. В результате скорость тренировки ИНС AlexNet составила 1,3 мин; GoogleNet – 0,67 мин. Достигнутая точность при классификации изображений составила для сети AlexNet 77,9 %, для GoogleNet – 79,1 %. Результаты позволяют сделать вывод о том, что ИНС могут успешно применяться для автоматического контроля качества строчек, выполняемых в швейном производстве.

УДК 004.932.72

ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ПОДСЧЕТА КОЛИЧЕСТВА ДЕТАЛЕЙ НА КОНВЕЙЕРЕ

Козлов В.С., студ., Кириллов А.Г., к.т.н., доц.

*Витебский государственный технологический университет,
г. Витебск, Республика Беларусь*

Реферат. В статье рассмотрено использование алгоритмов технического зрения для подсчета количества деталей на движущемся конвейере. Выполнен анализ производительности отдельных этапов обработки для оптимизации быстродействия алгоритма.

Ключевые слова: компьютерное зрение, конвейер, измерения, обработка изображений.

Конвейеры с микропроцессорной системой управления для транспортирования штучных грузов находят все более широкое применение в швейном, обувном, кожгалантерейном, мебельном производстве крупных предприятий. Производство часто сталкивается с проблемами неритмичности потока, вызванной различной производительностью операций; простоями в результате смены выпускаемого ассортимента; сложностью управления большим количеством моделей и типоразмеров. В связи с этим конвейер работает в прерывистом режиме транспортирования и кроме основной функции служит также для осуществления учета, контроля качества, сортировки и т. д.

Основной функцией конвейера (рис. 1) является обеспечение непрерывного цикла транспортирования, например, между рабочими позициями или рабочими позициями и участком хранения в соответствии с требуемой последовательностью рабочих операций. Перемещение деталей, полуфабрикатов, контейнеров или готовых изделий на конвейере с микропроцессорным управлением определяется программным обеспечением, которое реализует перемещение деталей к нужному рабочему месту. Загрузка на конвейер и выгрузка с него осуществляются вручную, в то время как перемещение конвейера между рабочими позициями производится автоматически. В конвейере может быть предусмотрена обратная ветвь, которая служит для повторного выполнения определенной операции с целью заключительной обработки или устранения дефекта, либо боковые ветви, если конвейер выполняет функцию сортировки.