

М. А. Резницкий¹, Л. В. Аршинский²

¹Группа компаний «Эфко», г. Алексеевка, Российская Федерация

²Иркутский государственный университет путей сообщения

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ ДЕФЕКТОВ ВЕРХНЕГО СТРОЕНИЯ ПУТИ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Аннотация: В статье на основе технологии свёрточных нейронных сетей рассматриваются подходы к решению задачи автоматизированной обработки изображений верхнего строения железнодорожного пути с целью выявления зон, подозрительных на дефекты. Рассматриваются такие дефекты, как дефекты рельсовых стыков, дефекты рельсовых скреплений, дефекты шпал, поверхностные дефекты рельсов, «прочее», куда относят все дефекты, не попавшие в предыдущие классификации. При этом в силу большой стоимости ошибки второго рода все изображения с помощью сети делятся на два класса: изображения без дефектов и изображения, подозрительные на дефекты. Второй набор изображений предлагается направлять специалистам для ручной проверки.

Исходными данными для процесса обработки изображения являются файлы со снимками путей. Каждое фото представляет собой сдвиг относительно предыдущего примерно на 30 см вдоль путей. За основу были взяты изображения, полученные одним из поездов Центра диагностики и мониторинга устройств инфраструктуры – структурного подразделения Западно-Сибирской дирекции инфраструктуры – структурного подразделения Западно-Сибирской железной дороги – филиала ОАО «РЖД».

Обсуждается содержание и особенности и программной реализации метода. Программный комплекс включает программу для автоматизированной сегментации изображений, программа для автоматизированной сборки обучающей и тестовой выборки данных в текстовый файл, программа для конфигурации и обучения свёрточной нейронной сети.

Показана принципиальная возможность использования свёрточных нейронных сетей для решения указанного класса задач.

Ключевые слова: железная дорога, верхнее строение пути, свёрточная нейронная сеть, фильтрация, сегментация, обнаружение дефектов.

М. А. Reznitskiy¹, L. V. Arshinskiy²

¹EFKO Group of Companies, Alekseevka, the Russian Federation

²Иркутский государственный университет путей сообщения

SOFTWARE IMPLEMENTATION OF THE UPPER STRUCTURE OF THE RAILWAY TRACK DEFECTS DETECTION AUTOMATED SYSTEM BASED ON THE TECHNOLOGY OF THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Abstract: In the article, based on the technology of convolutional neural networks, approaches to solving the problem of automated processing of images of the upper structure of the railway track in order to identify areas suspicious of defects are considered. Such defects are considered as defects, rail joints and defects, rail fasteners, sleepers defects, surface defects in rails, "other", which include all the defects, not included in the previous classification. At the same time, due to the high cost of the second kind of error, all images with the help of the network are divided into two classes: images without defects and images that are suspicious of defects. The second set of images is proposed to be sent to specialists for manual verification.

The source data for the image processing process are files with snapshots of the paths. Each photo represents a shift relative to the previous one by about 30 cm along the paths. The images received by one of trains of the center of diagnostics and monitoring of devices of infra-structure – structural division of the West Siberian management of infra-structure-structural division of the West Siberian railway – branch of JSC RZHD were taken as a basis.

The content and features of the method and its software implementation are discussed. The software package includes a program for automated image segmentation, a program for automated Assembly of training and test data sampling into a text file, a program for configuration and training of a convolutional neural network.

The principal possibility of using convolutional neural networks for solving the given class of problems is shown.

Keywords: *railway, upper structure of the railway track, convolutional neural network, filtration, segmentation, defect detection.*

Введение

Железная дорога – это транспортная трасса постоянного действия, отличающаяся наличием пути (или путей) из закреплённых рельсов, по которым ходят поезда, перевозящие пассажиров, багаж, почту и различные грузы. Понятие «железная дорога» включает в себя не только подвижной состав (локомотивы, пассажирские и грузовые вагоны), но и полосу отчуждения земли со всеми строениями, постройками, имуществом и правом провоза товаров и пассажиров по ней.

Из всех видов транспортных магистралей только железные дороги и трубопроводы располагаются на земельных полосах, на которых размещаются рельсовые пути – чаще всего один или два. Более двух путей прокладывают там, где ожидается оживленное движение, – например, вблизи крупных городов. Сам путь делается во всем мире по единому образцу – стальные рельсы укладываются на поперечные лаги (деревянные или железобетонные шпалы), заглубленные в балласте. Пути в разных местах весьма различаются по прочности и конструкции в зависимости от напряженности транспортного потока, скорости и тяжести проходящих по ним поездов. Габариты шпал, промежутки между ними и глубина засыпки балласта тоже зависят от условий движения: на основных магистралях толщина балластной подушки больше, шпалы крупнее и уложены ближе друг к другу, чем на второстепенных дорогах или ветках [1].

Почти все рельсы в поперечном сечении имеют тавровый (Г-образный) профиль с плоским основанием, узкой вертикальной стенкой и слегка скругленной по верхним краям прямоугольной головкой. В развитых странах сварные рельсы заменили ранее применявшиеся рельсы длиной 12 м, скреплявшиеся на стыках двухголовыми накладками с болтами и гайками. Такие рельсы обеспечивают более безопасное движение составов без вертикальной тряски на стыках; именно стыки быстрее всего изнашивались, и их упразднение существенно снизило объемы ремонтных работ. Обычно между шпалой и основанием рельса вставляется стальная подкладка, чем обеспечиваются более прочное скрепление рельса со шпалой и уменьшение износа из-за динамических ударных нагрузок от подвижного состава [1].

В Западной Европе, Японии и других местах, где лесоматериалов мало, и они дороги, шпалы обычно делают из железобетона. В США до сих пор широко применяются деревянные шпалы со специальной пропиткой. На российских железных дорогах можно встретить шпалы обоих видов. Балласт выполняет двойную роль: он служит подушкой пути и дренающим слоем для отвода дождевой воды с полотна. Обычно наилучшим балластом считается щебень из твердых скальных пород, раздробленных на куски размерами около 5 см, но в качестве балласта можно использовать также отходы горнодобывающей промышленности, гальку, гравий и другие подобные материалы. В итоге верхнему строению придается некоторая упругость, благодаря чему рельсовый путь при движении по нему поездов слегка смещается вверх-вниз, подобно пружине. Однако на станциях, в тоннелях и на мостах рельсовый путь укладывается на жесткое основание из стали или бетона [1].

Ширина колеи варьируется в разных регионах. Стандартная колея шириной 1,435 м принята почти везде в Северной Америке и на основных железнодорожных магистралях стран Западной Европы. Она же характерна для Китая и многих других районов мира. Разновидности широкой колеи (с расстоянием между рельсами пути от 1,52 до 1,68 м) типичны для республик бывшего СССР, Аргентины, Чили, Финляндии, Индии и др. Пути с более узкой колеей (от 0,6 до 1,07 м) обычны для Азии, Африки, Южной Америки, а также для второстепенных железных дорог Европы, особенно в гористой местности, и лесовозных дорог России [1].

Исходными данными для процесса обработки изображения верхнего строения пути являются файлы со снимками путей. Каждое фото представляет собой сдвиг относительно предыдущего примерно на 30 см вдоль путей. Кроме этого, к фотографиям прилагаются раз-

личные информационные данные: название трассы, координаты пути, номер пути, время с момента начала движения поезда.

Существует несколько типов поездов, оснащённых соответствующим оборудованием для получения исходных данных. Однако каждый тип поезда использует свои методы съёмки и оборудование, из-за чего качество и ракурс снимков, а также информационные данные отличаются. За основу был взят поезд №008 Центра диагностики и мониторинга устройств инфраструктуры – структурного подразделения Западно-Сибирской дирекции инфраструктуры – структурного подразделения Западно-Сибирской железной дороги – филиала ОАО «РЖД». Разработчиками оборудования и соответствующего программного обеспечения, оснащённого на поезде, является компания «НПЦ ИНФОТРАНС».

Дефекты на железнодорожном пути можно разделить на несколько больших групп:

– рельсовые стыки. К ним относятся дефекты, связанные со стыковыми скреплениями: отсутствие или деформация болта, отсутствие или излом накладки;

– бесстыковой путь. Для контроля напряжения на разных участках бесстыкового пути используются маячные шпалы, по краям которых наносятся метки. Такие же метки, напротив соответствующей метки на шпале, наносятся на сам рельс. Со временем рельс деформируется, из-за чего расстояние между метками на шпале и на рельсе изменяется. Это говорит о том, что определённый участок рельса сжат, из-за чего температура и напряжение на этом участке возрастает. Наличие такого дефекта требует обязательного человеческого вмешательства;

– рельсовые скрепления. К ним относятся дефекты, связанные со скреплениями рельсов к шпалам: отсутствующая или сломанная клемма, клеммная гайка, закладной болт, закладная гайка, костыль, шуруп, сломанная подкладка или само скрепление;

– шпалы. К ним относятся следующие дефекты: продольные трещины, расколы на торцах под подкладку, выкол кусков древесины, излом или продольный раскол железобетонной шпалы, перекошенные шпалы;

– поверхностные дефекты рельсов. К ним относятся дефекты непосредственно самих рельсов: пробуксовки, выкрашивание в зоне стыка, смятие головки, отслоение и выкрашивание металла и другие коррозии;

– прочие. К ним относят все дефекты, не попавшие в предыдущие классификации. Например, наличие на путях посторонних предметов, тип скрепления, не соответствующий документации данного участка пути и другие.

Примеры дефектов изображены на рисунке 1.

В рамках исследования разрабатывался программный комплекс автоматизированного обнаружения дефектов верхнего строения пути по его изображениям.

Свёрточные нейронные сети

В программировании свёртка – это процесс, в результате которого исходное изображение преобразуется в некоторое новое изображение, «похожее» на исходное. Результат свёртки зависит от матрицы коэффициентов - «ядра свёртки». Операция свёртки производится следующим образом: матрицу коэффициентов «накладывают» на изображение. Цветовые значения пикселей (трёхмерный вектор, полученный из цветовой модели RGB [4]) части изображения, оказавшейся под матрицей, умножают на соответствующие коэффициенты матрицы, а затем суммируют. Получившийся вектор будет новым значением пикселя, лежащего под центральной ячейкой матрицы коэффициентов (т.е. в центре ядра свёртки).

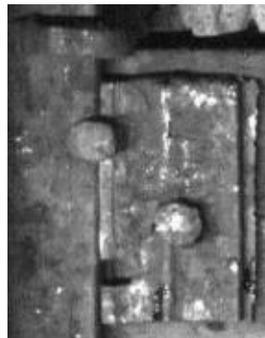
Искусственная нейронная сеть [5] представляет собой ориентированный граф, у которого есть узлы и связи между ними. Узлы называют нейронами. Сеть имеет некоторый вход и выход, а информация по сети распространяется из начала в конец (сеть прямого распространения).

В работе рассматриваются т.н. сверточные нейронные сети [9]. Сверточная нейронная сеть (CNN – это специальная архитектура искусственных нейронных сетей, нацеленная на эффективное распознавание изображений [9]). Основу такой сети составляют свёрточные

слои (англ. convolution layer) и слои подвыборки (англ. subsampling), использующиеся в комбинации с полносвязными слоями.



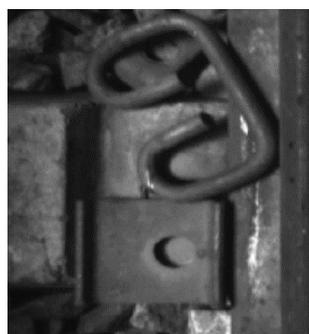
а)



б)



в)



г)

а – отсутствующий болт; б – отсутствующая клемма;
в – сломанная подкладка; г – отсутствующее скрепление

Рис. 1. Примеры дефектов

Свёрточный слой основан на вышеописанной операции свёртки. Если в качестве ядра свёртки использовать некоторый шаблон, то яркость каждого пикселя результирующего изображения будет характеризовать то, насколько на исходном изображении этот пиксель с его окружением был похож на данный шаблон. Полученное в результате свёртки изображение называется картой признаков. Применение множества свёрток с разными ядрами даёт множество карт признаков. Последовательное применение нескольких свёрточных слоёв позволяет выявлять признаки в признаках, то есть признаки более низкого уровня. Задача свёрточных слоёв заключается в выстраивании иерархии признаков. При этом ядра свёртки являются параметрами, изменяемыми сетью в процессе обучения – весами свёрточного слоя [9].

CNN проходят обучение. Это процесс, при котором в нейронную сеть подаются пары: входной вектор X , представляющий собой некоторый пример исходных данных, и вектор Y , представляющий собой ожидаемые результаты для данного примера. В процессе обучения нейронная сеть подбирает значения параметров, минимизирующие ошибку. Для этого используется определённая математическая функция, называемая *функцией оптимизации*, по которой рассчитывается, как именно необходимо изменять параметры сети для уменьшения ошибки для текущих данных. Пример функции оптимизации – метод градиентного спуска [2, 10, 8]. Зачастую используются различные модификации этого метода.

Программная реализация

В рамках исследования были разработаны следующие прикладные программы (ПП):

а) программа для автоматизированной сегментации изображений. Данная программа включает реализацию алгоритмов предобработки (фильтрации) изображений [3], поиска шпал и дефектов на них, поиска скреплений. Скрепления ищутся с использованием алгорит-

ма поиска по шаблону [6, 7] В результате работы программы формируется множество файлов формата .png с изображениями скреплений. Пользовательский интерфейс программы позволяет просматривать результаты работы всех алгоритмов. Краткое наименование программы «Поиск дефектов»;

б) программа для автоматизированной сборки обучающей и тестовой выборки данных в текстовый файл. Данная программа преобразовывает множество файлов формата .png в файл формата .txt, необходимого для обучения CNN. Она не содержит графического интерфейса;

в) программа для конфигурации и обучения CNN. Данная программа включает решение задач конфигурации и обучения свёрточной нейронной сети. Она не содержит графического интерфейса

Программа для автоматизированной сегментации изображений, а также *программа для автоматизированной сборки обучающей и тестовой выборки* разработаны на языке C# - объектно-ориентированном языке программирования, разработанном компанией Microsoft в 1998-2001 годах в качестве языка разработки приложений для платформы Microsoft.NET Framework, который в последствии был стандартизирован как ECMA-334 и ISO/IEC 23270. Основными преимуществами языка перед прародителями являются:

- единая платформа для множества языков Framework.Net;
- расширяемость системы (подгрузка любых .exe файлов, импортирование классов и объектов из других программ);
- безопасность кода;
- бесплатное распространение интегрированной среды разработки Microsoft Visual Studio;
- для запуска исполняемых файлов требуется только наличие платформы .Net Framework 4.0, которая присутствует на всех персональных компьютерах с установленным Windows Vista или более поздними версиями операционной системы;

Среди прочих преимуществ языка: поддержка полиморфизма, перегрузки операторов, делегатов, атрибутов, событий, свойств, обобщённых типов, итераторов, анонимных функций, событий, свойств, LINQ и исключений.

Перечисленные особенности являются важными составляющими, необходимыми для реализации указанных ПП. Они позволили существенно упростить структуру кода и оптимизировать алгоритмы по времени выполнения.

Главной отрицательной стороной C# является моноплатформенность, то есть невозможность использовать разработанные приложения на других операционных системах, отличных от семейства Windows.

Программа для конфигурации и обучения CNN разработана на языке Python. Выбор языка обусловлен наличием для данного ЯП библиотек Keras, Theano и TensorFlow, позволяющих эффективно реализовать архитектуру CNN. Одним из важных преимуществ данных библиотек перед аналогами является возможность перенести вычисления на GPU-ускоритель.

Вычисления с GPU-ускорением заключаются в использовании GPU совместно с CPU для ускорения приложений в области науки, аналитики, проектирования и на предприятиях. Вычисления с GPU-ускорением предлагают беспрецедентную производительность приложений благодаря тому, что GPU обрабатывает части приложения, требующие большой вычислительной мощности, при этом остальная часть приложения выполняется на CPU.

Применительно к данному продукту перенос вычислений на GPU является необходимым добавлением к реализации многопоточности, поскольку обработка требуемого объёма фотографий невозможна с использованием обычных процессоров персональных компьютеров.

Из всего комплекса ПП только *программа для автоматизированной сегментации изображений* содержит графический интерфейс. Однако основной целью данной программы является проверка и оптимизация разработанных алгоритмов, а также она используется как

средство для создания обучающей и тестовой выборки изображений скреплений. В связи с этим программа не предназначена для эксплуатации на производстве, поэтому не включает в себя реализацию требований специалистов к пользовательскому интерфейсу.

Главное окно программы представлено на рисунке 2.

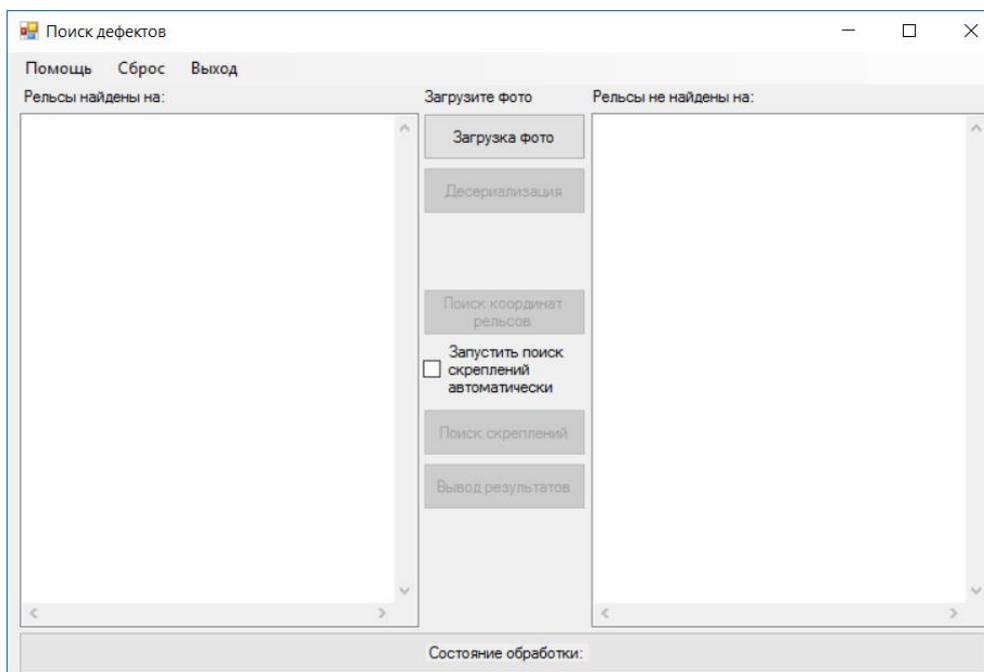


Рис 2. Главное окно программы

Меню главного окна включает в себя три кнопки:

– кнопка «Помощь». При нажатии на эту кнопку появляется окно с описанием интерфейса программы. Оно представлено на рисунке 3;

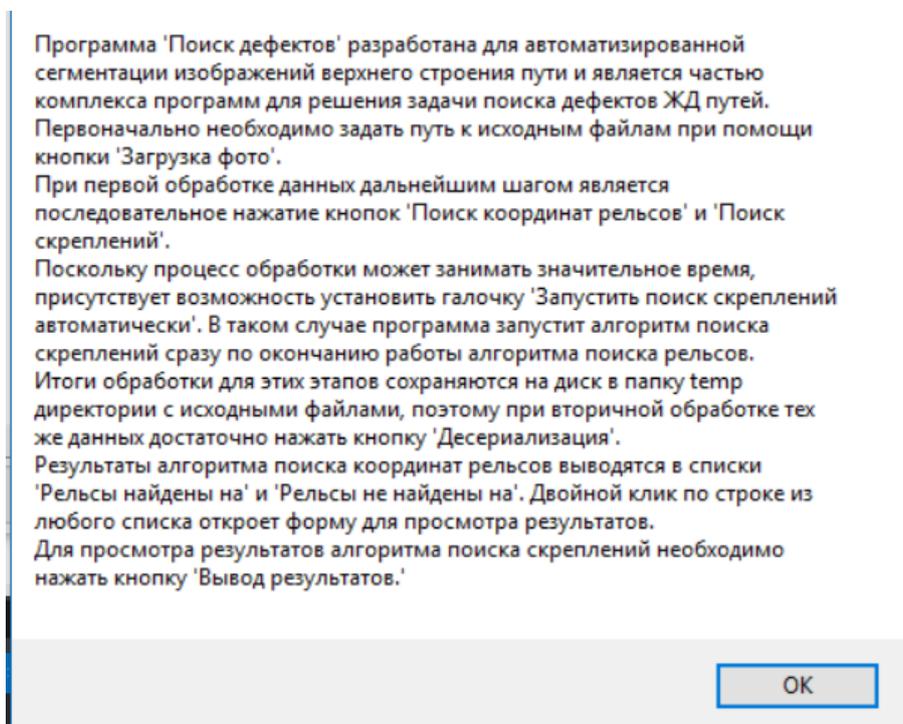


Рис 3. Окно с описанием интерфейса

– кнопка «Сброс». При нажатии на эту кнопку программа принимает вид стартового окна. При этом внутри программы стираются все промежуточные данные;

– кнопка «Выход». При нажатии на эту кнопку программа завершает работу.

Данное окно содержит пять кнопок, реализующих основную функциональность программы:

– кнопка «Загрузка фото». При нажатии на эту кнопку появляется диалоговое окно, в котором пользователю необходимо указать путь к папке с исходными данными; кнопка «Поиск скреплений». При нажатии на эту кнопку запускается алгоритм поиска скреплений. Кнопка доступна после окончания работы алгоритмов поиска координат рельсов;

– кнопка «Поиск координат рельсов». При нажатии на эту кнопку запускаются алгоритмы поиска координат рельсов и дефектов на них [3]. Кнопка доступна после успешной загрузки пути к папке с исходными данными;

– кнопка «Вывод результатов». При нажатии на эту кнопку появляется окно для вывода результатов поиска скреплений. Кнопка доступна после окончания работы алгоритма поиска скреплений;

– кнопка «Десериализация». При нажатии на данную кнопку будет произведена попытка загрузить результаты обработки из папки temp (в случае её наличия) в разделе с исходными данными. Она завершится успехом в том случае, если указанный набор данных однажды уже был обработан программой. В этом случае повторное выполнение алгоритмов поиска не требуется. Кнопка доступна после успешной загрузки пути к папке с исходными данными.

Во время обработки изображений алгоритмами поиска координат рельсов и дефектов на них, а также алгоритмом поиска скреплений, полоса состояния в нижней части окна (с подписью «Выполнение:» на стартовом окне) отображает количество обработанных фотографий. Пример полосы состояния в процессе обработки данных представлен на рисунке 4.

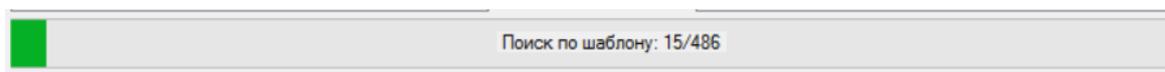


Рис. 4. Пример полосы состояния

По окончании работы алгоритмов поиска рельсов и дефектов на них, изображения добавляются в два списка: список изображений с найденными рельсами и список изображений, на которых рельсы не были обнаружены.

Пример главного окна программы по окончании работы алгоритмов поиска показан на рисунке 5. Для просмотра более подробной информации по каждому изображению необходимо нажать двойным кликом на любую строку в соответствующем списке. При этом появится окно для просмотра результатов поиска рельсов.

Окно для просмотра результатов поиска рельсов представлено на рисунке 6.

В заголовке окна указывается полное имя текущего изображения. В правой части экрана выводится информация о координатах найденных рельсов, а также количество найденных дефектов. Основу окна составляет исходное изображение с выделенными чёрными прямоугольниками рельсами. Координаты прямоугольников соответствуют координатам в правой части экрана. Для изображений из списка «Рельсы не найдены» один или оба рельса не были обнаружены, поэтому они не будут выделены на исходном изображении, а соответствующие координаты рельсов будут отсутствовать.

Данное окно содержит три кнопки:

– кнопка «Предыдущий». При нажатии на эту кнопку на экран выводится предыдущее по списку изображение;

– кнопка «Следующий». При нажатии на эту кнопку на экран выводится следующее по списку изображение;

– кнопка «Закрыть окно». При нажатии на эту кнопку происходит возврат к главному окну программы.

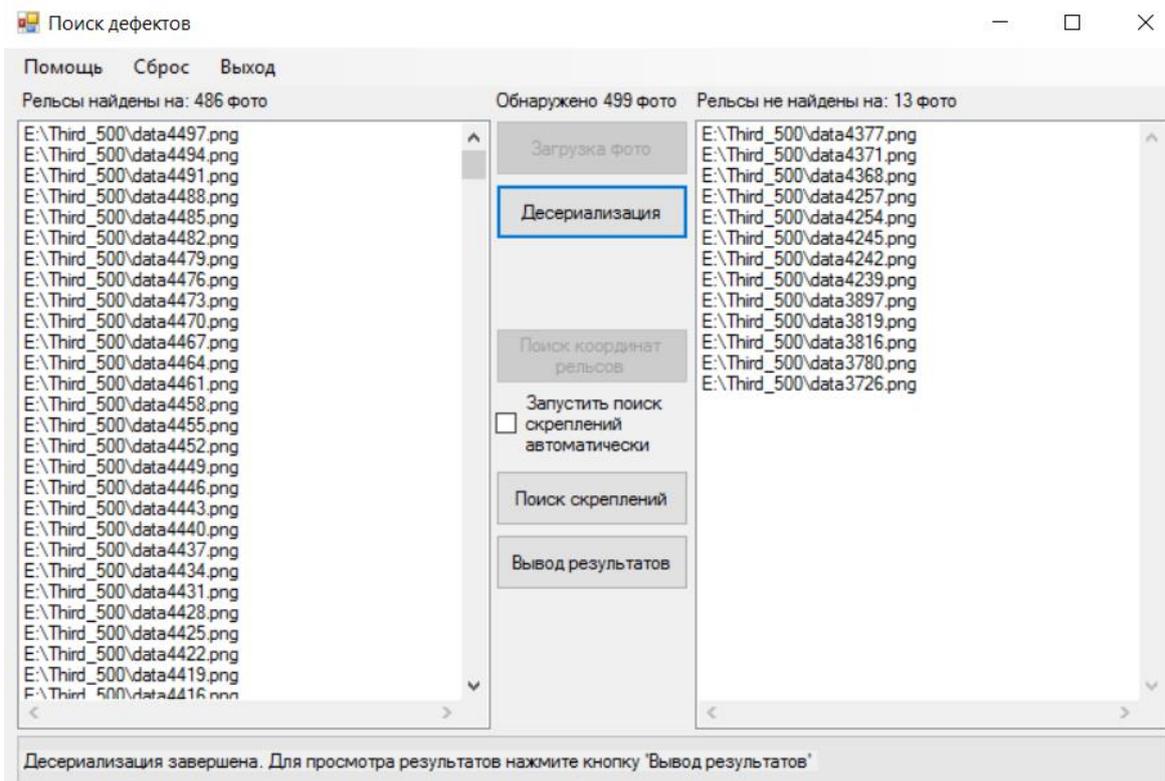


Рис. 5. Главное окно программы по окончании работы алгоритмов



Рис. 6. Просмотр результатов поиска рельсов

Пример окна для просмотра результатов поиска скреплений представлен на рисунке 7.

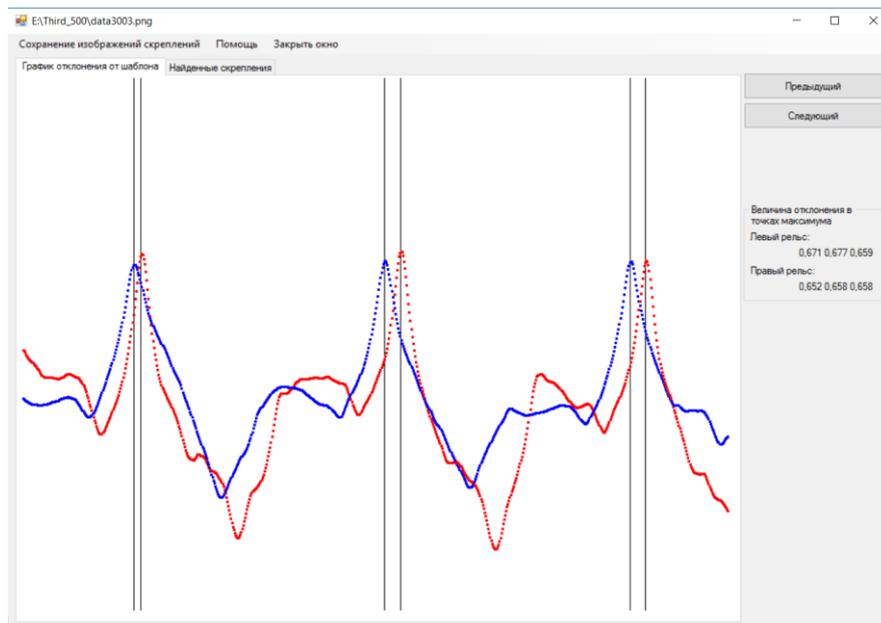


Рис. 7. Окно для просмотра результатов поиска скреплений

В заголовке окна указывается полное имя текущего изображения. В правой части экрана выводится информация о нормированной величине отклонений в найденных точках максимума. Основу окна составляет область с двумя вкладками.

На вкладке «График отклонения от шаблона» показан график величины отклонения для каждой позиции шаблонов вдоль рельса. Красным цветом изображен график усреднённого отклонения для левого рельса, синим цветом – для правого. Вертикальные линии показывают найденные локальные максимумы.

На вкладке «Найденные скрепления» показано исходное изображения с выделенными чёрными прямоугольниками областями скреплений. Эти области являются искомыми фрагментами изображений, их которых будет строиться обучающая выборка для CNN. Пример показан на рисунке 8.

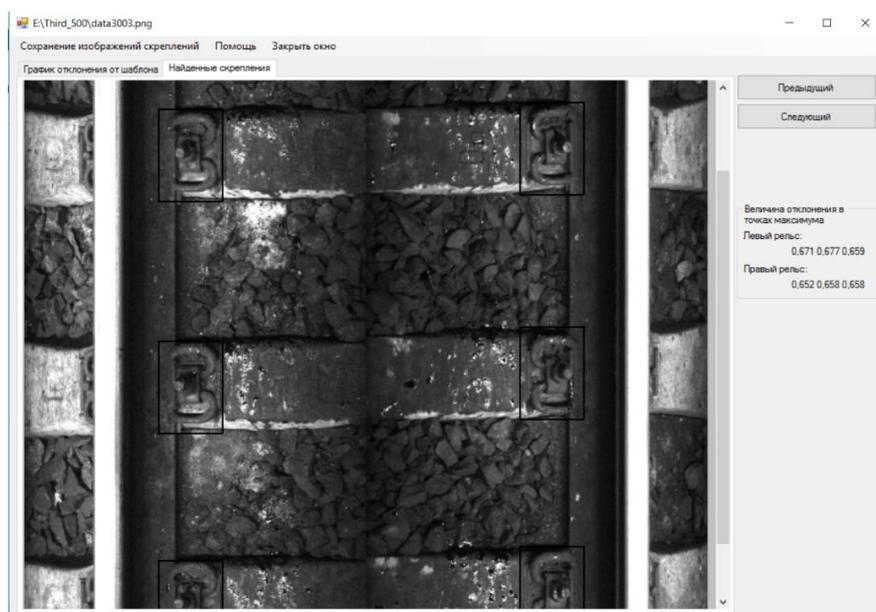


Рис. 8. Вкладка «Найденные скрепления»

Меню данного окна включает в себя три кнопки:

- кнопка «Сохранение изображений скреплений». При нажатии на эту кнопку появляется диалоговое окно, в котором пользователю необходимо указать путь к папке для сохра-

нения изображений скреплений. После этого программа выполнит сохранение найденных фрагментов для всех изображений;

– кнопка «Помощь». При нажатии на эту кнопку появляется окно с описанием интерфейса данной рабочей области. Оно представлено на рисунке 9;



Рис. 9. Окно с описанием интерфейса

– кнопка «Закрыть окно». При нажатии на эту кнопку происходит возврат к главному окну программы.

Данное окно содержит две кнопки:

– кнопка «Предыдущий». При нажатии на эту кнопку на экран выводится предыдущее по списку изображение;

– кнопка «Следующий». При нажатии на эту кнопку на экран выводится следующее по списку изображение.

В результате работы программы для автоматизированной сегментации изображений было получено множество файлов формата *.png с изображением скреплений. Для формирования обучающей выборки эти данные необходимо делить на две категории – изображения без дефектов и изображения, подозрительные на дефекты.

Полученные изображения можно разделить на несколько групп (рисунок 10):

–промахи. На таких изображениях скреплений либо нет совсем, либо они не полностью попали в ракурс ввиду неточностей алгоритма поиска скреплений. Примеры таких изображений приведены на рисунках 10 а, б;

–реальные дефекты. На таких изображениях скрепления либо отсутствуют ввиду неисправности, либо присутствует иная полочка. Примеры таких изображений приведены на рисунках 10 в, г;

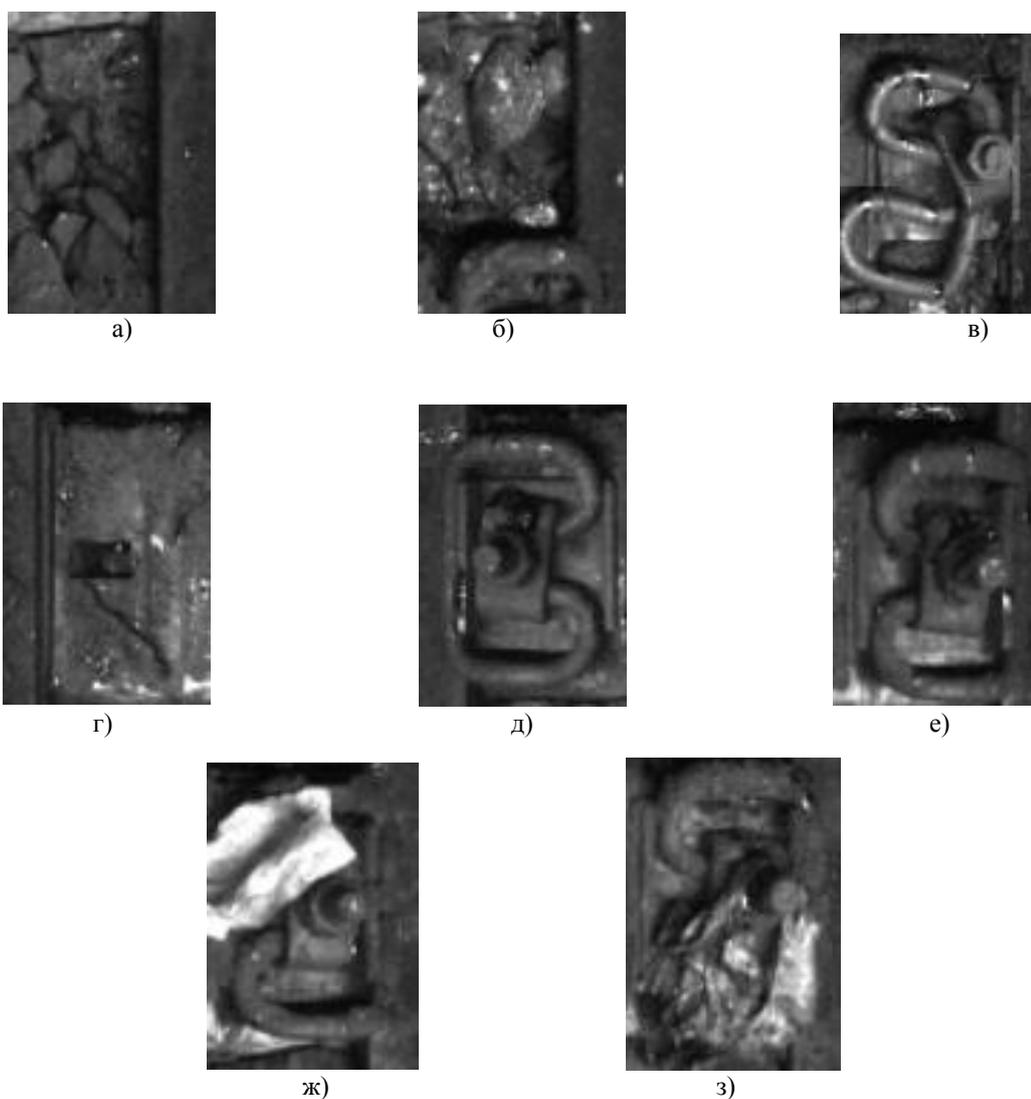
–идеальные скрепления. На таких изображениях скрепления не содержат дефектов и полностью видны. Примеры таких изображений приведены на рисунках 10 д, е;

– прочее. На таких изображениях присутствуют белые пятна, мусор, скрепления могут быть засыпаны камнями, закрыты иными объектами и другое. Примеры таких изображений приведены на рисунках 10 ж, з.

Для обучения CNN в качестве категории изображений без дефектов использовались только идеальные скрепления. Все остальные группы рассматривались как подозрительные на дефекты и передаваться специалистам для ручной проверки.

В результате ручной классификации фрагментов скреплений были получена выборка из 1932 данных, по 966 данных на каждый из двух классов объектов. Эта выборка была разделена на обучающую в размере 1344 изображений и тестовую в размере 588 изображений.

По итогам обучения точность ответов CNN составила порядка 83 %.



а, б – промахи; в, г – реальные дефекты; д, е – идеальные скрепления; ж, з - прочее

Рис. 10. Примеры изображений скреплений

Заключение

В работе представлена программно-реализованная технологическая цепочка для получения обучающей выборки, с помощью которой можно обучать свёрточную нейронную сеть. Она включает в себя этапы:

- а) предобработку изображения;
- б) автоматизированную сегментацию изображений.;
- в) автоматизированную сборку обучающей и тестовой выборок;
- г) конфигурирование и обучения CNN.

Качество работы сети (процент верно распознанных изображений) в итоге составило 83%. Это достаточно неплохой результат с точки зрения демонстрации работоспособности подхода. В то же время, для улучшения этого показателя необходимо как увеличение объёма тестовой и обучающей выборок данных, так и дальнейший эмпирический поиск оптимальной конфигурации CNN.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Боравская Е.Н., Шапилов Е.Д. Предпосылки для формирования международной сети ВСМ // Скоростной и высокоскоростной железнодорожный транспорт, 2001. Т. 1. С. 181-183.
2. Борисов Е.С. О методах обучения многослойных нейронных сетей прямого распространения – <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-backprop2.html> (дата обращения 25.09.2018)
3. Резницкий М.А. Решение задачи анализа верхнего строения пути по его изображениям // Информационные технологии и проблемы математического моделирования сложных систем. – Вып.16. – Иркутск: ИрГУПС, 2016. – С. 15-20.
4. Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю. Компьютерная обработка и распознавание изображений. – Санкт-Петербург: Изд-во СПбГУ ИТМО, 2008. – 281с.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание : Пер. с англ. Н.Н. КуССуль, А.Ю. Шелестова; под ред. Н.Н. КуССуль – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Hall, E. L. Computer Image Processing and Recognition, Academic Press, New York, 1979. – 811p.
7. Jahne B. Digital image processing. 6th ed. Springer, 2005. – 639 с.
8. Kozin, N.E. Gradual learning the radial neural networks / N.E. Kozin, V.A. Fursov // Computer Optics. – 2004. – № 26. – pp. 138-141.
9. LeCun, Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series, in Arbib / LeCun, Y. Bengio ; MIT Press, 1995. 14p.
10. LeCun, Y. Gradient Based Learning Applied to Document Recognition / Y. LeCun, L. Bottou, P. Haffner – IEEE Press, 1998. – . 46 p.

REFERENCES

1. Boravskaya E.N., Shapilov E.D. Predposylki dlya formirovaniya mezhdunarodnoy seti VSM [Prerequisites for the formation of an international network of HSR] // Skorostnoy i vysokoskorostnoy zheleznodorozhnyy transport. 2001. V. 1. pp. 181-183. (in Russian)
2. Borisov E.S. O metodakh obucheniya mnogosloynnykh neironnykh setey pryamogo rasprostraneniya [Methods of training multilayered neural networks of direct distribution] – <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-backprop2.html> (data obrasheniya 25.09.2018) (in Russian)
3. Reznitskiy M.A. Resheniye zadachi analiza verkhnego stroeniya puti po ego izobrazheniyam [Solving the problem of analysis of the upper structure of the railway path by its images]. Informatsionnyye tekhnologii i problemy matematicheskogo modelirovaniya slozhnykh sistem. Vol. 16. Irkutsk: IrGUPS, 2016. pp 15-20. (in Russian)
4. Phisenko V.T., Phisenko T.Yu. Kompyuternaya obrabotka i raspoznavaniye izobrazheniy [Computer processing and image recognition]. *Sankt-Petersburg: SPBGU ITMO*, 2008. 281 p. (in Russian)
5. Khaikin S. Neyronnye seti: polnyi kurs, 2-e izd: per. s angl. N.N. Kossul, A.Yu. Shelestova; pod red. N.N. Kossul [Neural networks: full course, 2nd edition: Per. with English. N. N. Kussul, A. Shelestova, Y. ; ed.N. Kussul]. M.: Izdatelskiy dom “Vilyams”, 2006. 1104 p. (in Russian)
6. Hall, E. L. Computer Image Processing and Recognition, Academic Press, New York, 1979. – 811p.
7. Jahne B. Digital image processing. 6th ed. Springer, 2005. – 639 p.
8. Kozin, N.E. Gradual learning the radial neural networks / N.E. Kozin, V.A. Fursov // Computer Optics. – 2004. – № 26. – pp. 138-141.
9. LeCun, Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series, in Arbib / LeCun, Y. Bengio ; MIT Press, 1995. 14 p.
10. LeCun, Y. Gradient Based Learning Applied to Document Recognition / Y. LeCun, L. Bottou, P. Haffner – IEEE Press, 1998. – P. 46.

Информация об авторах

Резницкий Михаил Александрович – инженер-программист группы компаний «Эфко», г. Алексеевка, e-mail: natz94@mail.ru.

Аршинский Леонид Вадимович – д.т.н., доцент, заведующий кафедрой «Информационные системы и защита информации» ФГБОУ ВО «Иркутский государственный университет путей сообщения», г. Иркутск, e-mail: arsh@irgups.ru.

Authors

Mikhail Aleksandrovich Reznitskiy – engineer-programmer of the EFKO Group of Companies, e-mail: natz94@mail.ru

Arshinskiy Leonid Vadimovich – Doctor of Technical Science, head of the Department of Information System and Information Security, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, e-mail: arsh@urgups.ru

Для цитирования

Резницкий М.А. Программная реализация автоматизированной системы обнаружения дефектов верхнего строения пути на основе технологии свёрточных нейронных сетей [Электронный ресурс] / М. А. Резницкий, Л.В. Аршинский // Молодая наука Сибири: электрон. науч. журн. – 2018. – №1. – Режим доступа: <http://mnv.irgups.ru/toma/11-2018>, свободный. – Загл. с экрана. – Яз. рус., англ. (дата обращения: 24.10.2018)

For citation

Reznitskiy M.A., Arshinskiy L.V. *Programmnaya realizatsiya avtomatizirovannoi systemi obnaryeniya defectov verkhnego ctroeniya puti na osnove tekhnologii svertochnykh neyronnykh setey* [Software implementation of an automated system for detecting defects of the upper structure of the railway path based on the technology of convolutional neural networks]. *Molodaya nauka Sibiri: ehlektronnyj nauchnyj zhurnal* [Young science of Siberia: electronic scientific journal], 2018, no. 1. [Accessed 24/10/18]