

ТАБЛИЦА 4
РЕЗУЛЬТАТЫ ИЗМЕРЕНИЯ

0,0032	0,0029	0,0028	0,0015	0,0033	0,0040	0,0029	0,0036	0,0025	0,0032
0,0030	0,0024	0,0030	0,0018	0,0024	0,0013	0,0024	0,0013	0,0024	0,0013
0,0032	0,0027	0,0032	0,0027	0,0027	0,0032	0,0027	0,0032	0,0027	0,0032
0,0014	0,0022	0,0025	0,0028	0,0014	0,0014	0,0014	0,0007	0,0024	0,0014
0,0025	0,0086	0,0025	0,0011	0,0086	0,0025	0,0022	0,0025	0,0022	0,0019

Согласно этим результатам перед проведением измерений микроскоп VMM необходимо откалибровать.

VI. ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При проведении же эксперимента с измерением объект - микрометра было установлено, что при условиях в лаборатории «Методы и средства измерения и контроля» перед проведением измерительного процесса на микроскоп Walter Uhl technische Mikroskopie GmbH & Co. KG VMM 150 необходимо проводить процесс калибровки.

ИСТОЧНИК ФИНАНСИРОВАНИЯ. БЛАГОДАРНОСТИ

Коллектив проекта благодарит за содействие в развитии проекта ректорат Омского государственного технического университета.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бакут П. А., Жулина Ю. В., Иванчук Н. А. Обнаружение движущихся объектов / Под ред. П.А. Бакута. М.: Сов. радио, 1980. 288 с.
2. Khludnev A. M., Kovtunenkov V. A. Analysis of cracks in solids. Southampton. Boston: WIT Press, 2000. 120 p.
3. Реутов С., Сафронов Е. Комплексные поставки орудий труда как средство создания системы машин // Вопр. экономики, 1985. № 1. С. 57–67.
4. Khludnev A. M., Kovtunenkov V. A. Analysis of cracks in solids. Southampton // Eur. J. 2017. Vol. 2. P. 1–3.

УДК 004.932.4

АЛГОРИТМ ПОВОРОТА ИЗОБРАЖЕНИЯ ГОСУДАРСТВЕННОГО РЕГИСТРАЦИОННОГО ЗНАКА АВТОМОБИЛЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ЕГО РАСПОЗНАВАНИЯ

А. А. Томилов, Л. А. Денисова

Омский государственный технический университет, г. Омск, Россия

Аннотация. В статье рассмотрен алгоритм поворота изображения государственного регистрационного знака автомобиля, позволяющий устранить искажения и решить задачу распознавания его символов с помощью сверточных нейронных сетей. Предложенный алгоритм производит первичную обработку исходных изображений с целью формирования на их основе обучающего и тестового наборов данных (откорректированных изображений и соответствующих значений углов поворота). Данный алгоритм характеризуется простотой дополнения массива исходных изображений новыми элементами, благодаря чему возможно варьирование качества и количества исходных изображений и повышение точности результата распознавания.

Ключевые слова: изображение, угол поворота, распознавание, государственный регистрационный знак автомобиля.

DOI: 10.25206/2310-4597-2019-1-223-228

I. ВВЕДЕНИЕ

Для повышения безопасности дорожного движения и борьбы с нарушителями установленных правил используются камеры видеонаблюдения, позволяющие получить изображение автомобиля и его государственного регистрационного знака (ГРЗ) в момент нарушения (например, при превышении допустимой скорости). Для

идентификации лица, совершившего нарушение правила дорожного движения, используют распознавание символов ГРЗ [1, 2]. Однако в условиях многочисленных дестабилизирующих факторов, например, наличия загрязнений на области ГРЗ или его искажения посредством поворота на определенное количество градусов, эффективность распознавания символов ГРЗ падает, что может привести к ошибочному назначению штрафа лицу, не совершавшему нарушение установленных правил дорожного движения.

Для проведения процесса корректирования угла поворота области ГРЗ (приведения текущего значения угла поворота области ГРЗ к нулевому значению), необходимо определить угол поворота ГРЗ автомобиля. В качестве одного из методов определения угла используется преобразование Хафа [3], реализующее алгоритм, с помощью которого производится выделение на изображении прямых линий. Тем не менее, если ГРЗ автомобиля повернут на 180° и при этом вычисленная площадь ГРЗ не превышает площади полученного изображения, то существует вероятность ошибки. В этом случае найденный угол полученной линии (являющейся одной из сторон области ГРЗ) относительно горизонтальной оси будет равен 0° , и процесс корректирования угла не повлияет на успешное распознавание символов ГРЗ. В такой ситуации, в качестве метода определения угла поворота области ГРЗ представляется перспективное применение сверточных нейронных сетей [4, 5], позволяющих решить задачу определения угла поворота методом классификации. В работе рассмотрен алгоритм поворота изображения ГРЗ автомобиля, позволяющий произвести первичную обработку изображений, на основе которых формируется обучающая и тестовая выборки для обучения сверточной нейронной сети, в целях устранения искажений и решения задачи распознавания символов ГРЗ.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для повышения эффективности распознавания символов ГРЗ необходимо минимизировать искажения символов на полученном изображении ГРЗ. Одним из типов искажений символов является поворот ГРЗ автомобиля на произвольный угол. В целях устранения подобной деформации символов ГРЗ необходимо определить исходный угол поворота ГРЗ. Таким образом, целью работы является определение угла поворота области ГРЗ транспортного средства на изображении, полученном в результате использования камер видеонаблюдения, с помощью сверточных нейронных сетей и использования метода классификации. В качестве данных для обучения используются изображения ГРЗ двух типов: сгенерированные с помощью программного обеспечения для имитации существующих ГРЗ [6] и изображения, полученные одним из авторов в результате фотосъемки.

В работе использованы сгенерированные изображения для обучения, которые были получены с помощью портала Supervisely [7] (данные изображения находятся в открытом доступе). Имеющиеся изображения ГРЗ, которые представлены в виде фотографий, имеют разную степень зашумленности, так как не подвергались предварительной обработке. На рис. 1 представлены образцы имеющихся изображений ГРЗ, используемых для обучения сверточной нейронной сети.



Рис. 1. Образцы изображений ГРЗ: а – сгенерированное средствами Supervisely, б – полученное при фотосъемке

Определение угла поворота изображения ГРЗ решается методом классификации [8], при этом считаем, что каждое значение угла α (с точностью до 1°) является отдельным классом изображения. Для сопоставления изображения ГРЗ с углом поворота создаются каталоги, имена которых соответствуют значениям угла поворота. При этом в каталогах содержатся изображения ГРЗ, повернутые на количество градусов, совпадающее с именем каталога. Например, каталог с именем «20» содержит изображения, угол поворота которых относительно горизонтальной оси составляет 20° .

III. ТЕОРИЯ

В качестве одного из методов эффективного решения задачи распознавания образов часто используют специальную архитектуру искусственных нейронных сетей – сверточную нейронную сеть [9]. В целях ее обучения необходимо сформировать обучающую выборку, элементы которой в нашем случае представлены парой данных: изображение области ГРЗ и соответствующий ему угол поворота. Процесс формирования обучающей выборки состоит из нескольких этапов. На *первом этапе* каждое исходное изображение ГРЗ, которое будет

присутствовать в обучающей выборке, поворачивается в пределах угла $\alpha \in [1^\circ \dots 360^\circ]$ с шагом изменения угла $\Delta\alpha = 1^\circ$, и сохраняется в соответствующий каталог. На *втором этапе* создается массив, элементы которого представлены кортежами, состоящими из двух элементов: самого изображения и номера класса, которому данное изображение принадлежит. После этого изображения помещаются в массив X , а соответствующие им классы – в массив Y .

Рассмотрим подробнее первый этап (наиболее важный) процесса формирования обучающей выборки. Схема алгоритма, выполняющего поворот исходного изображения ГРЗ, представлена на рис. 2–3.

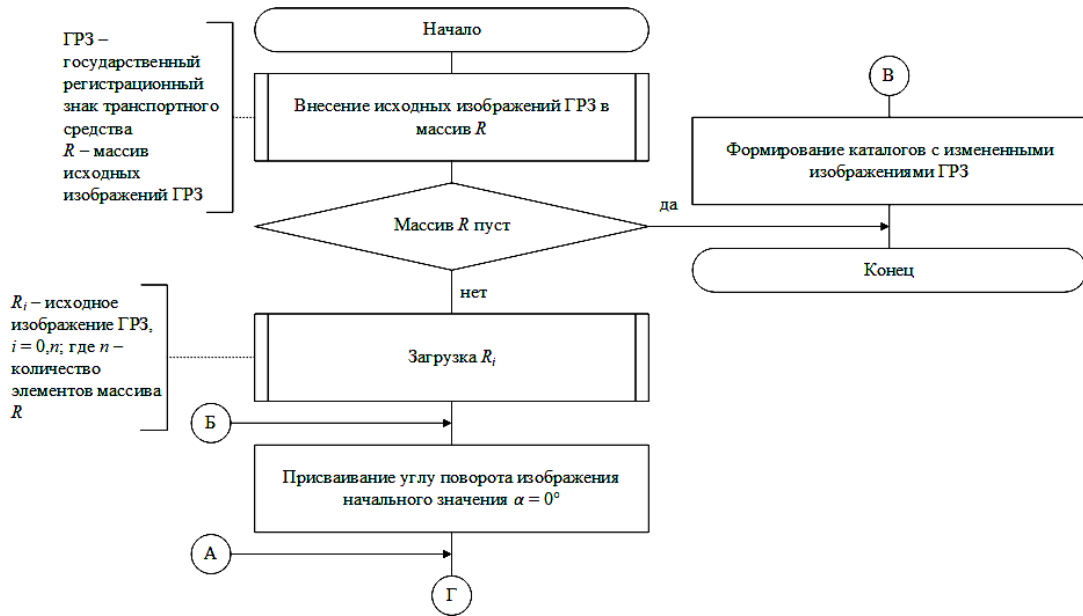


Рис. 2. Схема алгоритма поворота изображения ГРЗ

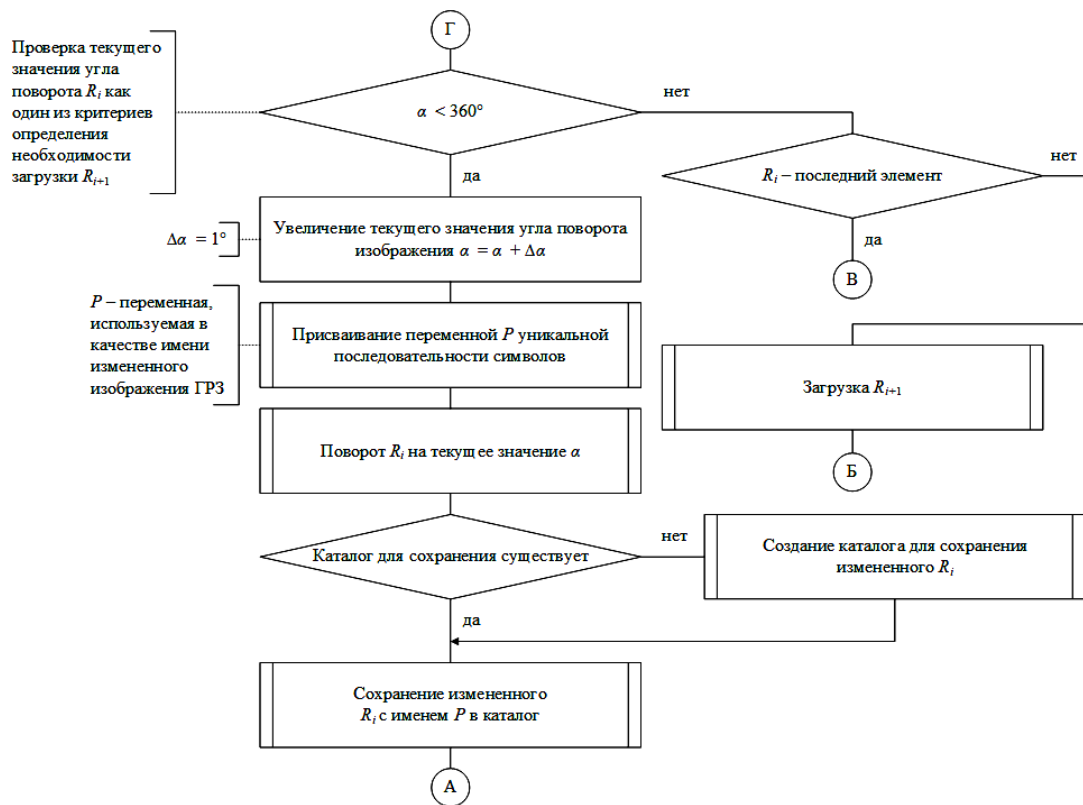


Рис. 3. Схема алгоритма поворота изображений ГРЗ (продолжение)

Входной информацией для обработки являются данные об исходных изображениях ГРЗ, которые вносятся в массив исходных изображений R . Если массив R пуст, то ожидается его заполнение исходными изображениями ГРЗ. В случае если массив R содержит в себе элементы, представленные исходными изображениями ГРЗ, происходит загрузка изображения из данного массива для обработки. Осуществляется поворот изображения на определенное число градусов. При каждом изменении угла поворота создается уникальная последовательность символов, которая используется в качестве имени измененного изображения, чтобы избежать замены предыдущего сохраненного измененного изображения текущим. Если каталога для сохранения повернутого изображения на данный момент не существует, то он создается с соответствующим именем, равным текущему значению угла α , после чего производится сохранение откорректированного изображения ГРЗ.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Для проведения экспериментов использованы исходные массивы, состоящие из сгенерированных изображений и изображений ГРЗ, полученных при фотосъемке. Общее количество измененных сгенерированных изображений, участвующих в обучении нейронной сети, составило 49320 (360 каталогов, в каждом из которых содержатся 137 изображений).

Производилась оценка временных затрат на выполнение первого этапа подготовки обучающей выборки для рассматриваемых двух типов исходных массивов. Получено, что при имеющихся 137 сгенерированных исходных изображениях ГРЗ (каждое из которых имеет одинаковое значение высоты и ширины в пикселях) временные затраты реализации первого этапа составили приблизительно 32 секунды.

В случае использования 137 исходных изображений ГРЗ, являющихся результатом фотосъемки (имеющих разное значение ширины и высоты в пикселях) временные затраты на выполнение первого этапа подготовки обучающей выборки составили приблизительно 4.7 минуты. Из этого следует, что алгоритм чувствителен к изменениям ширины и высоты исходных изображений.

В результате выполнения алгоритма формируется иерархия каталогов и изображений, представленная на рис. 4.

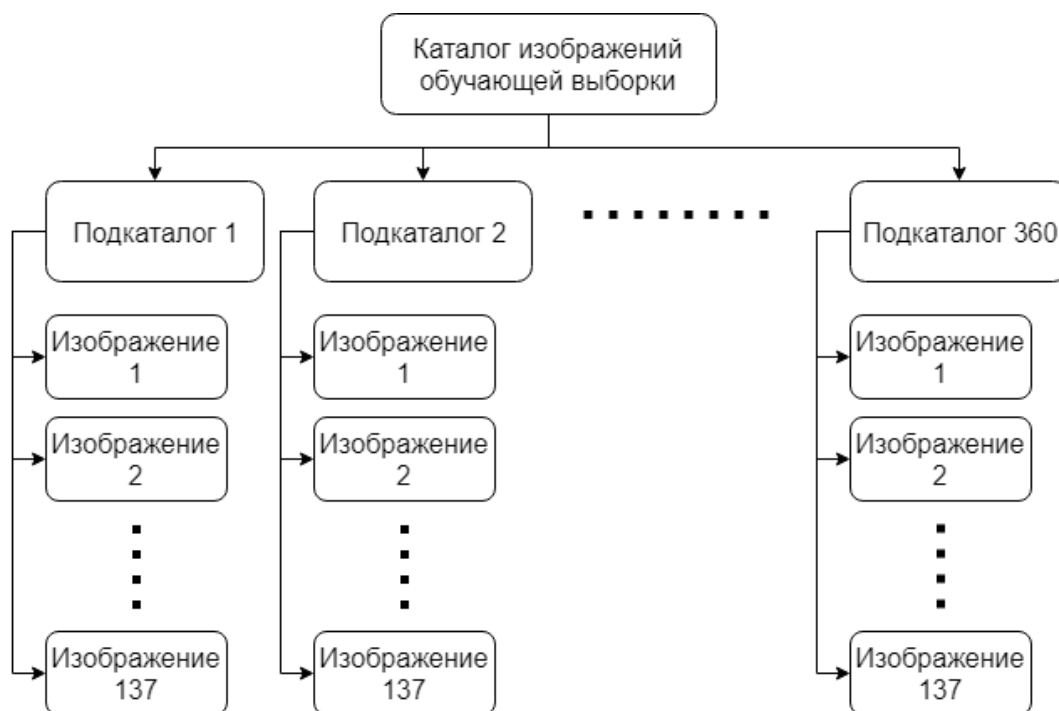


Рис. 4. Иерархия каталогов и обработанных изображений

Как видно, созданный каталог изображений обучающей выборки включает в себя 360 подкаталогов, в каждом из которых содержатся 137 изображений, имеющих различную степень зашумленности. Такое количество необходимо для повышения точности определения угла поворота ГРЗ на изображениях, которые не включались в обучающую и тестовую выборки.

Для иллюстрации результата обработки данных на рис. 5 представлен фрагмент итогового вида изображений в одном из подкаталогов изображений обучающей выборки.

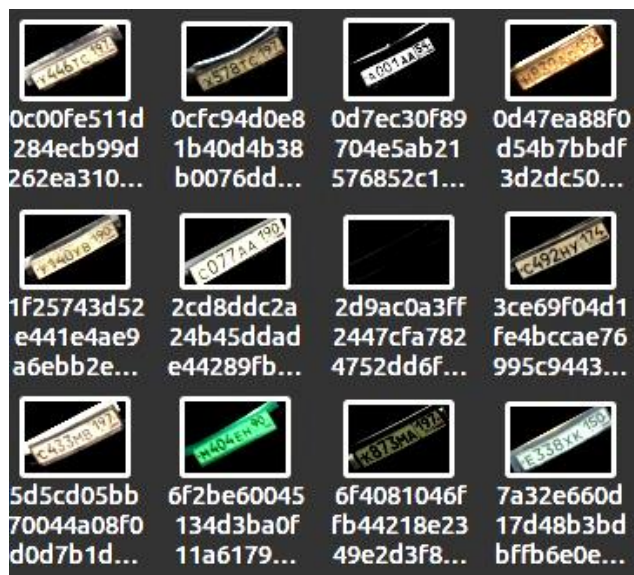


Рис. 5. Фрагмент изображений ГРЗ в одном из каталогов угла поворота

Как видно на рис. 5, изображения в каталоге имеют одинаковый угол поворота и в качестве имени содержат уникальную последовательность символов. Таким образом, изображения в каталоге представляют собой совокупность элементов, обладающих определенным признаком (соответствующим углу поворота), что позволяет использовать данные изображения в качестве образцов одного из 360 классов для подготовки обучающей и тестовой выборок сверточной нейронной сети.

V. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Предложенный алгоритм поворота изображений ГРЗ позволяет с малыми временными затратами (приблизительно за 4.7 минуты) подготовить большое количество (49320) изображений с различной степенью зашумленности для последующего использования в качестве обучающей выборки для сверточной нейронной сети. Однако, следует отметить, что наблюдался рост временных затрат при выполнении первого этапа подготовки обучающей выборки более чем в восемь раз в случае изменения типа обрабатываемых изображений на полученные в результате фотосъемки (вместо сгенерированных изображений). Это объясняется неоднородностью фотографических данных в сравнении с данными сгенерированных изображений.

Неоднородность фотографических данных заключается в изменении ширины изображения в интервале 162...826 пикселей и высоты изображения в интервале 58...244 пикселя. В то время как у сгенерированных данных ширина и высота изображения ГРЗ постоянна и составляет 152 пикселя и 36 пикселей, соответственно. Увеличение ширины и высоты изображения ГРЗ приводит к увеличению суммарного количества пикселей, координаты которых преобразуются в процессе выполнения поворота на определенный угол, а также к росту временных затрат при выполнении операции поворота.

Таким образом, необходимо произвести дополнительную обработку исходных изображений для устранения неоднородности ширины и высоты в пикселях в целях снижения чувствительности алгоритма к размерам исходных изображений, а также временных затрат на выполнение первого этапа формирования обучающей и тестовой выборок. Следует отметить, что изменение размера исходных изображений (в пикселях) на первом этапе не окажет существенного влияния на суммарные временные затраты выполнения обоих этапов формирования обучающей и тестовой выборок. Это объясняется тем, что хотя использование операции приведения исходных изображений к единому размеру (в пикселях) и увеличит временные затраты на выполнение первого этапа, но зато при этом сократится время выполнения второго этапа (и наоборот).

В результате выполнения алгоритма формируется иерархия из 360 подкаталогов, каждый из которых содержит 137 изображений, повернутых на угол, значение которого совпадает с именем подкаталога. Такая иерархия позволяет упростить дальнейшее формирование обучающей и тестовой выборок, так как совокупность изображений, повернутых на определенный угол, находится в соответствующем этому углу подкаталоге.

В результате такой структуры размещения изображений, на втором этапе подготовки обучающей и тестовой выборок, становится возможным в автоматизированном режиме присваивание изображению ГРЗ соответствующего угла поворота. Таким образом, сокращается время разметки изображений (составления пары изображения и угла, на который оно повернуто). При этом, присвоенный угол используется как эталон (ожидаемый ответ от сверточной нейронной сети), с помощью которого определяется доля правильно распознанных углов на обучающей и тестовой выборках.

VI. ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный алгоритм поворота изображения государственного регистрационного знака автомобиля, позволяет устранить искажения его символов. Выполненная с помощью алгоритма первичная обработка исходных изображений позволяет сформировать обучающий и тестовый наборы данных (откорректированных изображений и соответствующих значений углов поворота). Реализуемый подход позволяет сократить время разметки изображений (составления пары: изображение и угол, на который оно повернуто). Присвоенный (определенный экспериментально) угол используется в качестве эталона (ожидаемого ответа от сверточной нейронной сети). На основе такого эталона можно оценить долю углов, которые правильно распознаны на обучающей и тестовой выборках. Кроме того, при оценке времени на выполнение алгоритма надо учитывать возможный интервал изменения ширины и высоты исходных изображений. Это связано с тем, что при обработке исходных изображений, размеры которых превышают рассмотренные в экспериментах, возможно значительное увеличение временных затрат. Однако, в случае использования изображений, размеры которых отличаются в большую сторону, повышается точность результата определения угла поворота ГРЗ

Следует добавить, что данный алгоритм не является строго ориентированным на определенную предметную область. Он пригоден для подготовки изображений различных объектов (с целью определения угла их поворота). При этом алгоритм может обрабатывать большое количество исходных изображений (различного качества) за счет простоты дополнения массива исходных изображений новыми элементами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Системы распознавания номеров автомобилей: программное обеспечение, оборудование, монтаж. URL: <https://controlengrussia.com/tehicheskoe-zrenie/avtomarshal> (дата обращения: 14.02.2019).
2. Некоторые аспекты автоматического распознавания автомобильных номеров. URL: <https://nordavind.ru/node/110> (дата обращения: 14.02.2019).
3. Преобразование Хафа для поиска прямых. URL: http://wiki.technicalvision.ru/index.php/Преобразование_Хафа_для_поиска_прямых (дата обращения: 15.02.2019).
4. Сверточная нейронная сеть для разработки системы распознавания и классификации изображений. URL: <https://docplayer.ru/58000991-Svertochnaya-neyronnaya-set-dlya-razrabotki-sistemy-raspoznavaniya-i-klassifikacii-izobrazheniy.html> (дата обращения: 15.02.2019).
5. Классификация изображений с помощью нейронных сетей. Сжатие и ускорение обученных моделей. Александр Чигорин. URL: <https://docplayer.ru/29143388-Klassifikaciya-izobrazheniy-s-pomoshchyu-neyronnyh-setey-szhatie-i-uskorenie-obuchennyh-modeley-aleksandr-chigorin.html> (дата обращения: 15.02.2019).
6. Генератор автомобильных номеров. URL: <http://gosnomer26.ru/servis/generator-avtomobilnykh-номеров.html> (дата обращения: 05.09.2018).
7. Supervisely - Web platform for computer vision. Annotation, training and deploy. URL: <https://supervisely> (дата обращения: 06.09.2018).
8. Распознавание образов. URL: https://ru.bmstu.wiki/Распознавание_образов (дата обращения: 10.02.2019).
9. Сверточная нейронная сеть. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Свёрточная_нейронная_сеть (дата обращения: 15.02.2019).

УДК 621.396.44

ПРОЕКТИРОВАНИЕ АДАПТЕРА ДЛЯ НАСТРОЙКИ БОРТОВОЙ АППАРАТУРЫ

В. В. Щетинина

Омский государственный технический университет, г. Омск, Россия

Аннотация. В статье говорится о проектировании адаптера, который позволит передавать данные на больших скоростях по интерфейсу SpaceWire. Это может быть актуально для настройки бортовой авиационной аппаратуры на производстве. Целью исследования было выбрать интерфейс, с помощью которого данные будут передаваться на адаптер. Так же одной из главных задач проектирования стала разработка алгоритма, по которому будет производиться форматирование и передача данных. По результатам проектирования получено программное обеспечение для устройства.

Ключевые слова: интерфейс, ПЛИС, САПР, адаптер.

DOI: 10.25206/2310-4597-2019-1-228-232