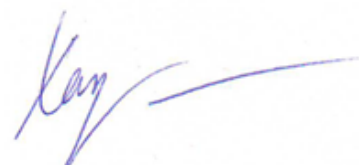


На правах рукописи



**Хаустов Павел Александрович**

**АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ СИМВОЛОВ  
В УСЛОВИЯХ МАЛОЙ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ**

05.13.11 – Математическое и программное обеспечение  
вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей

Автореферат  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Томск – 2017

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет».

**Научный руководитель:** доктор технических наук, профессор  
**Спицын Владимир Григорьевич**

**Официальные оппоненты:**

**Белим Сергей Викторович**, доктор физико-математических наук, профессор, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Омский государственный университет им. Ф.М. Достоевского», кафедра информационной безопасности, заведующий кафедрой

**Костюченко Евгений Юрьевич**, кандидат технических наук, доцент, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники», кафедра комплексной информационной безопасности электронно-вычислительных систем, доцент

**Ведущая организация:**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева»

Защита состоится 28 декабря 2017 г. в 10 часов 30 минут на заседании диссертационного совета Д 212.267.08, созданного на базе федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский Томский государственный университет» по адресу: 634050, г. Томск, пр. Ленина, 36 (учебный корпус № 2, аудитория 102).

С диссертацией можно ознакомиться в Научной библиотеке и на официальном сайте федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский Томский государственный университет» [www.tsu.ru](http://www.tsu.ru).

Автореферат разослан « \_\_\_ » октября 2017 г.

Материалы по защите диссертации размещены на официальном сайте ТГУ:  
<http://www.ams.tsu.ru/TSU/QualificationDep/co-searchers.nsf/newpublicationn/KhaustovPA28122017.html>

Учёный секретарь  
диссертационного совета,  
доктор технических наук,  
профессор



Скворцов  
Алексей Владимирович

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** На сегодняшний день алгоритмы распознавания символов обеспечивают решение ряда научных и прикладных задач, возникающих в процессе извлечения текстовой информации из печатных и рукописных документов. Разработано множество методов распознавания символов, среди которых: методы на основе признаков классификаторов (искусственные нейронные сети, метод опорных векторов, самоорганизующиеся карты Кохонена и др.); статистические методы (подходы с построением гистограмм, метод пересечений, методы на основе зонного описания и др.); методы на основе выделения структурных составляющих, которые основаны на выделении определённых геометрических свойств начертания символа и последующем построении модели, описывающей символ с применением выделенных геометрических свойств.

Для создания универсального классификатора начертаний символов наиболее эффективным на сегодня является применение свёрточных нейронных сетей (впервые описаны в работах Y. LeCun), которые с использованием достаточно объёмных обучающих выборок позволяют решить и задачу распознавания, и задачу выработки абстрактных признаков, по которым будет выполняться классификация.

Большой вклад в развитие теории и практики распознавания символов внесли зарубежные учёные, среди которых стоит отметить: A. Krzyzak, Y. LeCun, A. Krizhevsky, C. Cortes, C.Y. Suen и др. Существенный вклад в эту научную область внесли российские учёные: В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис, Н.Г. Загоруйко, А.П. Коробейников, М.Н. Фаворская и др.

Все существующие универсальные подходы к решению задачи распознавания символов ориентированы на применение опорной базы эталонных изображений, которая для высокой точности распознавания должна быть достаточно велика. В то же время существует ряд задач, в которых количество изначально известных начертаний символов крайне невелико. Примерами таких задач являются: распознавание заполненных нетипичным почерком бланков аттестации, выделение текстовой информации на имеющихся в единственном экземпляре исторических документах, идентификация подписей в банковских документах, идентификация пользователя по рукописной подписи.

В многочисленных научных трудах (К.-F. Chan, E. Kavallieratou, М.Н. Фаворская и др.) для распознавания символов применяются методы на основе выделения структурных составляющих. Такие методы опираются на выделение определённых геометрических характеристик изображений символов и последующее построение структурных моделей символов на их основе. В настоящее время для оценки степени схожести структурных моделей используется ряд критериев схожести, например, критерии на основе внутренних расстояний (H. Ling), дистанционного преобразования (S. Hezel), контекстов форм (S. Belongie). На практике использование таких критериев приводит к ошибочным результатам из-за разрывов, лишних слияний и ложных циклов. Поэтому при применении структурных моделей достаточно актуальной является задача выбора критерия схожести, обеспечивающего наибольшую точность распознавания.

Для построения структурной модели символа требуется выполнить предварительную скелетизацию его начертания. Точные методы скелетизации достаточно требовательны к вычислительным ресурсам. Как следствие, обработка изображения символа такими алгоритмами может существенно замедлить процесс распознавания. В то же время существующие производительные однопроходные алгоритмы для дискретных изображений символов, наиболее известные из которых описаны в работах T.Y. Zhang и C.Y. Suen, A. Rosenfeld, S.N. Srihari, не всегда обеспечивают конфигурацию скелета, пригодную для корректного выделения особых точек. Например, такие алгоритмы допускают наличие на результирующем скелете помех и граничных точек, не являющихся особыми, чего в большинстве случаев не допускают многопроходные алгоритмы скелетизации. Вследствие этого возникает необходимость в разработке алгоритма скелетизации, обладающего высоким быстродействием и не имеющего перечисленных ранее недостатков однопроходных алгоритмов.

Особую сложность в условиях малого количества эталонных изображений представляет задача сегментации рукописного текста. В настоящее время для её решения применяются признаковые классификаторы, но в условиях малой эталонной выборки выполнить качественное обучение таких классификаторов не представляется возможным из-за того, что вместо необходимых для обучения лигатур (пар смежных символов) среди эталонных изображений имеются только разрозненные символы. Общеизвестные методы без применения признаковых классификаторов опираются на использование вертикальных линий для разделения сегментов в слове, тем самым ограничивая возможность корректной сегментации текста, написанного почерком с большим наклоном. Поэтому возникает необходимость в разработке алгоритма сегментации рукописного текста в условиях малой обучающей выборки.

В этой связи проблема разработки алгоритмов распознавания символов, основанных на построении структурных моделей и способных функционировать в условиях малой выборки эталонных изображений, является актуальной.

**Целью диссертационной работы является разработка алгоритмов распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки.**

Для достижения поставленной цели необходимо последовательное решение **следующих задач:**

1. Исследовать существующие методы распознавания печатных и рукописных символов.

2. Разработать структурную модель символа для применения в решении задачи распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки.

3. Разработать алгоритм построения предложенной структурной модели символа по растровому представлению его начертания.

4. Выбрать критерии схожести структурных моделей символов.

5. Реализовать алгоритмы распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки на основе применения предложенной структурной модели символа и выбранных критериев схожести.

6. Реализовать комплекс программ для исследования и сравнительного анализа разработанных и существующих алгоритмов распознавания символов в условиях малой обучающей выборки, и провести вычислительные эксперименты с целью оценки качества и эффективности разработанных алгоритмов.

**Методы исследования.** Для решения поставленных задач использованы методы искусственного интеллекта, теории графов, вычислительной геометрии, компьютерной графики, алгоритмы цифровой обработки изображений, технология разработки программного обеспечения, а также методы теории вероятностей и математической статистики для обработки результатов численных экспериментов.

**Научной новизной** обладают следующие результаты:

1. Предложен алгоритм скелетизации бинарных изображений символов на основе комбинированного подхода с применением операции предварительного устранения плоских окончаний начертания символа и алгоритмов скелетизации Зонга-Суня и Ву-Цая, обладающий высоким быстродействием и позволяющий получить скелетизированное представление начертания символа без удаления таких его важных элементов, как скошенные угловые элементы, закругления, засечки, декоративные элементы начертания.

2. Предложена новая структурная модель символа, отличающаяся от известных графовых моделей принципом разделения ключевых точек и изгибов, группировкой соединяющих рёбер в композитные, дополнительными метками точек и рёбер, позволяющая описать топологию и геометрическую форму его начертания за счёт обобщения схожих по форме представления рёбер.

3. Предложен алгоритм построения структурной модели символа, позволяющий выделить структурные составляющие его начертания (ключевые точки, изгибы, соединяющие и композитные рёбра), отличающийся от известных отсутствием необходимости применения дополнительных итераций алгоритма Ли для определения геометрических характеристик выделенных структурных составляющих.

4. Предложен оригинальный критерий схожести структурных моделей символов, отличающийся от аналогов применением перехода от геометрического представления моделей к задаче нахождения максимального паросочетания наименьшего веса, позволяющий существенно повысить точность распознавания символов в условиях малой обучающей выборки.

5. Предложен оригинальный алгоритм сегментации рукописного текста, позволяющий решать задачу сегментации текста в условиях малой обучающей выборки, отличающийся от аналогов высокой устойчивостью по отношению к наклону символов и отсутствием необходимости использования изображений лигатур для настройки.

**Теоретическая значимость.** Разработанные алгоритмы имеют самостоятельное значение и, помимо задачи распознавания символов, могут применяться для решения задач классификации отпечатков пальцев, идентификации почерка, проверки подписей на подлинность и других задач, связанных с анализом бинарных изображений.

Предложенная структурная модель символа может применяться в уже существующих алгоритмах распознавания символов. Аналогично, предложенный критерий схожести может быть использован для других структурных моделей символов. Кроме того, предложенную структурную модель символа можно дополнить информацией о толщине линий и порядке выполнения графических элементов, в результате чего она может быть успешно применена для идентификации пользователя по рукописной подписи.

**Практическая значимость.** Предложенные алгоритмы и программное обеспечение позволяют эффективно решать задачу распознавания символов в условиях малого количества эталонных изображений, при которых применение универсальных подходов на основе признаков классификаторов существенно осложняется. Такие условия могут возникнуть при обработке бланков аттестации из-за необходимости учета индивидуальных особенностей почерка или при извлечении текстовой информации из отсканированного изображения, где используется авторский шрифт, существенно отличающийся от общеизвестных.

**Внедрение работы.** Результаты диссертационной работы внедрены в Национальном исследовательском Томском политехническом университете на кафедре Информационных систем и технологий при подготовке курса «Методы распознавания образов» для обучения специалистов по магистерской программе «Компьютерный анализ и интерпретация данных»; в ООО «Рубиус Групп» для реализации технологических задач в системе автоматической обработки бланков и анкет.

**Реализация результатов работы.** Методы, алгоритмы и программные средства, разработанные в диссертационной работе, использовались при выполнении проекта «Создание комплексных технологий распознавания объектов на изображениях на основе применения моделей зрительного восприятия и методов вычислительного интеллекта», поддержанного грантом РФФИ № 12-08-00296 (2012–2014 гг.).

**Степень достоверности** результатов проведённых экспериментов подтверждается результатами численных экспериментов на тестовых задачах различного вида и согласованностью результатов диссертационной работы с результатами других авторов.

**Основные положения, выносимые на защиту:**

1. Предложен алгоритм скелетизации бинарных изображений символов на основе комбинированного подхода с применением операции предварительного устранения плоских окончаний начертания символа и алгоритмов скелетизации Зонга-Суня и Ву-Цая, сохраняющий информацию о форме начертания символа.

2. Предложена новая структурная модель символа, позволяющая описать топологию и геометрическую форму его начертания за счёт обобщения схожих по форме представления рёбер.

3. Предложен алгоритм построения структурной модели символа, позволяющий выделить структурные составляющие его начертания: ключевые точки, изгибы, соединяющие и композитные рёбра.

4. Предложен оригинальный критерий схожести структурных моделей символов, позволяющий существенно повысить точность распознавания символов в условиях малой обучающей выборки.

5. Предложен оригинальный алгоритм сегментации рукописного текста, позволяющий решать задачу сегментации текста в условиях малой обучающей выборки.

6. Разработан комплекс программ, позволяющий выполнять исследование и сравнительный анализ разработанных и существующих алгоритмов распознавания символов в условиях малой обучающей выборки.

**Апробация работы.** Результаты работы были представлены на следующих конференциях и семинарах: The Fifth International Workshop on Mathematical Models and their Applications (Красноярск, 2016), The 11th International Forum on Strategic Technology IFOST (Новосибирск, 2016); II, III, IV Международная научная конференция Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине (Томск, 2014, 2015, 2016); XIII, XIV, XV Международная научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Молодежь и современные информационные технологии» (Томск, 2013, 2014, 2015); XIX, XXI Международная научная конференция студентов и молодых учёных «Современные техника и технологии» (Томск, 2013, 2015).

По теме диссертации опубликовано 16 работ; из них 5 статей в журналах, включенных в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание учёной степени кандидата наук, на соискание учёной степени доктора наук (из них 1 статья в журнале, индексируемом Scopus), 1 свидетельство о регистрации программы для электронных вычислительных машин, 1 статья в электронном научном журнале, 9 публикаций в сборниках материалов международных научных и научно-практических конференций (из них 2 статьи в сборниках материалов конференций, индексируемых Scopus).

**Личный вклад автора.** Представленные в диссертационной работе теоретические и практические результаты получены лично автором. В работах, опубликованных в соавторстве с сотрудниками научной группы, диссертант принимал непосредственное участие в разработке и реализации алгоритмов, а также в экспериментальных исследованиях. Постановка задачи диссертационного исследования осуществлялась автором совместно с научным руководителем, д.т.н., профессором В.Г. Спицыным.

**Структура и объём работы.** Диссертация включает в себя введение, четыре главы, заключение, список использованной литературы, содержащий 144 наименования. Общий объём диссертационной работы составляет 181 страницу машинописного текста, 80 рисунков и 30 таблиц.

## ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во **введении** приводится обоснование актуальности темы исследования, формулируется цель и основные задачи диссертационной работы. Представлены основные положения, выносимые на защиту. Приведён краткий обзор структуры диссертации.

В **первой главе** представлен аналитический обзор ранее предложенных методов и алгоритмов, применяемых для распознавания рукописных и печатных символов. Проанализированы их достоинства и недостатки, на основании чего сделан выбор в пользу группы методов на основе выделения структурных составляющих. Были также рассмотрены алгоритмы предварительной обработки изображений символов.

Во **второй главе** приводится подробное описание всех стадий предложенного алгоритма построения структурной модели.

На первой стадии выполняется предварительная обработка входного изображения, которая заключается в выполнении гистограммной эквализации, адаптивной бинаризации методом Оцу и скелетизации – процессе, в ходе которого выполняется максимальное утоньшение всех линий на бинарном изображении.

Было установлено, что для выполнения скелетизации недостаточно использования общеизвестного однопроходного алгоритма Зонга-Суня. Его характерной чертой является низкая вероятность удаления важных элементов графического начертания в ходе процесса скелетизации, однако возможно наличие на результирующем изображении пикселей, которые можно удалить без нарушения топологии исходного графического начертания. Для устранения таких областей результирующего изображения предложено дополнительно использовать однопроходный алгоритм скелетизации Ву-Цая.

Предложена собственная модификация совместного применения двух алгоритмов скелетизации, позволяющая избежать наличия плоских окончаний элементов бинарных изображений, не требующих удалений. Модификация заключается в закраске всех пикселей кроме тех, соседи которых соответствуют шаблонам, приведённым на рисунке 1.

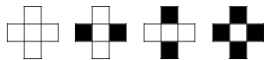


Рисунок 1 – Комбинации соседних пикселей, не требующие перекраски центрального пикселя в черный цвет

Стоит отметить, что предложенная операция и оба используемых алгоритма скелетизации являются однопроходными и имеют вычислительную сложность  $O(P)$ , где  $P$  – количество пикселей на изображении.

Второй стадией обработки изображения является стадия выделения структурных составляющих:

- Соединяющее ребро – структурная составляющая представления символа, описывающая последовательность чёрных пикселей на скелетизированном бинарном изображении символа, соединяющую два ключевых пикселя. Коэффициентом искривления соединяющего ребра назовём отношение количества пикселей его графического представления к кратчайшему расстоянию между двумя его концами.



- Ключевая точка – структурная составляющая представления символа, которая является местом стыка одного, трех или более соединяющих рёбер. Также ключевой точкой является место стыка двух соединяющих рёбер, направляющие вектора которых расположены под углом менее 120 градусов.

- Изгиб (точка изгиба) – структурная составляющая представления символа, которая не может быть отнесена к ключевым точкам, при этом линия, соединяющая два ключевых пиксела и проходящая через этот пиксел, существенно изменяет направление на соответствующем этому пикселу участке графического представления символа. Фактически, изгиб является стыком двух соединяющих рёбер, направляющие вектора которых расположены под углом не менее 120 градусов.

Направляющий вектор соединяющего ребра может быть вычислен с использованием следующего принципа. Рассмотрим данное соединяющее ребро, как упорядоченную в порядке удаления от начального положения последовательность пикселей. Поочередно проведем вектора из начального ключевого пикселя в каждый из пикселей пути. Последовательно просуммируем в порядке удаления от начального ключевого пикселя все вектора с уменьшающимися коэффициентами: например, первый с множителем 1; второй – с множителем 0,5; третий – с множителем 0,25; и т.д.

- Композитное ребро – последовательность соединяющих рёбер, начинающаяся и заканчивающаяся в ключевых точках, которая не содержит ни одной ключевой точки, кроме начальной и конечной.

Все пиксели, которые имеют количество соседей отличное от двух, автоматически относятся к ключевым точкам. Для выделения пикселей с двумя соседями, которые, могут являться ключевыми точками и изгибами предложено использовать проверку на соответствие ряду шаблонов.

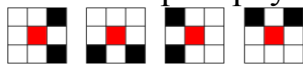


Рисунок 2 –  $\alpha$ -группа шаблонов соседних пикселей

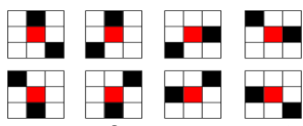


Рисунок 3 –  $\beta$ -группа шаблонов соседних пикселей

Первая группа шаблонов соседних пикселей, которая всегда соответствует ключевому пикселу или изгибу, была названа  $\alpha$ -группой. Входящие в неё шаблоны приведены на рисунке 2. Так как для некоторых шаблонов соседних пикселей недостаточно информации лишь об их взаимном расположении, было также учтено, как расположены соседи

непосредственных соседей центрального пикселя. Некоторая группа таких шаблонов соседних пикселей была обозначена как  $\beta$ -группа. Шаблоны этой группы показаны на рисунке 3. Такие участки бинарного изображения могут соответствовать, как участку соединяющего ребра, так и точке стыка нескольких соединительных ребер. Экспериментально была обнаружена закономерность, согласно которой тип центрального пикселя может быть определён, исходя из положения пикселей, которые являются соседними для соседей данного пикселя. Случаи, когда шаблон  $\beta$ -группы соответствует ключевой точке или изгибу показаны на рисунке 4.

Была выделена еще одна группа шаблонов соседних пикселей, которая, как и  $\beta$ -группа, характеризуется зависимостью не только от непосредственных

соседей центрального пикселя. Такая группа шаблонов была названа  $\gamma$ -группой. Она состоит из двух шаблонов, показанных на рисунке 5. Достаточно часто возникает необходимость в обнаружении случаев, когда подобные шаблоны соответствуют изгибам и даже ключевым пикселям. Определить такие случаи можно, если рассмотреть соседей сразу двух пикселей, соседних с центральным. На рисунке 6 показаны примеры подобных случаев.

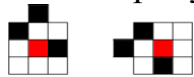


Рисунок 4 – Примеры случаев, когда шаблон  $\beta$ -группы не является частью соединяющего ребра

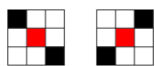


Рисунок 5 –  $\gamma$ -группа шаблонов соседних пикселей

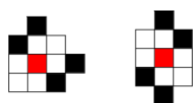


Рисунок 6 – Примеры случаев, когда шаблон  $\gamma$ -группы не является частью соединяющего ребра

Таким образом, были выделены три группы шаблонов расположения соседних пикселей:  $\alpha$ -группа,  $\beta$ -группа и  $\gamma$ -группа, пиксели принадлежащие которым могут соответствовать как ключевым пикселям, так и изгибам.

Скелетизированное бинарное изображение можно представить в виде графа. При таком представлении чёрные пиксели этого изображения являются вершинами графа, а рёбрами они соединены со всеми чёрными пикселями, граничащими с ними по стороне или углу. Таким образом, каждая из

вершин такого графа может иметь не более восьми инцидентных рёбер. Запуск обхода такого графа в ширину одновременно из всех вершин, соответствующих пикселям  $\alpha$ -,  $\beta$ - и  $\gamma$ -групп можно считать частным случаем применения алгоритма Ли для бинарного изображения. В ходе работы алгоритма от каждой из начальных вершин будет расходиться, так называемая, волна. Две встречные волны могут встретиться на середине соединяющего ребра. Каждая из волн может нести информацию о вершине, из которой она запущена, и о количестве пикселей на пути от этой вершины до места встречи этих волн. При таком подходе возможен случай, когда в определённом месте встретятся две различные волны, стартовавшие из одной вершины. В таком случае можно говорить о наличии петли – ребра направленного из этой вершины в неё же.

Далее выполняется разделение полученных точек на ключевые точки и изгибы. Точка является ключевой, если имеет инцидентную петлю или количество исходящих соединяющих рёбер отличное от двух.

Для вершин, которым инциденты два соединяющих ребра, справедливо утверждение: если угол между двумя направляющими векторами исходящих из некоторой вершины соединяющих рёбер не менее 120 градусов, то эта вершина соответствует изгибу.

На основе рассмотренных утверждений был сформулирован алгоритм 1.

#### Алгоритм 1 – Алгоритм разделения ключевых точек и изгибов

Шаг 1. Выделим на бинарном скелетизированном изображении все пиксели соответствующие  $\alpha$ -,  $\beta$ - и  $\gamma$ -группам, обозначим все эти пиксели, как ключевые.

Шаг 2. Запустим алгоритм Ли одновременно из всех ключевых пикселей.

Шаг 3. Если в результате работы алгоритма Ли обнаружено, что те из пикселей, которые на этот момент считались ключевыми, на самом деле являются изгибами, обозначим их как изгибы и вернемся к шагу 2.

Шаг 4. Если в результате работы алгоритма Ли не обнаружено новых изгибов, алгоритм завершён.

Конец алгоритма 1.

Вычислительная сложность такого алгоритма оценивается как  $O(P \cdot K)$ , где  $K$  – количество пикселей бинарного скелетизированного изображения, соответствующих  $\alpha$ -,  $\beta$ - и  $\gamma$ -группам, а  $P$  – количество черных пикселей бинарного скелетизированного изображения. Для реальных скелетизированных бинарных изображений величина  $P$  намного меньше, чем  $O(W \cdot H)$ , где  $W$  и  $H$  – ширина и высота изображения соответственно. Величина  $K$  для реальных изображений намного меньше  $P$  и редко превышает 15.

Для того чтобы выделить все композитные ребра на скелетизированном бинарном изображении, необходимо следовать алгоритму 2.

Алгоритм 2 – Алгоритм выделения композитных рёбер

Шаг 1. Запустим алгоритм Ли одновременно из всех ключевых пикселей.

Шаг 2. Для каждой комбинации стартовой вершины и начального направления движения заведём стек посещённых изгибов и количества шагов на момент их посещения.

Шаг 3. Если на очередной итерации алгоритма волна посещает вершину, соответствующую изгибу, положим в стек метку этого изгиба.

Шаг 4. Если на очередной итерации алгоритма встретились две волны, объединим два стека этих волн, получив итоговую последовательность изгибов в порядке их посещения и расстояния между двумя соседними изгибами. Для такой последовательности по начальным позициям волн однозначно восстанавливается информация о том, какие два ключевых пиксела соединяются через эту последовательность изгибов.

Шаг 5. По окончании обхода алгоритмом Ли у нас имеется множество последовательностей изгибов, характеризующих пути между соединёнными напрямую ключевыми пикселями. Посчитаем коэффициент искривления для каждого из отрезков между двумя соединёнными изгибами.

Шаг 6. Преобразуем каждую из найденных последовательностей в массив соединяющих рёбер. Каждое из них будет однозначно задаваться метками изгибов, которые ими соединяются, направляющим вектором начала и конца этого ребра, а также коэффициентом искривления. Полученный массив и является композитным ребром.

Конец алгоритма 2.

Вычислительная сложность такого алгоритма составляет  $O(P)$ , где  $P$  – количество чёрных пикселей на скелетизированном бинарном изображении.

Третьей стадией можно назвать стадию составления структурной модели символа – совокупности всех его структурных составляющих.

Для геометрического представления соединяющих рёбер используются ломаные, дуги окружностей и эллиптические дуги.

Для того чтобы алгоритмы распознавания, основанные на применении таких структурных моделей символов, были инварианты к размеру исходного изображения, координаты вершин структурной модели преобразуются так, чтобы они оказались в интервале от нуля до единицы. Причём преобразование выполняется с одинаковым коэффициентом для обеих осей, чтобы сохранить исходные пропорции элементов структурной модели символа.

Для сравнения двух моделей предложено три критерия схожести.

Первый критерий схожести основывается на идее общеизвестного метода пересечений. В отличие от аналогичного метода для растровых изображений, метод с использованием структурных моделей не имеет недостатков, связанных с потерями информации при растровом представлении символа и прямых.

Идея предложенного метода заключается в подсчёте общего количества пересечений определённого набора прямых с геометрическими примитивами структурной модели. Вычислительная сложность метода пересечений на основе структурных моделей оценивается как  $O(E \cdot L)$ , где  $E$  – количество соединяющих рёбер в структурной модели, а  $L$  – количество прямых, используемых для подсчёта количества пересечений.

Второй критерий схожести структурных моделей символов основан на сопоставлении каждому композитному ребру одной структурной модели наиболее близкого по графическому представлению композитного ребра другой структурной модели. В качестве меры различия двух композитных рёбер предложено использовать площадь, заключённую между ними.

Предлагается построить двудольный граф  $G$ , в котором вершинами будут являться композитные ребра исходных структурных моделей: в первой доле – вершины, которые соответствуют композитным рёбрам из первой структурной модели, во второй доле – вершины, соответствующие второй модели.

Для того чтобы оценить степень схожести двух структурных моделей символов, предложено вершинам первой доли сопоставить вершины второй доли так, чтобы было образовано наибольшее возможное количество пар. Из всех таких распределений по парам требуется выбрать разбиение, при котором сумма степеней схожести будет максимальной. Так как степень схожести, по сути, является величиной площади с обратным знаком, то такая задача будет равнозначна задаче поиска максимального паросочетания минимального веса в двудольном графе, при условии, что ребро такого графа будет иметь вес, равный площади между соответствующими композитными рёбрами.

В общем случае доли построенного графа могут содержать разное количество вершин, следовательно, некоторые вершины не войдут в максимальное паросочетание. Для каждой из таких вершин к общему весу найденного паросочетания необходимо добавить удвоенный минимальный вес инцидентного ей ребра в качестве «штрафа» за несоответствие количества композитных рёбер у двух моделей.

Задача нахождения максимального паросочетания минимального веса в двудольном графе сводится к задаче поиска максимального потока наименьшей стоимости в сети путем построения нового графа  $G'$ , который будет являться сетью с одним истоком и одним стоком. Для нахождения максимального

потока наименьшей стоимости предлагается использовать общеизвестный алгоритм увеличивающих путей. Вычислительная сложность такого алгоритма  $O(V^3E)$ , где  $V$  – количество вершин в сети,  $E$  – количество рёбер в ней.

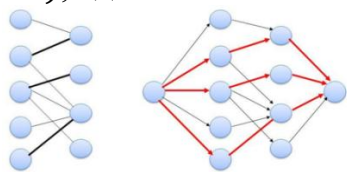


Рисунок 7 – Схема сети, полученной из двудольного графа

Третий критерий схожести структурных моделей символов основывается на применении вероятностного теста. Представим, что в некоторой точке структурной модели находится объект, который способен выполнять следующие операции:

- переместиться вдоль некоторого композитного ребра на расстояние  $d$  в направлении единичного вектора  $v$ ;
- переместиться к ближайшей ключевой точке.

Первая операция должна выполняться только в том случае, если существует композитное ребро, направление которого отличается от заданного не более чем на определенную величину  $\delta$ . Если таких ребер несколько, то выбирается ближайшее по направлению композитное ребро. Расстояние  $d$ , на которое необходимо переместиться объекту, выбирается таким образом, чтобы оно было меньше самого короткого соединяющего ребра. На практике эта величина составляет порядка  $8 \times 10^{-2}$ . Один запуск теста заключается в размещении объекта внутри каждой из структурных моделей символов в ключевой точке, наиболее близкой к заданному положению  $(x_s, y_s)$ , и последующем выполнении набора операций двух описанных ранее типов. После того, как выполнение операций заканчивается, расстояние между объектами на первой и на второй структурных моделях и является мерой различия: чем дальше расположены объекты, тем меньше соответствующие структурные модели символов похожи между собой.

Построение структурных моделей предложено также применять для сегментации рукописного текста. Предложенный алгоритм сегментации основан на идее построения структурной модели целого слова и нахождения в ней точек интереса для выбора местоположений границ между соседними символами слова: ключевых точек, изгибов и центров соединяющих рёбер. Для построения множества прямых, разделяющих отдельные сегменты, предложено выбирать вторую точку так же из множества точек интереса. Процесс построения множества таких прямых можно представить в виде перебора всех возможных точек интереса и перебора в пару каждой из них точки для проведения прямой. Количество линий-кандидатов, построенных по описанному принципу квадратично зависит от количества точек интереса. Дополнительно необходимо отсеять: горизонтальные или близкие к горизонтальным прямые; прямые, которые образованы вектором, пересекающим хотя бы одно соединяющее ребро ровно в одной точке; прямые, пересекающие более двух соединяющих рёбер.

Для выбора прямых из множества линий-кандидатов  $L$ , которые войдут в окончательное разбиение структурной модели на сегменты, предложено применить метод динамического программирования, введя функцию  $F(S)$  – максимальное суммарное значение степеней схожести при разделении

множества точек интереса  $S$  некоторым подмножеством разделяющих линий из множества  $L$ . Для того чтобы определить значение функции  $F(S)$  для некоторого множества точек интереса  $S$ , необходимо рассмотреть все разделяющие прямые множества  $L$ , которые разбивают множество  $S$  на два непустых подмножества. Пусть прямая  $l_i$  разбивает множество  $S$  на непустые подмножества  $S_1^{(i)}$  и  $S_2^{(i)}$ . Тогда, рассматривая все допустимые прямые  $l_i$ , можно вычислить значение  $F(S)$ , используя рекуррентную формулу:

$$F(S) = \max(G(S), \max_i F(S_1^{(i)}) + F(S_2^{(i)}) + P_i),$$

где  $P_i$  – величина штрафа за неиспользование участка структурной модели в процессе классификации,  $G(S)$  – наибольшее значение степени схожести для участка топологической модели, содержащего все точки интереса из множества  $S$  и соединяющие рёбра, оба конца которых находятся в этом множестве.

Суть приведённого выражения заключается в выборе варианта разбиения множества  $S$  таким образом, чтобы максимизировать суммарную величину степени схожести. Рассматриваются все варианты разбиения разделяющими прямыми множества  $L$  и вариант, при котором все точки множества  $S$  относятся к одному символу, и, следовательно, дальнейшее разбиение не производится.

В **третьей главе** приведено описание программной реализации разработанных алгоритмов. Представлен обзор библиотек для обработки изображений. Приведено обоснование выбора языка программирования и средств для программной реализации алгоритмов. Представлено описание разработанного программного обеспечения. Описаны структура XML-файла для хранения структурной модели, программные средства для сохранения, загрузки и визуализации структурных моделей символов.

В **четвёртой главе** представлены результаты тестирования разработанных алгоритмов для решения задачи распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки. Выполнен сравнительный анализ результатов работы предложенных алгоритмов с существующими алгоритмами, способными функционировать в таких условиях.

В оценке участвуют предложенные алгоритмы на основе трёх критериев схожести: на основе поиска максимального паросочетания минимального веса (**SMM**); на основе метода пересечений для структурных моделей (**SMI**); вероятностный тест для оценки степени схожести структурных моделей (**SMT**).

Для оценки качества распознавания символов, предложенные алгоритмы были сравнены с аналогами, способными функционировать в условиях малой обучающей выборки: методом пересечений для растровых изображений (**IM**); алгоритмом на основе метода опорных векторов (**SVM**); методом на основе PNN-сети (**PNN**); гистограммным методом (**HM**); гистограммным методом с in-out и out-in профилями (**HMP**). Для обучения и настройки в экспериментах использовалось различное количество эталонных изображений  $E$ . Эксперименты проводились для нечётных значений  $E$  от 3 до 15.

Результаты оценки точности алгоритмов на наборе MNIST приведены в таблице 1. В условиях малого количества эталонных изображений алгоритм на основе нахождения максимального паросочетания минимального веса наиболее

точно решает задачу распознавания рукописных символов. Следует отметить, что алгоритм на основе вероятностного теста является менее эффективным в случае большего разнообразия форм начертаний.

Таблица 1 – Процент верно распознанных символов набора MNIST каждым из сравниваемых алгоритмов

Е	SMI	SMM	SMT	IM	SVM	PNN	HM	HMP
3	89,1	<b>93,2</b>	78,1	87,4	83,8	70,9	71,5	74,1
5	90,8	<b>95,1</b>	79,4	88,7	85,5	73,2	72,2	74,3
7	91,2	<b>95,1</b>	80,0	88,9	87,0	74,2	72,6	74,8
9	91,3	<b>95,2</b>	80,0	90,4	88,2	74,7	72,8	75,0
11	91,3	<b>95,2</b>	80,2	90,4	88,5	75,3	72,9	75,1
13	91,3	<b>95,3</b>	80,2	90,6	88,6	75,5	73,0	75,1
15	91,4	<b>95,3</b>	80,3	90,7	88,6	75,8	73,1	75,2

Матрицы несоответствий для каждого из трёх предложенных алгоритмов сравнения структурных моделей имеют ярко выраженное диагональное преобладание, следовательно, для каждого из классов символов предложенный алгоритм, как правило, верно классифицирует относящиеся к нему начертания.

Таблица 2 – Матрица несоответствий для результатов алгоритма с применением критерия на основе нахождения максимального паросочетания на наборе MNIST

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	6239	0	0	0	0	0	379	0	0	285
1	0	7775	2	0	2	0	0	98	0	0
2	0	1	6896	2	0	0	0	91	0	0
3	0	0	1	6785	0	0	0	0	210	145
4	0	11	0	0	6779	0	0	12	0	22
5	0	0	0	0	0	6284	25	0	0	4
6	317	0	0	0	0	41	6288	0	230	0
7	0	115	46	0	3	0	0	7129	0	0
8	0	0	0	184	0	0	247	0	6233	161
9	285	0	0	154	7	2	0	0	206	6304

Подготовленный набор изображений символов из бланков, аналогичных бланкам ЕГЭ, содержит начертания, максимально приближенные к определённому эталону, что существенно упрощает задачу распознавания символов. Поэтому результаты исследуемых алгоритмов на этом наборе изображений (таблица 3) существенно лучше, чем аналогичные результаты на наборе MNIST, обладающем большим разнообразием форм начертания.

Таблица 3 – Процент верно распознанных символов каждым из сравниваемых алгоритмов для рукописных символов из бланков, аналогичных бланкам ЕГЭ

Е	SMI	SMM	SMT	IM	SVM	PNN	HM	HMP
3	98,9	<b>99,2</b>	93,2	95,3	88,7	72,1	76,2	78,4
5	99,3	<b>99,4</b>	94,4	96,1	89,2	74,8	76,6	78,7
7	99,3	<b>99,4</b>	95,1	96,2	90,0	75,7	77,0	78,8
9	99,3	<b>99,5</b>	95,3	96,2	90,4	76,8	77,2	79,2
11	99,4	<b>99,5</b>	95,4	96,4	90,8	78,1	77,4	79,3
13	99,4	<b>99,5</b>	95,4	96,5	90,9	78,5	77,5	79,4
15	99,4	<b>99,5</b>	95,5	96,5	90,9	78,7	77,5	79,4

В условиях меньшего разнообразия форм начертаний предложенные алгоритмы получают существенное преимущество. По-прежнему эффективнее

остальных осуществляют распознавание алгоритмы на основе нахождения максимального паросочетания минимального веса и метода пересечений, однако, в таких условиях, по точности распознавания к ним заметно приблизился алгоритм на основе вероятностного теста.

Для косвенной оценки построенной структурной модели с использованием и без использования операции устранения плоских окончаний можно рассматривать точность распознавания. Сравнение точности распознавания производилось для каждого из трех предложенных алгоритмов при  $E = 15$  на наборе рукописных цифр MNIST и подготовленном наборе символов из бланков, аналогичных бланкам ЕГЭ.

Таблица 4 – Точность распознавания предложенных алгоритмов с использованием операции устранения плоских окончаний и без нее на символах набора MNIST и символах из бланков

MNIST	SMI	SMM	SMT	Бланки	SMI	SMM	SMT
С устранением	91,4%	95,3%	80,3%	С устранением	99,4%	99,5%	95,5%
Без устранения	74,3%	82,6%	63,9%	Без устранения	82,1%	86,9%	74,7%

Для каждого из трёх алгоритмов точность распознавания существенно улучшается вследствие применения операции устранения плоских окончаний.

Еще одним критерием, по которому можно оценить полезность операции устранения плоских окончаний, является соотношение количества пикселей скелетизированного изображения до и после применения данной операции. Для удобства восприятия такого рода информации человеком изменение количества пикселей следует измерять в процентах.

Было выделено семь наиболее значимых интервалов изменения количества пикселей: два интервала уменьшения количества пикселей:  $-(5\%; \infty)$ ,  $-(0\%; 5\%]$ ; один интервал неизменности количества пикселей:  $\{0\%\}$ ; четыре интервала увеличения количества пикселей:  $+(0\%; 5\%]$ ,  $+(5\%; 15\%]$ ,  $+(15\%; 25\%]$  и  $+(25\%; \infty)$ .

Таблица 5 – Изменение количества чёрных пикселей при использовании операции устранения плоских окончаний

	$-(5; \infty)$	$-(0;5]$	$\{0\}$	$+(0; 5]$	$+(5; 15]$	$+(15; 25]$	$+(25; \infty)$
MNIST	0,12%	1,94%	60,63%	23,07%	7,60%	5,42%	1,22%
Бланки	0,27%	2,39%	50,52%	38,12%	4,52%	3,29%	0,89%

Как можно заметить, достаточно редко использование такого рода операции приводит к уменьшению количества пикселей бинарного изображения в результате скелетизации. Увеличение количества пикселей, как правило, соответствует устранению эффекта чрезмерной скелетизации. Примерно в одном проценте случаев сохраняется более 25% пикселей. На практике такое существенное увеличение количества пикселей после скелетизации всегда соответствует сохранению какого-либо структурного элемента топологии символа.

Оценить необходимость использования алгоритма Ву-Цая для утоньшения не до конца скелетизированных участков можно, измеряя количество пикселей, удалённых в ходе работы алгоритма Ву-Цая. Такие пиксели должны были быть удалены алгоритмом Зонга-Суня, но оказались пропущены.



Таблица 6 – Распределение изображений используемых наборов по количеству пропущенных пикселей

	0	1	2-3	4-7	8-15	≥16
MNIST	73,7%	11,9%	9,9%	3,3%	1,2%	0,1%
Бланки	66,8%	16,0%	9,9%	4,6%	2,6%	0,1%

набора из бланков, аналогичных бланкам ЕГЭ.

Для исследования быстродействия предложенного алгоритма сегментации рукописных слов были выполнены начертания слов различной длины, составляющих панграммы, и отдельных рукописных символов.

Было построено распределение слов по отклонению определённого разработанным алгоритмом количества сегментов от правильного (таблица 7). Для слов, отклонение которых является нулевым, была выполнена классификация каждого из сегментов, после чего было построено распределение слов по наибольшему рангу символа (наименее точно классифицированному символу) при ранжировании (таблица 8).

Таблица 7 – распределение слов по отклонению количества сегментов от верного

Откл-е	+4	+3	+2	+1	0	-1	-2	-3
Кол-во	1	4	6	13	139	11	3	3

Таблица 8 – распределение слов по максимальному рангу символа

Ранг	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Кол-во	82	27	16	7	4	0	2	0	1

В большинстве случаев количество сегментов совпадает с правильным, а, примерно, в 13% случаев отличается от правильного на единицу. При ранжировании в 90% случаев верный символ всегда оказывался среди первых трёх вариантов. В таких случаях средства словарного поиска могут быть эффективно использованы для исправления ошибок при ранжировании отдельных символов по степени схожести с эталонами.

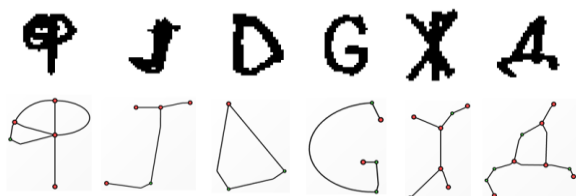


Рисунок 8 – Примеры некорректных структурных моделей

Были выполнены замеры среднего времени обработки изображения для каждого из значений количества образцов. Результаты подтвердили линейный характер зависимости времени работы от количества эталонов. Для всех трёх предложенных

алгоритмов среднее время обработки одного изображения каждого из наборов – менее 0,1 сек. Экспериментально было доказано, что зависимость количества состояний динамического программирования в алгоритме сегментации от количества линий-кандидатов близка к квадратичной. Все замеры времени производились на процессоре Intel Core i5-4200 (1.60GHz, 2.30GHz) без использования графических ускорителей.

Дополнительно проведен анализ построенных в ходе тестирования структурных моделей. Было отмечено, что зачастую к неверному построению структурных моделей приводит несовершенство используемого подхода к скелетизации, а в более редких случаях – неточности алгоритма выделения структурных составляющих.

Как видно из таблицы 6, дополнительная обработка алгоритмом Ву-Цая необходима, примерно, четверти изображений набора MNIST и трети изображений

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертационная работа посвящена разработке алгоритмов распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки. По итогам её выполнения получены следующие научные и практические результаты:

1. Исследованы существующие методы распознавания печатных и рукописных символов.

2. Предложена структурная модель символа для применения в решении задачи распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки.

3. Разработан алгоритм построения предложенной структурной модели символа по растровому представлению его начертания.

4. Выбраны критерии схожести структурных моделей символов.

5. Реализованы алгоритмы распознавания рукописных символов в условиях малой обучающей выборки на основе применения предложенной структурной модели символа и выбранных критериев схожести структурных моделей символов.

6. Реализован комплекс программ для исследования и сравнительного анализа разработанных и существующих алгоритмов распознавания символов в условиях малой обучающей выборки, и проведены вычислительные эксперименты с целью оценки качества и эффективности разработанных алгоритмов.

## СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

*Статьи в журналах, включённых в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание учёной степени кандидата наук, на соискание учёной степени доктора наук:*

1. **Хаустов П. А.** Разработка системы оптического распознавания символов на основе совместного применения вероятностной нейронной сети и вейвлет-преобразования / П. А. Хаустов, Д. С. Григорьев, В. Г. Спицын // Известия Томского политехнического университета. – 2013. – Т. 323, № 5. – С. 101–105. – 0,65 / 0,22 п.л.

2. Григорьев Д. С. Улучшение качества метода оптического распознавания текстов с помощью совместного применения вейвлет-преобразований, курвлет-преобразований и алгоритмов словарного поиска / Д. С. Григорьев, **П. А. Хаустов**, В. Г. Спицын // Известия Томского политехнического университета. – 2013. – Т. 323, № 5. – С. 106–111. – 0,75 / 0,25 п.л.

3. **Хаустов П. А.** Генетический алгоритм поиска множества кривых для оптического распознавания символов с использованием метода пересечений [Электронный ресурс] / П. А. Хаустов, В. Г. Спицын, Е. И. Максимова // Современные проблемы науки и образования. – 2014. – № 6. – 7 с. – URL: <http://www.science-education.ru/pdf/2014/6/541.pdf> (дата обращения: 01.04.2017). – 0,54 / 0,18 п.л.

4. **Хаустов П. А.** Алгоритм сегментации рукописного текста на основе построения структурных моделей / П. А. Хаустов // *Фундаментальные исследования*. – 2017. – № 4, ч. 1. – С. 88–93. – 0,7 п.л.

5. **Хаустов П. А.** Алгоритмы распознавания рукописных символов на основе построения структурных моделей / П. А. Хаустов // *Компьютерная оптика*. – 2017. – Т. 41, № 1. – С. 67–78. – DOI : 10.18287/2412-6179-2017-41-1-67-78. – 1,3 п.л.

*Scopus:*

**Khaustov P. A.** Algorithms for handwritten character recognition based on constructing structural models / P. A. Khaustov // *Computer Optics*. – 2017. – Vol. 41, is. 1. – P. 67–78. – DOI : 10.18287/2412-6179-2017-41-1-67-78

*Свидетельство о регистрации программ для ЭВМ:*

6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016619504. Оптическое распознавание рукописных символов на основе построения структурных моделей / **Хаустов П. А.**; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (RU). Заявка № 2016614414, заявл. 04.05.2016, дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 22.08.2016.

*Статьи в сборниках материалов конференций, индексируемых Scopus:*

7. **Khaustov P. A.** Structural model constructing for optical handwritten character recognition / P. A. Khaustov, V. G. Spitsyn, E. I. Maksimova // *IOP Conference Series : materials science and engineering : 5th International Workshop on mathematical models and their applications 2016 (IWMMA 2016)*. Krasnoyarsk, 07–09 November, 2016. – London, England, 2017. – Vol. 173, is. 1. – 012006. – 10 p. – DOI : 10.1088/1757-899X/173/1/012006. – 0,7 / 0,23 п.л.

8. **Khaustov P. A.** Algorithm for optical handwritten characters recognition based on structural components extraction / P. A. Khaustov, V. G. Spitsyn, E. I. Maksimova // *Information and Communication Technologies : proceedings of the 11th International Forum on Strategic Technology, IFOST 2016*. Novosibirsk, June 01–03, 2016. – Novosibirsk, 2016. – Vol. 1. – 7884126. – P. 355–358. – DOI: 10.1109/IFOST.2016.7884126. – 0,31 / 0,11 п.л.

*Публикации в других научных изданиях:*

9. **Хаустов П. А.** Решение задачи классификации образов с использованием вероятностных нейронных сетей / П. А. Хаустов // *Современные техника и технологии : сборник трудов XIX Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых*. Томск, 15–19 апреля 2013 г. – Томск, 2013. – Т. 2. – С. 383–384. – 0,15 п.л.

10. **Хаустов П. А.** Алгоритм словарного поиска для системы оптического распознавания текстов на основе динамического программирования / П. А. Хаустов, В. Г. Спицын // *Молодежь и современные информационные технологии : сборник трудов XI Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых*. Томск, 13–16 ноября 2013 г. – Томск, 2013. – С. 153–155. – 0,23 / 0,12 п.л.

11. **Хаустов П. А.** Применение растеризации методом Брезенхэма в методе пересечений при оптическом распознавании печатных символов / П. А. Хаустов, Е. И. Максимова // Молодежь и современные информационные технологии : сборник трудов XII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. Томск, 12–14 ноября 2014 г. – Томск, 2014. – Т. 2. – С. 269–270. – 0,15 / 0,08 п.л.

12. **Хаустов П. А.** Использование растеризации методом Брезенхэма для метода пересечений при оптическом распознавании печатных символов [Электронный ресурс] / П. А. Хаустов, Е. И. Максимова // Вестник науки Сибири. – 2014. – № 4 (14). – С. 101–104. – URL : <http://sjs.tpu.ru/journal/article/view/1101> (дата обращения: 01.04.2017). – 0,31 / 0,16 п.л.

13. **Хаустов П. А.** Алгоритм построения топологической модели рукописного символа с целью анализа правильности его написания / П. А. Хаустов // Современные техника и технологии : сборник трудов XXI Международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых учёных. Томск, 05–09 октября 2015 г. – Томск, 2015. – Т. 2. – С. 91–94. – 0,31 п.л.

14. **Хаустов П. А.** Алгоритм выделения структурных составляющих для решения задачи оптического распознавания рукописных символов / П. А. Хаустов, Е. И. Максимова // Молодежь и современные информационные технологии : сборник трудов XIII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. Томск, 09–13 ноября 2015 г. – Томск, 2016. – Т. 1. – С. 132–133. – 0,15 / 0,08 п.л.

15. **Хаустов П. А.** Разработка автоматической системы для проверки правильности написания символов / П. А. Хаустов // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине : сборник научных трудов II Международной конференции, Томск, 19–22 мая 2015 г. – Томск, 2015. – С. 778–779. – 0,23 п.л.

16. **Хаустов П. А.** Алгоритм оптического распознавания рукописных символов на основе построения структурной модели / П. А. Хаустов, В. Г. Спицын // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине : сборник научных трудов III Международной конференции. Томск, 23–26 мая 2016 г. – Томск, 2016. – С. 501–503. – 0,23 / 0,12 п.л.

Подписано к печати 20.10.2017. Формат 60x84/16. Бумага «Снегурочка».  
Печать XEROX. Усл. печ. л. 1,16. Уч.-изд. л. 1,05.  
Заказ 267-17. Тираж 120 экз.

---



**Издательство**

ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ