Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации
Российской академии наук (СПИИРАН)

На правах рукописи

Смирнов Сергей Владимирович

ТЕХНОЛОГИЯ И СИСТЕМА АВТОМАТИЧЕСКОЙ КОРРЕКТИРОВКИ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРИ РАСПОЗНАВАНИИ АРХИВНЫХ ДОКУМЕНТОВ

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

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук
Кулешов Сергей Викторович

Санкт-Петербург – 2015

Оглавление

Введение

Актуальность темы диссертации. В наше время сохранение исторического наследия является актуальной задачей во всем мире, в стратегии развития информационного общества Российской Федерации одним из основных направлений является сохранение культурного наследия России и обеспечение его доступности для граждан [37].

Повсеместно запускаются проекты по массовой оцифровке фондов библиотек, музеев, архивов. Отличительными чертами данных проектов являются большие объемы обрабатываемой информации, достигающие размеров от сотен тысяч до миллионов документов за год, высокая стоимость работ, отсутствие временного ресурса на проведение полноценного контроля качества человеком и, как следствие, потребность в автоматизации всего цикла работ.

После перевода документов на бумажных носителях в электронный вид требуется обеспечить возможность оперативного поиска и навигации. Эффективность поисковых инструментов во многом зависит от результатов, полученных на выходе применяемой системы оптического распознавания символов (OCR — optical character recognition).

Достоверность результатов оптического распознавания сильно зависит от качества исходного изображения, лексикона, используемого при написании текста, особенностей шрифтов, наличия сторонних объектов, шумов и многих других факторов. Высокая точность достигается в случае распознавания изображений, где текст размещен на монотонно ровном фоне с хорошей контрастностью; тезаурус, используемый при написании текста, соответствует встроенному словарю системы распознавания и не содержит редких слов и словоформ; начертание букв и слов позволяет однозначно произвести сопоставление с шаблоном.

Существующие коммерческие системы распознавания текста («Abbyy Finereader» [45], «Nuance OmniPage» [92] и др.), а также системы с открытыми исходными кодами («Cuneiform» [57], «Tesseract» [116] и др.) достигают высокой точности результатов при обработке современных качественных печатных

документов. В случае же распознавания архивных документов, происхождение которых датируется десятками лет назад, количество допущенных ошибок в результатах распознавания значительно возрастает и эффективность применения средств автоматизации снижается. Результаты, получаемые на выходе систем распознавания необходимо подвергать последующей корректировке.

Методы автоматической корректировки ошибок распознавания во многом основываются на адаптации известных подходов корректировки орфографических ошибок, использующих скрытые Марковские модели, нейронные сети, n-граммы слов и символов, конечные автоматы. Также применяются методы, объединяющие результаты нескольких систем распознавания, использующие дополнительную информацию о контексте и эвристические алгоритмы. Большой вклад в теорию и практику корректировки ошибок в текстах внесли Philips L., Brill E., Kolak O., Mays E., Fossati D., Kukich K., Reynaert M. [55,63,82,83,89,100,106] и другие зарубежные ученые. Среди отечественных авторов в области автоматической обработки результатов оптического распознавания изображений можно выделить труды Арлазарова В.Л., Славина О.А., Шоломова Д.Л., Постникова В.В. [3,41-43,103] и других.

Во многих случаях существующие методы требуют привлечения ручного труда, предназначены для обработки современных текстов и не подходят в чистом виде для обработки архивных документов, отличающихся обилием узкоспециализированных терминов и значительным отличием в качестве результатов распознавания.

Решению описанных проблем и разработке системы распознавания архивных документов с применением методов автоматической корректировки и посвящена данная диссертационная работа.

Объектом исследования является процесс распознавания архивных документов.

Предметом исследования являются методы и технология автоматической корректировки результатов распознавания архивных документов.

Цель работы и задачи исследования. Основной целью диссертационной работы является разработка технологии и системы распознавания архивных документов с автоматическим обнаружением и корректировкой допущенных ошибок.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе поставлены и решены следующие задачи:

1. Сравнение качества существующих систем оптического распознавания, классификация основных видов допускаемых ошибок и анализ существующих подходов к корректировке ошибок распознавания.
2. Разработка метода автоматической корректировки результатов распознавания архивных документов, выполняющего поиск ошибок и генерацию упорядоченного по рангу списка корректировок для их замены.
3. Разработка технологии распознавания архивных документов различных тематических областей и корректировки полученных результатов.
4. Проектирование, разработка и апробация системы распознавания документов архивного фонда, отвечающей требованиям разработанной технологии и реализующей предложенный в работе метод корректировки.

Методы исследования. Для решения поставленных задач в работе используются методы теории множеств, теории вероятности, статистического анализа, корпусной и компьютерной лингвистики. Реализация разработанных алгоритмов произведена в соответствии с объектно-ориентированной методологией разработки программного обеспечения.

Положения, выносимые на защиту. На основе проведенных теоретических работ и их экспериментальной апробации на защиту выносятся следующие положения:

1. Метод автоматической корректировки ошибок распознавания архивных документов на основе рейтинго-ранговой модели текста.
2. Правила ранжирования и выбора наилучших корректировок, основанные на частотных характеристиках и статистической вероятности сочетаемости с предшествующими словами.

3. Технология распознавания архивных документов с последующей корректировкой результатов.
4. Архитектура и компонентная модель системы распознавания и автоматической корректировки результатов, с входящим в ее состав инструментарием настройки конфигурации для обработки архивных документов различных тематических областей.

Научная новизна работы состоит в следующем:

1. Разработан метод автоматической корректировки ошибок распознавания архивных документов на основе рейтинго-ранговой модели текста, основной особенностью которого является способность выявлять и устранять ошибки распознавания документов, содержащих большое количество узкоспециализированной терминологии, за счет автоматического формирования тезаурусов без необходимости предварительного обучения.
2. Разработаны правила ранжирования и выбора наилучших корректировок, основанные на предварительно проведенном n-грамм анализе корпуса результатов распознавания и тематических текстов и учитывающие статистическую вероятность сочетаемости с предшествующими словами.
3. Разработан инструментарий, позволяющий эксперту ограничивать пространство конфигураций процесса обработки архивных документов для повышения качества распознавания.
4. Разработаны технология и система распознавания архивных документов и автоматической корректировки результатов, позволяющие производить потоковую обработку больших наборов документов с учетом лексикона и специфики их предметной области.

Обоснованность и достоверность научных положений обеспечены аналитическим обзором исследований и разработок в данной области, подтверждаются положительными итогами практического использования результатов диссертации, а также апробацией основных научно-практических

положений в печатных трудах и докладах на всероссийских и международных конференциях.

Практическая ценность работы заключается в создании программной системы, реализующей теоретические результаты работы, которая может использоваться в проектах массовой оцифровки и распознавания документов фондов государственных архивов, библиотек, музеев, судов, ЗАГС и других учреждений.

Разработанная в диссертационной работе технология и система автоматического распознавания и корректировки результатов позволяет значительно повысить скорость обработки документов и сократить потребность трудоемкой дорогостоящей ручной работы.

Предложенные в диссертационной работе подходы, методы и алгоритмы автоматического обнаружения и корректировки ошибок оптического распознавания позволяют значительно повысить качество конечных результатов.

Реализация результатов работы. Представленные в работе методы и алгоритмы были реализованы на языке программирования Java в виде программных модулей системы оптического распознавания текста и введены в эксплуатацию в составе государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-Петербурга» (государственный контракт №0172200006113000229_146076 от 24.12.2013)

Апробация результатов работы. Основные положения и результаты диссертационной работы представлялись на конференциях: I Всероссийская электронная научно-практическая конференция-форум молодых ученых и специалистов «Современная российская наука глазами молодых исследователей - 2011»; IV Всероссийская научно-практическая конференция "Научное творчество XXI века" с международным участием (Красноярск, 2011); XVI Международная научно-практическая конференция «Перспективы развития информационных технологий» (Новосибирск, 2013); XXI Международная научно-практическая конференция «Перспективы развития информационных технологий» (Новосибирск, 2014); XIV Санкт-Петербургская международная конференция

«Региональная информатика (РИ-2014)» (Санкт-Петербург, 2014); X Всероссийская научно-практическая конференция «Электронные ресурсы библиотек, музеев, архивов» (Санкт-Петербург, 2014); XVII Всероссийская объединенная научная конференция «Интернет и современное общество» (Санкт-Петербург, 2014).

Разработанное программное обеспечение было апробировано на документах фондов центральных государственных архивов Санкт-Петербурга в составе государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-Петербурга», свидетельство о регистрации информационной системы в Реестре государственных информационных систем Санкт-Петербурга №2053/14/08 подписано 21.11.2014 г.

Публикации. Основные результаты по материалам диссертационной работы опубликованы в 13 печатных работах, среди них 6 работ в рецензируемых изданиях из перечня ВАК, получено 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Структура и объем работы. Диссертационная работа включает введение, четыре главы, заключение, список использованных источников (122 наименования) и три приложения. Объем работы – 130 страниц машинописного текста, включая 34 рисунка и 16 таблиц.

Во введении обоснована важность и актуальность темы диссертации, сформулированы цели диссертационной работы и решаемые задачи, определяется научная новизна работы, а также ее практическая значимость. Приводится краткое содержание работы по главам.

В первой главе приводится аналитический обзор предметной области и существующих систем оптического распознавания, определяется степень их пригодности к распознаванию архивных документов, выявляется необходимость корректировки допускаемых ошибок распознавания, приводится классификация ошибок по видам и анализ существующих подходов к корректировке, уточняются требования к разрабатываемой системе.

Во второй главе содержится описание используемых методов и разработанного метода автоматической корректировки ошибок распознавания на основе рейтинго-ранговой модели текста.

В третьей главе приводится описание архитектуры и программной реализации системы распознавания архивных документов, определяется порядок ее взаимодействия с системой электронного архива, описывается технология распознавания и корректировки результатов, предоставляется информация об инструментарии для настройки параметров обработки архивных документов различных тематических областей.

В четвертой главе даются сведения об условиях и порядке проведения испытаний разработанной технологии и системы автоматической корректировки результатов при распознавании архивных документов, приводится описание экспериментального корпуса документов, критериев оценки качества распознавания. Представлены результаты экспериментальной оценки предложенного метода корректировки и результаты автоматической корректировки всего корпуса документов.

В заключении подводятся итоги работы, приводятся основные результаты исследований и пути дальнейшего развития научных исследований.

Глава 1. Аналитический обзор предметной области и постановка задачи исследования

1.1 Концептуальные основы разработки системы распознавания архивных документов с автоматической корректировкой результатов

1.1.1 Назначение системы распознавания архивных документов

Сфера деятельности государственных архивов включает в себя широкий спектр задач, связанных с комплектованием, учетом, использованием и обеспечением сохранности документов. На рисунке 1.1 представлен типовой набор рабочих процессов, протекающих в архиве.

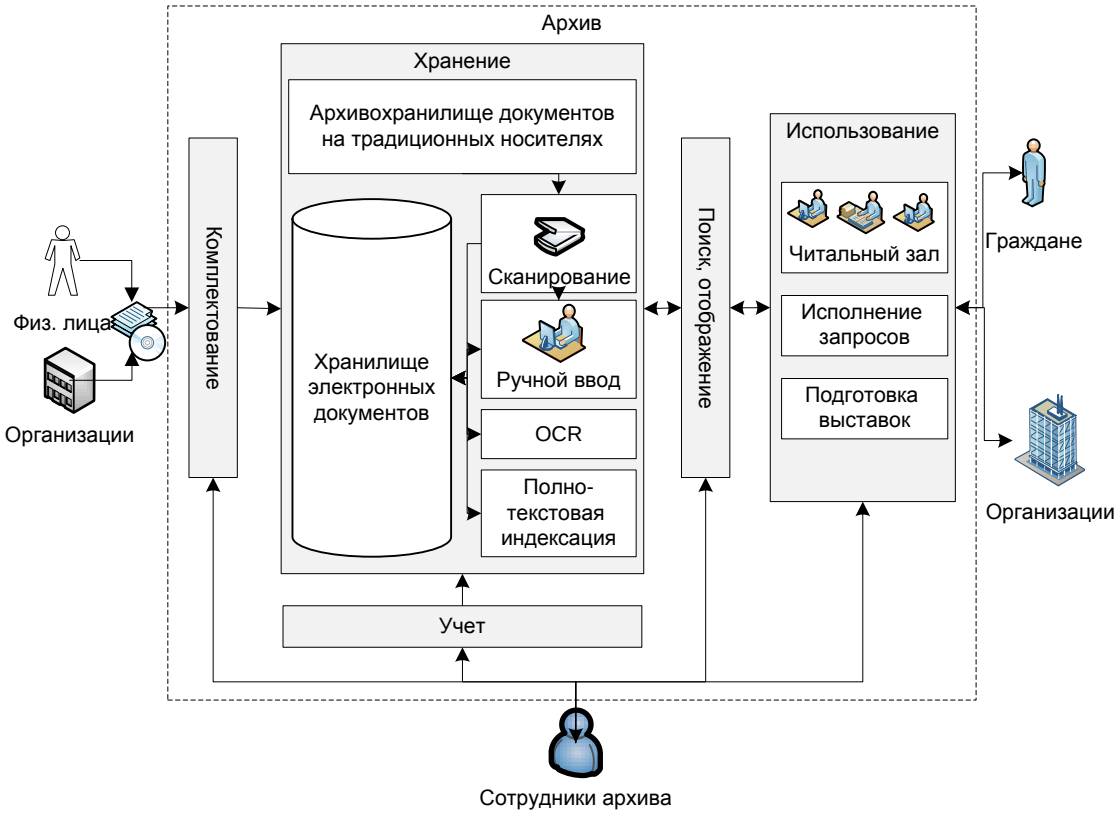


Рисунок 1.1. Общая схема рабочих процессов архива

Эффективность выполнения каждой задачи имеет сильную зависимость от скорости нахождения и получения доступа к нужным документам. Поиск документов является своего рода «узким» местом во всех рабочих процессах и накладывает серьезные ограничения на время выполнения ежедневных задач архива.

На данный момент в информационных системах центральных государственных архивов Санкт-Петербурга, поиск производится лишь по документам, обладающим текстовым описанием. Текстовое описание вручную заносится в систему операторами и сотрудниками архива в процессе составления научно-справочного аппарата и оцифровки бумажных документов.

Данный подход к наполнению и построению поискового механизма обладает рядом существенных ограничений:

1. Малое покрытие — лишь малая часть документов попадает в поисковый индекс и как следствие остается недоступной для автоматического поиска и скрытой от конечного пользователя.
2. Низкая скорость наполнения поисковой базы — ручной ввод данных не может обеспечить должной скорости роста поисковой базы. В условиях постоянного пополнения базы данных отсканированными образами документов, разрыв между количеством отсканированных документов и количеством документов, включенных в поисковый индекс, экспоненциально возрастает.

Очевидно, что для снижения влияния данных ограничений необходимо автоматизировать процессы пополнения поисковой базы и развивать поисковые механизмы, использующиеся в архивах.

В работе предлагается решение, предоставляющее пользователям архива возможность оперативного поиска по содержимому электронных образов документов без необходимости предварительного ручного ввода поисковых метаданных.

Предлагаемое решение представляет собой программный комплекс, состоящий из трех подсистем:

1. подсистема распознавания и корректировки ошибок;
2. подсистема полнотекстовой индексации результатов распознавания;
3. подсистема поиска по распознанным изображениям документов.

На рисунке 1.2 изображена схема взаимодействия подсистем, на примере процесса обработки и поиска по электронному образу документа.

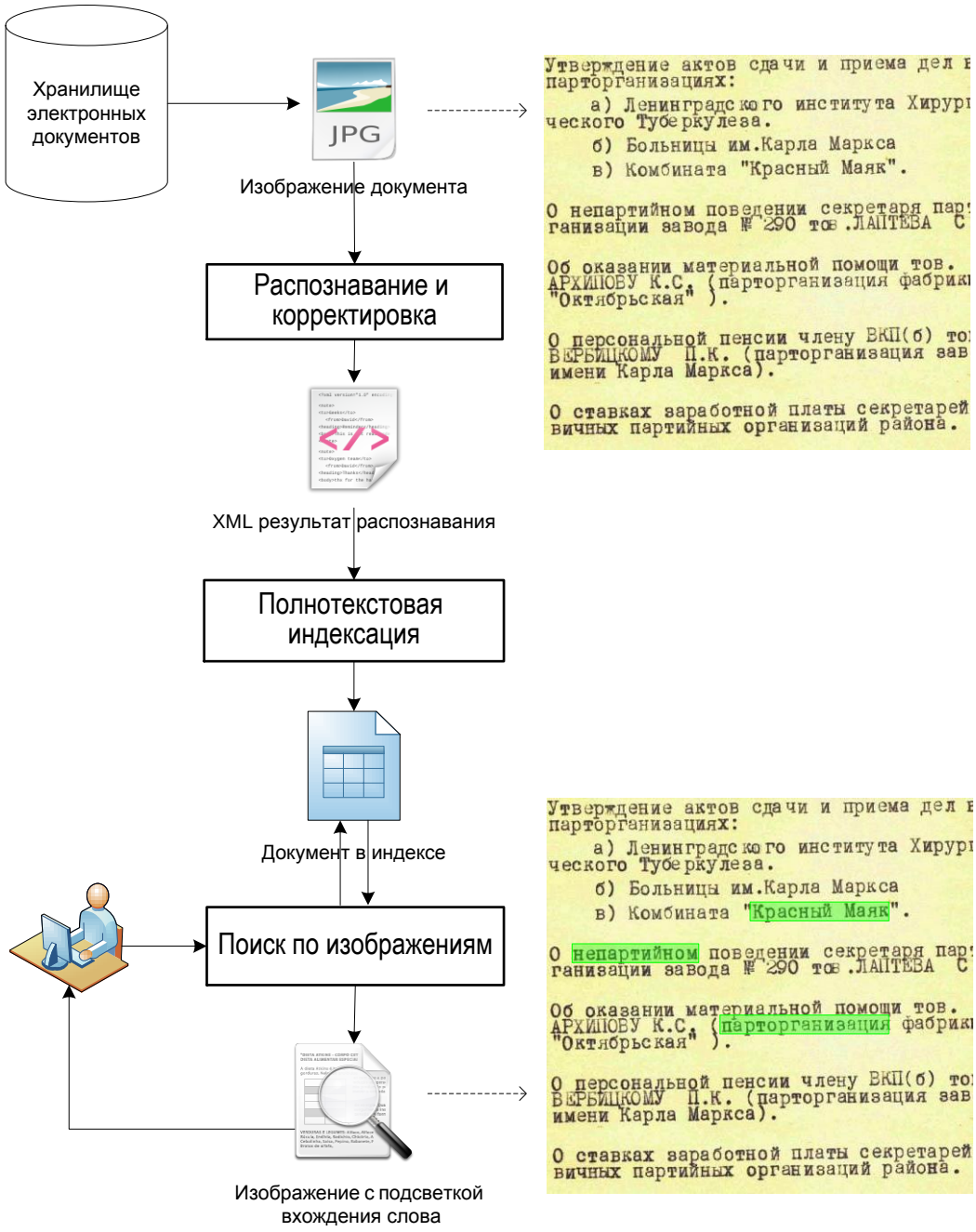


Рисунок 1.2. Процесс обработки и поиска изображений

Рассмотрим последовательность шагов данного процесса:

1. Изображение выбирается из хранилища электронных документов.
2. Изображение передается на вход подсистемы распознавания и корректировки.
3. В результате оптического распознавания формируется xml документ, содержащий распознанный текст, с указанием координат расположения слов и набором возможных вариантов написания (в тех случаях, когда однозначное соответствие установить не удалось).

4. Далее производится полнотекстовое индексирование результата распознавания, на выходе которого формируется ряд индексных документов для помещения в индексное хранилище. Индексируется каждый вариант написания слова с учетом особенностей морфологии русского языка. В качестве системы полнотекстовой индексации и поиска используется библиотека Apache Lucene [51], реализованная на языке программирования Java [78].
5. Изображение готово к поиску.
6. Пользователь вводит поисковую фразу и передает команду подсистеме поиска по изображениям.
7. Поисковая фраза проходит анализ и из индекса выбираются документы, удовлетворяющие критериям поиска.
8. На исходном изображении документа цветом выделяются искомые слова, и результаты отображаются пользователю.

Ключевым элементом в предложенном программном комплексе является подсистема распознавания и корректировки ошибок, разработке которой и посвящена данная диссертационная работа.

Отличительными особенностями массового распознавания архивных документов являются [31]:

- сверхбольшие объемы обрабатываемых документов;
- разбиение всего объема документов на большие тематические группы, обладающие общими свойствами;
- высокие требования к пропускной способности системы;
- отсутствие практической возможности проведения ручной верификации и корректировки всех результатов распознавания;
- важность проведения автоматической оценки и контроля качества результатов распознавания.

При разработке системы следует учитывать ряд особенностей внедрения и эксплуатации в государственных архивах, обусловленных отсутствием

достаточного количества времени и ресурсов у сотрудников архивов для настройки и администрирования:

1. Отсутствие времени и ресурсов на ручное распознавание и ручную корректировку результатов распознавания
2. Отсутствие времени и ресурсов на ручной отбор и поиск документов, пригодных для распознавания.
3. Отсутствие времени и ресурсов на постановку в очередь на обработку документов, пригодных к распознаванию.
4. Отсутствие времени и ресурсов на ручной контроль качества распознавания каждого документа.
5. Отсутствие времени и ресурсов на ручное обучение.

Особое внимание на этапах проектирования и разработки системы массового распознавания следует обратить на следующие проблемные области [49]:

- характеристики обрабатываемых документов;
- варианты использования результатов распознавания;
- выбор OCR систем;
- корректировка ошибок распознавания;
- оценка качества распознавания.

1.1.2 Характеристики обрабатываемых документов

Документы государственных архивов Санкт-Петербурга, подлежащие обработке в рамках данной диссертационной работы, подразделяются на дела (единицы хранения) и научно-справочный аппарат (НСА): описи, указатели, картотеки, каталоги, путеводители. НСА содержит в себе полную информацию обо всех хранящихся в архиве документах в сжатой компактной форме и является основным поисковым инструментом по фондам архива [33].

При внедрении систем автоматического распознавания текста, в первую очередь следует обрабатывать именно документы НСА. Текст документов НСА

является более однородным по виду написания (рукописный или машинописные), типу шрифта и структуре расположения, чем текст оригиналов единиц хранения.

Все машинописные документы НСА по своему качеству можно разделить на четыре категории:

1. Документы, напечатанные на печатной машинке низкого качества. Текст таких документов характеризуется расплывчатыми очертаниями, блеклыми чернилами, искаженными углами наклона, наличием большого количества ручных исправлений и второстепенных помарок и трудно воспринимается даже человеческим глазом. Пример изображения проиллюстрирован на рисунке 1.3.

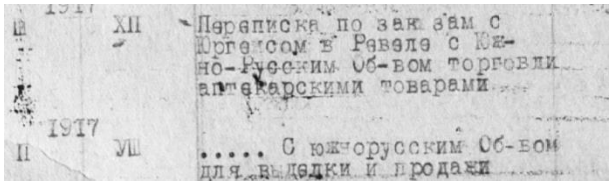
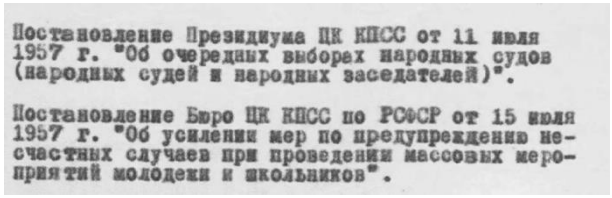


Рисунок 1.3. Печатная машинка, низкое качество

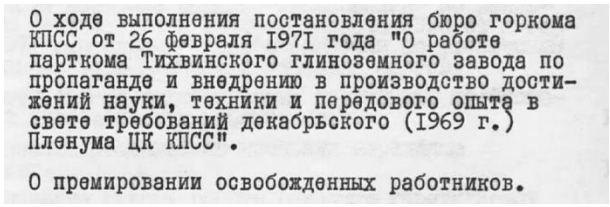
2. Документы, напечатанные на печатной машинке, среднего качества – более ровное расположение строк, более четкие очертания и контрастность, но с нарушениями в междустрочных и межбуквенных пространствах. Пример изображения проиллюстрирован на рисунке 1.4.


Постановление Президиума ЦК КПСС от 11 июля 1957 г. "Об очередных выборах народных судов (народных судей и народных заседателей)".

Постановление Бюро ЦК КПСС по РСФСР от 15 июля 1957 г. "Об усилении мер по предупреждению несчастных случаев при проведении массовых мероприятий молодежи и школьников".

Рисунок 1.4. Печатная машинка, среднее качество

3. Документы, напечатанные на печатной машинке, высокого качества. Пример изображения проиллюстрирован на рисунке 1.5.


О ходе выполнения постановления бюро горкома КПСС от 26 февраля 1971 года "О работе парткома Тихвинского глиноземного завода по пропаганде и внедрению в производство достижений науки, техники и передового опыта в свете требований декабрьского (1969 г.) Пленума ЦК КПСС".

О премировании освобожденных работников.

Рисунок 1.5. Печатная машинка, высокое качество

4. Документы, напечатанные на принтере, очень высокого качества. Пример изображения проиллюстрирован на рисунке 1.6.

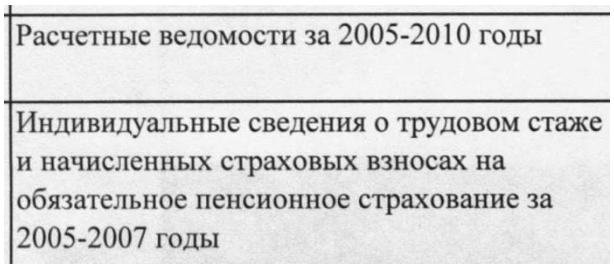


Рисунок 1.6. Принтер, очень высокое качество

1.1.3 Варианты использования результатов распознавания

Существует множество вариантов использования результатов распознавания, и они далеко не ограничиваются созданием лишь полностью идентичной копии оригинала документа. Результаты распознавания могут использоваться для решения следующих задач [115]:

- Полнотекстовое индексирование — результат распознавания рассматривается как простой текст и в дальнейшем подается на вход поисковой системы. Текст используется как основа для полнотекстового поиска. Причем, конечному пользователю в результате поиска отображается найденный образ документа без обозначения вхождения поисковой фразы.

  Данный вид не требователен к точности распознавания и одновременно предоставляет хорошие поисковые возможности.

- Отображение с подсветкой результатов на образе — в данном режиме распознанный текст обрабатывается также как и в предыдущем случае, а отличие заключается в подсистеме отображения поисковых результатов. В результатах поиска пользователю предоставляется изображение с выделенными фрагментами вхождений поисковой фразы. Очевидно, что в данном случае требования к качеству распознавания возрастают, но одновременно с этим увеличивается и эффективность поисковой системы в отличие от предшествующего способа отображения результатов.

- Выдача результатов в виде неразмеченного текста — поисковым результатом является непосредственно текст, полученный в результате распознавания, а оригинальное изображение документа не отображается. Если распознанные слова будут сильно искажены, то пользователь не сможет получить искомой информации, и потеряет доверие к системе. Таким образом, точность должна быть очень высокой, что практически не может быть достигнуто без привлечения человеческого труда, и, как следствие, ведет к значительным временным и финансовым затратам.
- Воссоздание оригинального документа — отображение результатов распознавания редко производится без форматирования и разметки текста, с целью сохранения исходной структуры и деталей расположения элементов. В дополнение, размеченный xml документ может содержать дополнительные атрибуты, тэги или ссылки на родственные документы.

В рамках данной диссертационной работы результаты распознавания планируется использовать лишь на промежуточном этапе полнотекстового индексирования. Пользователю поисковый результат будет предоставляться в виде подсвеченных областей на изображении.

Выбранный вариант использования результатов распознавания снижает требования к OCR системам в части качества проведения структурного анализа документа [19], что существенно увеличивает круг систем подходящих под задачи исследования. Обязательными требованиями являются лишь способность обрабатывать русскоязычные тексты и наличие в результатах распознавания «x,y» координат найденных слов.

1.2 Обзор и сравнительный анализ систем оптического распознавания символов при обработке архивных документов

Самостоятельная разработка OCR систем представляет собой довольно сложную научную и техническую задачу и не может являться обоснованной для большинства проектов по оцифровке. Особенно при условии того, что на рынке присутствует порядка десятка различных OCR систем, отличающихся условиями

распространения, стоимостью, предоставляемыми функциями и, разумеется, качеством генерируемых результатов.

Наиболее актуальной задачей становится выбор подходящей для конкретного проекта OCR системы. Самым надежным подтверждением правильности выбора является проведение сравнительного анализа результатов распознавания. При проведении сравнения необходимо опираться на показатели, которые наиболее полно отвечают будущим целям использования полученных результатов распознавания.

Сравнительный анализ и выбор OCR систем будет производиться в контексте решения задачи распознавания русскоязычных документов архивного фонда, за период с 1917 года по настоящее время [33].

1.2.1 OCR системы

Современные системы оптического распознавания можно разделить на коммерческие и свободно распространяемые системы с открытыми исходными кодами. По своей архитектуре системы подразделяются на приложения для персонального использования, серверные решения для проектов массовой обработки документов и онлайн сервисы распознавания образов. Онлайн сервисам трудно удовлетворять требованиям крупных проектов по оцифровке архивных документов из-за ограничений по максимальному количеству сеансов распознавания, пропускной способности каналов связи, а также обеспечения конфиденциальности передаваемой информации. К тому же данные сервисы строятся поверх существующих движков распознавания и, как следствие, не представляют самостоятельного интереса для участия в сравнительном анализе.

В контексте задач массовой оцифровки интерес представляют как коммерческие системы по причине своего заявленного высокого качества, так и открытые системы по причине своей доступности и гибкости в настройке. Поскольку целью данной работы является обработка русскоязычных документов для последующего поиска с подсветкой вхождения поисковых фраз, то интерес представляют системы с поддержкой распознавания русского языка, а также

выдающие информацию о координатах расположения распознанных слов/символов на изображении.

В таблицах 1.1 и 1.2 представлен перечень наиболее популярных OCR систем с отметками интересующих характеристик.

Таблица 1.1. Коммерческие OCR системы

Наименование системы	**Поддержка русского языка**	**Информация о координатах**	**Участие в сравнении**
ABBYY FineReader [45]	**да**	**да**	**да**
Cvision ocr [59]	да	нет	нет
Dynamsoft OCR SDK (Tesseract engine) [61]	да	да	нет
ExperVision TypeReader & RTK [62]	нет	нет	нет
IRIS Readiris [76]	**да**	**да**	**да**
LEADTOOLS OCR SDK [84]	да	да	нет
Nuance OmniPage [92]	**да**	**да**	**да**

Таблица 1.2. OCR системы с открытым исходным кодом

Наименование системы	**Поддержка русского языка**	**Информация о координатах**	**Участие в сравнении**
Clara OCR [56]	нет	нет	нет
Cuneiform Linux [57]	**да**	**да**	**да**
Cuneiform Windows [58]	**да**	**нет**	**да**
GOCR [69]	нет	нет	нет
LOCR [85]	нет	нет	нет
Ocrad [93]	нет	нет	нет
OCRchie [94]	нет	нет	нет
Ocre [95]	нет	нет	нет
OCRFeeder [96]	да	нет	нет
Ocropus [97]	нет	да	нет
SimpleOCR [111]	нет	нет	нет
Tesseract [116]	**да**	**да**	**да**

Для участия в сравнении выберем несколько признанных лидеров из коммерческих систем (“Abbyy Finereader”, “Nuance Omnipage”), одну менее популярную коммерческую систему (“IRIS Readiris ”) и все свободно

распространяемые системы, поддерживающие распознавание русского языка (“Cuneiform Linux”, “Cuneiform Windows”, “Tesseract”).

“ABBYY FineReader” — система оптического распознавания символов, разработанная российской компанией ABBYY. Является признанным лидером на рынке. Распространяется на коммерческой основе. Система позволяет извлекать текстовую информацию из цифровых изображений (фотографий, результатов сканирования, PDF-файлов), распознает около двух сотен языков, в том числе, русский, и предоставляет результаты распознавания в разнообразных форматах, включая xml формат с информацией о координатах распознанного текста.

В сравнении принимает участие версия “Abbyy Finereader 11”.

“IRIS Readiris” — коммерческая система оптического распознавания символов, также как и “Abbyy Finereader” представлена во всех видах от персонального приложения до инструментария разработчика. Распознает более 130 языков, включая русский, принимает файлы и сохраняет результаты во всех возможных форматах.

В сравнении принимает участие версия “IRIS Readiris 14”.

“Nuance OmniPage” — коммерческая система оптического распознавания символов, представлена во всех видах от персонального приложения до инструментария разработчика.

Поддерживает распознавание более 120 различных языков, включая русский, принимает файлы и сохраняет результаты во всех возможных форматах, в том числе в собственном xml формате с указанием координат. В сравнении принимает участие версия “Nuance OmniPage 19”.

“CuneiForm” — свободно распространяемая открытая система оптического распознавания текстов российской компании Cognitive Technologies.

В Windows версии информация о координатах распознанного текста может быть получена только из бинарного формата вывода, который может быть прочитан только самой программой.

В Linux версии системы результаты распознавания могут быть сохранены с координатами каждого распознанного символа в формате hocr [54].

В сравнении принимают участие версии “Cuneiform Windows 12” “Cuneiform Linux 1.1.0”.

“Tesseract” — свободно распространяемая программа для распознавания текстов.

Результаты распознавания могут быть сохранены в формате hocr с указанием координат слов. В сравнении принимает участие версия “Tesseract 3.02.02”, собранная из исходных кодов на ОС Linux.

1.2.2 Результаты сравнения

Минимальные и максимальные показатели точности распознавания на уровне слов отображены в таблице 1.3, диаграмма сравнения по данному критерию отображена на рисунке 1.7. Более детальные результаты сравнения приводятся в главе 4.3.1.

Качество распознавания напрямую зависит от качества исходных изображений, каждая система улучшала свои результаты последовательно от одного набора изображений к другому.

"Abbyy Finereader” достигает максимальных показателей на всех наборах данных и является бесспорным лидером.

“Cuneiform Linux” наоборот показывает наихудшие результаты распознавания. Применение данной системы в промышленных масштабах не целесообразно.

Остальные системы занимают промежуточную позицию с незначительными отклонениями относительно друг друга. Стоит выделить, что на наборе «ПМ-2» лучший результат достигает система “Nuance Omnipage”, а на наборе «ПМ-3» лучшие результаты показывает “Tesseract”. Система “IRIS Readiris” занимает последнюю позицию на наборе «ПМ-2». Качество результатов распознавания системой “Cuneiform Windows” является средним на всех наборах данных.

Таблица 1.3. Точность распознавания

Качество документов (источник), набор	**Максимум**	**Минимум**
среднее *(печатная машинка), ПМ-2*	76,80%	22,01%
высокое *(печатная машинка), ПМ-3*	90,55%	30,28%
очень высокое *(принтер), ПР-4*	99,25%	90,20%

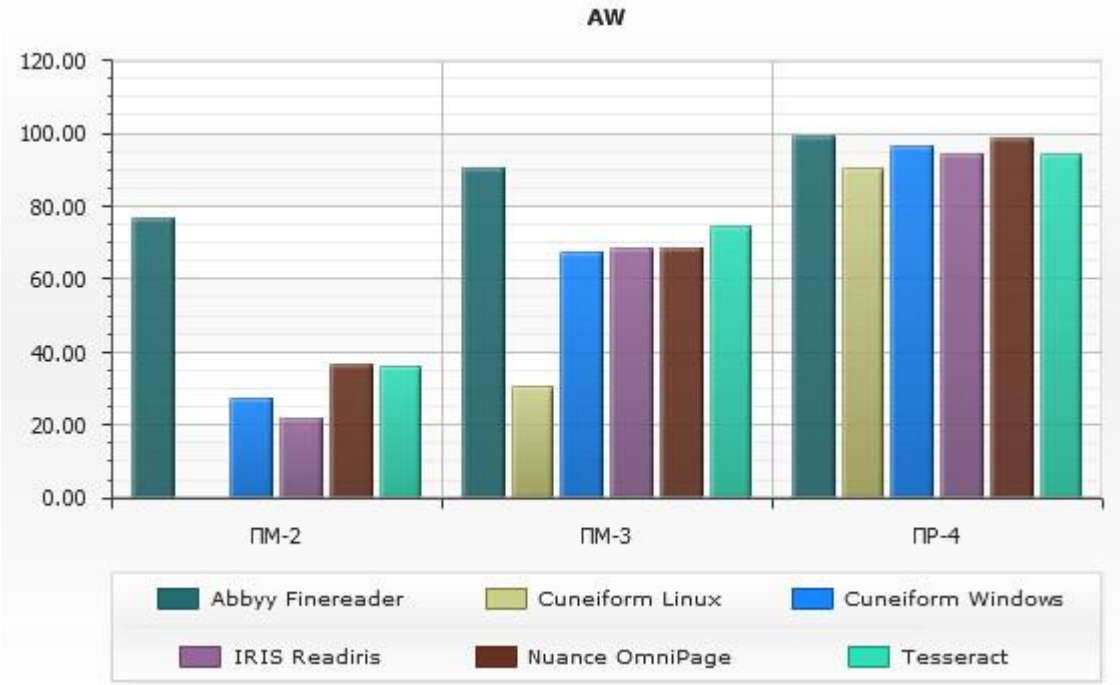


Рисунок 1.7. Диаграмма по критерию «Точность в словах»

Выводы:

1) Если бюджет проекта позволяет использовать “Abbyy Finereader”, то, несомненно, выбор следует остановить на этой системе.

Для задач построение поисковой системы по изображениям выбирать другие рассмотренные коммерческие системы не целесообразно с экономической точки зрения, так как показатели свободно распространяемых систем ничуть не отстают.

Если бюджет проекта ограничен, но требуется охватить все виды изображений, то возможно применение дифференцированного подхода, при котором каждому виду изображений будет соответствовать своя система распознавания. Такой подход накладывает дополнительные затраты на классификацию документов по видам.

2) Система ‘Tesseract” из всех рассмотренных свободно распространяемых систем единственная предоставляет информацию о координатах слов на изображении и показывает высокое качество, относительно других систем, за исключением “Abbyy Finereader”. Таким образом, система “Tesseract” является хорошим выбором для задач построения поисковой системы по изображениям и будет использоваться как основная в данной работе.

3) Сравнительный анализ выявил наличие ошибок в результатах распознавания архивных документов среди всех систем оптического распознавания на всех наборах данных, что указывает на необходимость разработки и применения средств автоматической корректировки ошибок.

1.3 Классификация ошибок оптического распознавания символов

Качество процесса корректировки во многом зависит от точности нахождения ошибок и их верной классификации. Все типы ошибок можно разделить на две категории: словарные и несловесные ошибки [83].

Несловесные ошибки – это ошибки, приводящие к словам, которые не встречаются ни в одном из словарей. Например, «книго» вместо «книга». Большинство средств проверки орфографии нацелены на исправление именно данного вида ошибок.

Словарные ошибки – это ошибки, в результате которых формируются существующие слова с правильным написанием, но с некорректным применением. Ошибки данной категории могут быть исправлены только с использованием знаний о контексте.

Приведенная классификация является достаточно грубой и ее определенно не достаточно для покрытия всех видов ошибок, встречающихся в результатах OCR. Под вопросом остаются корректные слова, которые не встречаются в использующихся словарях, к таким словам могут относиться устаревшие термины, слова с историческими правилами написания, имена собственные и другие узкотематические и специфичные для конкретной предметной области слова.

Приведем более детальную классификацию ошибок, относящуюся, непосредственно, к системам оптического распознавания текста [80]:

- *Некорректная сегментация*

Недетерминированное расстояние между строками, словами или символами приводят к некорректному распознаванию пробелов, приводящих к ошибкам сегментации.

Большинство методов обнаружения и корректировки ошибок определяют границы слов по пробельным символам (пробел, табуляция, отступы и прочие), что зачастую приводит к ошибочному выделению слов. Системам оптического распознавания более свойственно именно некорректное разделение слов на несколько [79], в то время как для текстов, набранных человеком, более типично объединение нескольких слов в одно [83].

- *Ошибочное определение переносов слов*

В случае, когда слово в виду своей длины не помещается на одной строке, часть его переносится на новую строку. Данное разделение приводит также к увеличению ошибок сегментации.

- *Некорректное распознавание символов*

Шумы, изменчивость начертания символов и нестандартные шрифты приводят к неточному распознаванию символов, что в свою очередь приводит к формированию ошибочных слов.

  - *Замена символов*

    Типичными случаями замены правильных символов на некорректные являются: замена цифр на буквы, ошибочная подстановка одних букв вместо других.

  - *Вставка и удаление символов*

    Вставка и удаление символов менее типично для OCR систем, чем замена символов, но в случае плохо различимого начертания символов может происходить разбиение одного символа на несколько или слияние нескольких различных символов в один.

- *Ошибки пунктуации*

Плохое качество сканирования приводит к появлению шума, который зачастую воспринимается как символы пунктуации, такие как точки, запятые, многоточия и другие.

- *Некорректное определение регистра*

Из-за вариабельности шрифтов зачастую происходит некорректное определение регистра символов.

- *Ошибки, изменяющие смысл слова*

В некоторых случаях ошибочное определение символов может приводить к формированию существующих слов, но некорректных в данном контексте.

В таблице 1.4 приведены распространенные примеры ошибок в результатах распознавания.

Таблица 1.4 . Примеры OCR ошибок

Вид ошибки	**Ошибка распознавания**	**Правильный вариант**
Некорректная сегментация	слово форма	словоформа
Некорректная сегментация	ин сти тут	институт
Вставка символа переноса	ли- тература	литература
Некорректное распознавание символа	избранннх	избранных
Подстановка цифры вместо символа	06ь	Обь
Вставка лишнего символа	проток’ол	протокол
Изменение смысла слова	Ситников	Сотников
Некорректное определение регистра	БыстРоВ	Быстров
Пунктуация	план.мероприятий	план мероприятий
Разрушение	гъЛо! пнтро_в ъ	г.Ленинграде

Наиболее трудны для корректировки ошибки, связанные с полным разрушением исходного слова. По большому количеству ошибок данного вида можно судить о чрезмерно плохом качестве исходных изображений, а корректировка такого рода ошибок возможна только за счет улучшения изображений и применения методов оптимизации качества на этапах предобработки.

1.4 Методы корректировки ошибок правописания слов и оптического распознавания символов

В последнее время задача корректировки ошибок правописания и распознавания вызывает в научном мире все больший интерес. Появляется много публикаций с описанием различных подходов, методов и алгоритмов. В данном разделе приводится обзор основных работ в данной области.

Вначале будут рассмотрены методы корректировки орфографических ошибок. Далее будет описан ряд работ использующих методы корректировки ошибок оптического распознавания.

1.4.1 Методы корректировки орфографических ошибок

Корректировка ошибок распознавания во многом схожа с корректировкой орфографических ошибок. Поскольку тема корректировки орфографических ошибок является намного более глубоко исследованной, то вначале стоит обратиться к классификации ее методов и рассмотреть основные направления работ.

Корректировка несловесных ошибок

Несловесная ошибка выражается в полученной символьной последовательности, отсутствующей в известных системе словарях, таким образом, задачей корректировки становится нахождение наиболее подходящего (схожего) слова корректировки из словаря. Схожесть слов может определяться различными способами:

1. Расстояние Левенштейна [20]: минимальное число операций вставки, удаления и замены символов, которое необходимо произвести для того чтобы преобразовать одну строку в другую. Более подробно алгоритм вычисление расстояния Левенштейна описан в главе 2.
2. Расстояние Дамерау-Левенштейна [60]: вдобавок к операциям вставки, удаления и замены добавляется операция перестановки двух соседних символов. В контексте корректировки OCR ошибок данное расширение

не представляет большого значения, так как ошибка в перестановке символов не типична для систем оптического распознавания.

3. N-граммы на уровне символов: символьная n-грамма представляет собой последовательность из n символов. Отношение количества n-грамм, которые содержаться в обоих словах, и уникального количества всех n-грамм, может быть использовано в качестве меры определения схожести слов. Метод корректировки, основанный на n-граммах, применяется в работе [47].

Поиск корректировок в словарях путем перебора всех слов с вычислением выбранной меры схожести является очень трудоемкой операцией, сильно замедляющей работу системы. Увеличение скорости выборки достигается через выборку слов по его ключу (хэшу). Поиск осуществляется путем вычисления хэша ошибочного слова и поиска слов в словаре с таким же значением хэша.

Самыми распространенными методами являются методы SOUNDEX [108] и Double Metaphone [100], они оба определяют схожие слова на основе их произношения и подходят для корректировки ошибок допущенных исключительно в распознавании текстов напечатанных человеком.

Другой метод использует структуру слова в процессе вычисления хэша [102]. Хэш строится из наиболее важных букв, являющихся основополагающими в формировании слова. В зависимости от корпуса текста от 56% до 77% всех ошибок могут быть откорректированы, используя описанную методику в купе с другими методами.

Еще одним подходом к корректировке является обучение на допущенных ошибках и дальнейшая тренировка системы для подбора наиболее релевантных заместителей. Главным требованием является наличие большого количества подверженных ошибкам слов и соответствующих им корректных словоформ. Обучение производится на основе нейронных сетей [11] или других вероятностных методов. В работе [55] предложен подход, называемый улучшенной моделью “noisy channel”, суть которого заключается в том, что система предварительно собирает информацию о вероятностях замены

символьных n-грамм. Вероятности дальше используются для формирования списка корректировок по словарю. Для выборки наиболее подходящей корректировки применяется языковая модель, учитывающая контекст. На наборе размером 10000 слов, 80% которых использованы для обучения и 20% для испытаний, достигается снижение количества ошибок на 74%. Данный подход представляет интерес при корректировке OCR ошибок, но требует достаточного количества предварительно сформированных эталонных текстов для обучения. Поскольку в текущей работе отсутствует возможность формирования эталонных текстов, данный алгоритм не может быть применен.

Корректировка словарных ошибок

Методы корректировки словарных ошибок основываются на анализе контекста, окружающего потенциально ошибочное слово. В зависимости от метода в качестве контекста может выступать синтаксическая структура предложения, часть речи анализируемого слова или семантика предложения, текста, предметной области.

Важным методом является корректировка ошибок на основе n-грамм модели на уровне слов. N-грамма на уровне слов представляет собой последовательность из n слов, а модель n-грамм содержит информацию о частоте повторения каждой отдельной n-граммы в тексте.

Простой алгоритм, использующий триграммы слов [89], основывается на расчете вероятности целого предложения, путем разбиения его на триграммы и вычислении их суммарной частоты. Затем слова в предложении заменяются кандидатами, и вероятность предложения вычисляется вновь. В конечном итоге вариант с наибольшей вероятностью считается корректным.

Описанный подход производит чрезмерно большое количество замен слов, что влияет на скорость обработки. В дополнение, построение модели n-грамм на уровне слов требует большого объема исходного текста, чтобы избежать проблем, связанных с разреженностью данных. Если триграммы отсутствуют в модели или их частота недостаточна высокая, то ошибочные корректировки будут иметь место. Одним из способов исправления данной ситуации является использование

набора триграмм Google Web 1T [70], насчитывающего более миллиарда триграмм. Данный метод вначале генерирует набор кандидатов, используя частотные показатели триграмм, а затем выбирает наилучший вариант, оценивая сходство слов методом вычисления наибольшей общей последовательности.

Преодолеть проблему разреженности данных в работе [63] попытались путем построения модели смешанных триграмм, состоящих из слов и/или частей речи. Для каждого слова в предложении определяется часть речи, далее составляются смешанные триграммы, например («слово», глагол, существительное). Из всего набора корректировок для замены ошибочного слова выбирается корректировка, которая лучше укладывается в грамматическую модель предложения, предварительно построенную на основе вероятности появления смешанных триграмм. Подбор списка корректировок осуществляется по словарю с учетом следующих показателей: расстояние Левенштейна, длина слова, фонетическая схожесть SOUNDEX или Double Metaphone. Построение грамматической модели триграмм по результатам распознавания исторических текстов является довольно трудной задачей из-за большого количества ошибочных последовательностей. Поэтому в диссертационной работе будет использоваться модель n-грамм только на уровне слов.

Контекстная корректировка ошибок может также использовать алгоритмы определения смысла слов [65]. В рамках данного алгоритма, определяются слова, которые не подходят по смыслу и формируется список наиболее подходящих замен. В работе [1] информация о контексте используется для корректировки ошибок сочетаемости слов в текстах на естественном языке.

Еще одним важным аспектом данной категории методов является определение тематики корректируемого текста, что позволяет в дальнейшем ранжировать слова заместители схожей тематике выше, чем слова заместители сторонней тематики [122]. Применение данного подхода требует наличия адекватного набора тематических словарей. Поскольку специфические термины не содержатся в обычных словарях, необходимым становится применение дополнительных словарей. Существует ряд работ, в которых данные словари

формируются динамически на основе анализа текстов с различных источников интернета [113].

Для достижения наилучших результатов в работе [110] был применен комбинированный подход, использующий алгоритм Soundex на фонетическом уровне, модель “noisy channel” на уровне символов, биграмм модель на уровне слов, грамматическую модель на синтаксическом уровне и модель совместного вхождения слов на смысловом уровне. На каждом уровне формируется вектор из слов корректировок, на основе которых в дальнейшем происходит формирование финального списка. Данный подход позволяет корректировать как несловесные, так и словарные ошибки.

В работе [21] рассматривается возможность применение газетного корпуса в качестве сервиса при проверке орфографии якутского языка, словарь формируется из корпуса газет Якутии.

Более подробный обзор работ, связанных с корректировкой орфографических ошибок, изложен в работе [83].

1.4.2 Методы корректировки ошибок распознавания

Все методы корректировки OCR ошибок можно разделить на две группы:

1. Корректировка на основе сравнения результатов нескольких OCR систем [36,87,88,119,121].

   В работе [119] результат одной из систем принимается за основной, а результат вспомогательной системы используется для корректировки ошибок. Трудность реализации алгоритма объединения результатов заключается в сопоставлении одних результатов другим, обусловленная различиями результатов сегментации документа. Данный метод дает положительный результат в случае схожего уровня качества распознавания каждой системы. Точность результатов распознавания с использованием данного метода корректировки достигает максимума в 99,49% для книг второй половины 20 века и минимума в 94,38% для книг конца 19 века.

2. Корректировка, использующая результаты распознавания одной OCR системы.

Методы данной группы будут рассмотрены применяться в текущей работе, и рассмотрены далее.

При разработке программ корректировки результатов оптического распознавания необходимо учитывать тот факт, что несловесные ошибки преобладают над словарными ошибками [83]. Таким образом, большинство методов корректировки орфографических несловесных ошибок подходят и для корректировки OCR ошибок.

Как описано в предыдущем разделе, модель “noisy channel” очень широко используется при корректировке несловесных ошибок. Данную модель можно построить, проведя обучение системы на базе текстов с ошибками оптического распознавания, как это было выполнено в работе [82]. Модель реализована в виде конечного автомата, требующего обучения, и позволяет исправить до 80% ошибок по оценке точности распознавания на уровне слов. Поскольку текущая работа направлена на корректировку распознанных текстов архивов, которые не обладают базой эталонных текстов для обучения, описанный подход не может быть применен.

В другой работе [117] используется статистический подход, основанный на символьных n-граммах, биграммах слов и механизме изучения вероятностей замены символов. Символьные n-граммы используются для извлечения списка корректировок из словаря. Извлекаются корректировки, обладающие достаточным количеством общих n-грамм с ошибочным словом. Извлеченные корректировки затем упорядочиваются по взвешенному расстоянию Левенштейна, где весом является вероятность вставки, замены или удаления отдельного символа. Далее для каждого предложения производится поиск оптимальной последовательности слов с учетом корректировок по алгоритму Витерби [118]. В данной реализации алгоритм Витерби учитывает вероятность появления биграмм слов и подсчитанный ранг каждой корректировки. После корректировки определенного количества результатов распознавания, на основе

этих результатов собирается информация о вероятностях символов (весах расстояния Левенштейна). Предложенный метод позволяет снизить количество ошибок до 60%, но ключевой проблемой остается высокая вероятность некорректного самообучения системы при наличии неточного алгоритма корректировки.

Работа [99] нацелена на корректировку результатов распознавания рукописных имен собственных. Для отбора корректировок применяется стохастический конечный автомат, который используется для построения оптимального пути нахождения корректировок. Поиск пути реализован через расширенный алгоритм Витерби и заключается в подборе корректировок по словарю, где за вес слова принимается взвешенное расстояние Левенштейна, но без явного вычисления веса для каждого слова. Тренировочная база используется для определения весов автомата. В качестве тренировочной базы применяются словари с большим количеством имен. Описанный подход позволяет провести корректировку 95% ошибочных имен и является довольно перспективным решением для обработки узкоспециализированных текстов.

Помимо рукописных документов, технологии оптического распознавания часто применяются и для обработки исторических документов. Особенностями исторических документов являются вариабельность стилей, словарей, используемых шрифтов. Для корректировки таких текстов современные словари малопригодны. Работа [71] основывается на использовании модели “noisy channel”, построенной по ряду специализированных словарей старонемецких текстов. Примеры для обучения модели генерируются из базы, содержащей исторические варианты написания слов. Предварительные эксперименты показали довольно низкое сокращение ошибок на тестовых примерах, так как исторические тексты очень трудны для обработки.

Тренировочные примеры требуются как для построения модели “noisy channel”, так и для расчета весов расстояния Левенштейна. Поскольку подобные тренировочные базы требуют больших накладных расходов на их подготовку, в работе [72] был предложен алгоритм самостоятельного обучения системы. Для

каждого слова из корпуса распознанных текстов выбирается ряд схожих слов из словаря, находящихся в заданном пределе расстояния Левенштейна. Выбранные слова далее используются для самообучения. Сформированные таким образом весовые характеристики являются более достоверными, чем весовые характеристики, сформированные только лишь с использованием расстояния Левенштейна, но уступают по своей достоверности сгенерированным по вручную подготовленным эталонным текстам.

В работе [91] реализовано несколько алгоритмов нечеткого полнотекстового поиска по результатам оптического распознавания. Среди них способ, основанный на классификации символов. Все символы или группы символов разбиты по категориям, каждая категория обладает определенной канонической формой записи. Для каждого слова в тексте вычисляется каноническая форма записи (хэш-код) и формируется хэш-таблица всех слов в тексте. При поиске достаточно вычислить хэш-код искомого слова и выбрать из хэш-таблицы все соответствующие результаты.

Также направление классификации символов и построения хэшей слов исследуются в работах [80,35]. Данные разработки дают неплохие результаты, если заранее известны всевозможные варианты трансформации и ошибочного распознавания символов.

В системе полуавтоматической корректировки результатов распознавания OCRspell [114], помимо описанных методов, используется механизм ручного обучения. Оператор системы вручную корректирует ошибочные слова, а система динамически производит сравнение ошибочного слова с его корректным заместителем. В процессе сравнения формируются сопоставления ошибочно распознанных символов их корректной форме, например для замены «оризик@» -> «физика» будут сформированы два сопоставления: «ор» -> «ф» и «@» -> «а». Сопоставления, которые встречаются чаще, обладают большим весом. С ростом количества сопоставлений отмечается заметное падение производительности, так как при поиске корректировок приходится производить перебор большого количества возможных сочетаний.

Другая система корректировки ошибок распознавания AfterScan [46] осуществляет проверку орфографии, анализ текста и обеспечивает следующие возможности: автоматическое исправление ошибок распознавания и ошибок ручного ввода; чистку отступов, пробелов и пунктуации; приведение к типографским нормам; переформатирование старых текстов с фиксированными переносами строк, переносами слов и отбивкой пробелами; автоматическую работу без вмешательства пользователя в пакетном режиме; возможность легкой проверки и исправления ошибок через журнал исправлений. Данная система распространяется на коммерческих условиях, функционирует под ОС Windows, не обладает программным интерфейсом для запуска пакетной обработки, предназначена для решения типовых пользовательских задач и, как следствие, не подходит для полноценного решения задач диссертационной работы.

Следующая работа [106] посвящена корректировке результатов распознавания исторических документов на датском и английском языках. Процесс корректировки запускается после полного окончания распознавания всего корпуса документов. Вместо поиска корректировок для ошибочно написанных слов, производится поиск всех встречающихся форм написания для каждого слова по словарю и высокочастотному списку слов, сформированному по корпусу текстов. Отбираются только те слова, расстояние Левенштейна до которых не превышает заданный порог. Алгоритм поиска схожих слов основывается на вычислении хэша по методу анаграмм, первоначально описанного Мартином Рейнартом в работе по корректировке орфографических ошибок [104] и доработанного позднее для обработки OCR ошибок.

Стоит также выделить ряд работ, рассматривающих методы корректировки, основанные на словарной корректировке с самообучением [17], онлайн сервисах Google по исправлению ошибок и статистическому анализу текстов [52,53], а также работы, описывающие проекты по обработке документов культурного и исторического наследия различных государств [50,64,86] и другие труды [38].

1.5 Выводы по первой главе

Анализ предметной области указывает на необходимость разработки решения, позволяющего проводить потоковое распознавание архивных документов в полностью автоматическом режиме.

Система должна обеспечивать распознавание архивных документов различных тематических областей и различных категорий: от высококачественных документов, напечатанных на современных принтерах до документов среднего качества, напечатанных на печатной машинке в середине 20 века. Для этого требуется обеспечить возможность подключения различных коммерческих и свободно распространяемых OCR систем, обладающих способностью к распознаванию русскоязычных текстов. Дополнительным требованием к OCR системам является наличие в возвращаемых результатах информации о координатах распознанных слов.

Анализ точности результатов распознавания показал, что каждая из рассмотренных в главе OCR систем допускает ошибки. Таким образом, актуальной задачей становится разработка и программная реализация алгоритмов корректировки результатов распознавания.

Из обзора существующих методов, проектов и систем корректировки ошибок следует, что в общем случае неплохо решается ряд задач по обработке результатов распознавания с использованием словарей, статистических моделей языка, хорошо развита тематика обнаружения и коррекции ошибок в тексте. Тем не менее, во многих случаях указанные методы предназначены для обработки современных текстов и не подходят в чистом виде для обработки исторических текстов, содержащих большое количество специализированных терминов, имен собственных, географических наименований и т.п. В большинстве работ корректировка основана на предварительном ручном обучении системы или участии человека на этапе финального выбора корректировки. Также стоит отметить, очень малое количество работ нацеленных на корректировку именно русскоязычных текстов. Это вызывает потребность разработки алгоритма корректировки, учитывающего особенности русского языка и позволяющего

обрабатывать корпуса текстов больших объемов в полностью автоматическом режиме.

В основу предложенного в диссертационной работе подхода автоматической корректировки результатов распознавания положены методы и инструменты корпусной и компьютерной лингвистики [6,14,15,24]. Из рассмотренных в первой главе методов будут использоваться алгоритм нахождения минимального расстояния между словами (расстояние Левенштейна [20]) и алгоритм поиска схожих слов методом анаграмм [106], предложенный Мартином Рейнартом, адаптированный под корректировку ошибок распознавания текста. Выбранные алгоритмы позволяют обрабатывать ошибки типичные для систем оптического распознавания, не требуют проведения предварительного обучения и могут применяться для обработки текстов независимо от языка написания.

Практическая задача заключается в распознавании электронных образов научно-справочного аппарата центральных государственных архивов Санкт-Петербурга, специализирующихся на хранении документов различной направленности: историко-политические документы, документы по литературе и искусству, документы по личному составу ликвидированных государственных предприятий, научно-техническая документация.

Отдельно стоит отметить необходимость разработки критерия оценки качества распознавания, учитывающего требования поисковой системы по изображениям.

Глава 2. Автоматическая корректировка ошибок оптического распознавания на основе рейтинго-ранговой модели текста

2.1 Описание метода вычисления расстояния Левенштейна между словами и алгоритма поиска схожих слов методом анаграмм

Предлагаемый в диссертационной работе метод [32] использует расстояние Левенштейна [20] в качестве критерия оценки близости корректировки и ошибочного слова, а также алгоритм поиска схожих слов методом анаграмм [106].

2.1.1 Расстояние Левенштейна

Для оценки степени близости (схожести) двух слов может быть применено расстояние Левенштейна [20].

Расстояние Левенштейна (также редакционное расстояние или дистанция редактирования) — это минимальное количество операций вставки, удаления и замены символов, необходимых для превращения одной строки в другую [20].

Значительный вклад в изучение и развитие вопроса вычисления расстояния Левенштейна внёс Дэн Гасфилд [10].

Вес операции (вставка, удаление, замена) может отличаться в зависимости от вида операции и набора обрабатываемых символов, отражая разную вероятность появления ошибки распознавания текста:

- $\mathrm{cost}(a,b)$ — вес операции замены символа a на символ b;
- $\mathrm{cost}(\varepsilon,b)$ — вес операции вставки символа b, где ε — пустой символ;
- $\mathrm{cost}(a,\varepsilon)$ — вес операции удаления символа a.

Для вычисления расстояния Левенштейна требуется определить последовательность замен с минимальным суммарным весом. Для классического расстояния Левенштейна используется следующая формула вычисления веса:

$$\mathrm{cost}(a,b) := \begin{Bmatrix} 0, \textit{если } a = b \\ 1, \textit{если } a \neq b \end{Bmatrix}.$$

Вычисление классического значения, значения при произвольных $\mathrm{cost}(a,b)$, решается по алгоритму Вагнера-Фишера [120]. Пусть $x = x_1 \ldots x_n$ и $y = y_1 \ldots y_m$ — две строки с длинами n и m соответственно, тогда расстояние Левенштейна $ld(x,y)$ можно посчитать по следующей рекуррентной формуле:

$$
\begin{aligned}
&ld(x,y) = D(n,m),\\
&D_{0,0} = 0,\\
&D_{i,0} = D_{i-1,0} + \mathrm{cost}(x_i,\varepsilon), 1 \le i \le n, \quad ,\\
&D_{0,j} = D_{0,j-1} + \mathrm{cost}(\varepsilon,y_j), 1 \le j \le m,\\
&D_{i,j} = \min\begin{pmatrix} D_{i-1,j} + \mathrm{cost}(x_i,\varepsilon) \\ D_{i,j-1} + \mathrm{cost}(\varepsilon,y_j) \\ D_{i-1,j-1} + \mathrm{cost}(x_i,y_j) \end{pmatrix}
\end{aligned}
$$

где $\min(a,b,c)$ возвращает наименьшее из трёх аргументов.

Справедливы следующие утверждения:

$$
\begin{aligned}
&D(x,y) \ge \big||x| - |y|\big|,\\
&D(x,y) \le \max(|x|,|y|).\\
&D(x,y) = 0 \Leftrightarrow x = y
\end{aligned}
$$

Используя вышеприведённую формулу можно вычислить матрицу D, причем вычисление можно проводить по строкам или по столбцам.

Матрица расчета расстояния Левенштейна для слов «разговор» и «расовоор» представлена на рисунке 2.1. Как видно из рисунка, значение расстояния Левенштейна равняется значению $D_{8,8} = 3$.

x \ y		р	а	с	о	в	о	о	р
	0	1	2	3	4	5	6	7	8
р	1	0	1	2	3	4	5	6	7
а	2	1	0	1	2	3	4	5	6
з	3	2	1	1	2	3	4	5	6
г	4	3	2	2	2	3	4	5	6
о	5	4	3	3	2	3	4	5	6
в	6	5	4	4	3	2	3	4	5
о	7	6	5	5	4	3	2	3	4
р	8	7	6	6	5	4	3	3	3

Рисунок 2.1. Матрица расчета расстояния Левенштейна для слов «разговор» и «расовоор»

2.1.2 Метод анаграмм

Метода анаграмм [105-107] предназначается для поиска вариантов корректировки ошибочного слова по заранее подготовленному словарю, содержащему наиболее высокочастотные слова из всего корпуса распознанных текстов. Вместо простого перебора всех слов выборка осуществляется по хэшу из предварительно сформированной хэш-таблицы анаграмм $H^{anagram}$. Ключом таблицы является «плохая» хэш-функция, которая выдает числовое значение одинаковое для всех слов, являющихся анаграммами. Значениями таблицы выступают соответствующие ключу списки слов из словаря.

Под анаграммой понимают перестановку букв, посредством которой образуются новые слова и фразы [44]. Таким образом, слова «ТОК», «КОТ», «ОТК» будут являться словами анаграммами.

Значение хэш-функции будем называть анаграммным ключом. Каждому символу c_i используемого алфавита $A = c_1,...,c_{|A|}$, сопоставим уникальный числовой идентификатор из кодовой таблицы UTF-8. Значение хэш-функции для слова $w = c_1,...,c_{|w|}$ вычисляется по следующей формуле:

$$hash(w) = \sum_{i=1}^{|w|} \text{int}(c_i)^n,$$

где $\mathrm{int}(c)$ — значение числового кода символа c в кодовой таблице UTF-8, а n — значение степени, в которую возводится числовой код. Возведение числового кода в степень n необходимо для устранения появления коллизий, в работе [107] установлено достаточное значение $n = 5$.

Введем ряд определений для описания поиска корректировок по методу анаграмм.

Ключевое слово — слово, требующее корректировки, для которого происходит отбор корректировок на замену.

Алфавит A^k_{List}, содержащий n-граммы всех символов и знаков, входящих в состав списка слов $List$, с добавлением символа пробела в начало и конец каждого слова:

$$A^k_{List} = \{ngrams(concat(concat(' \ ', w), ' \ '), n) \mid w \in List, 1 \le n \le k\},$$

где s — символ пробела; функция $concat(a_1, a_2)$ возвращает результат конкатенации строк a_1, a_2; $ngrams(w, n)$ — функция, возвращающая список n-грамм слова w.

Строгий алфавит A^{k-}_{List}, содержащий n-граммы всех символов и знаков, входящих в состав списка слов $List$, без добавления символа пробела:

$$A^{k-}_{List} = \{ngrams(w, n) \mid w \in List, 1 \le n \le k\}.$$

Поисковый хэш-алфавит X^k_{List}, состоящий из анаграммных ключей символьных n-грамм списка слов $List$:

$$\mathrm{X}^k_{List} = \{hash(g) \mid g \in A^k_{List}\}.$$

Ключевой хэш-алфавит $\Phi^k_{\{w\}}$, состоящий из анаграммных ключей символьных n-грамм ключевого слова w:

$$\Phi^k_{\{w\}} = \{hash(g) \mid g \in A^{k-}_{\{w\}}\}.$$

Отметим, что ключевой алфавит строится на основе строгого алфавита. Рассмотрим правила построения алфавитов на практическом примере.

Пусть список слов состоит из двух слов:

$$List = \{трудовые\ ,\quad договоры\},$$

а $k = 2$.

Тогда алфавит A^2_{List} будет содержать 10 одиночных символов и 16 биграмм:

$$A^2_{List} = \{\quad ,т, р, у, д, о, в, ы, е, г,\quad т, тр, ру, уд, до, ов,$$
$$вы, ые, е\quad ,\quad д, ог, го, во, ор, ры, ы\quad \}.$$

Поисковый хэш-алфавит X^2_{List} будет состоять из хэшей всех символьных последовательностей алфавита A^2_{List}. Причем мощность множества X^2_{List} будет меньше мощности множества A^2_{List} на 2, так как $hash(ог) = hash(го)$ и $hash(ов) = hash(во)$.

Строгий алфавит ключевого слова $w = трувовые$ может быть вычислен с другим значением $k = 3$ и будет состоять из 7 одиночных символов, 7 биграмм и 6 триграмм:

$$A^{3-}_{\{w\}} = \{т, р, у, в, о, ы, е, тр, ру, ув, во, ов, вы, ые, тру, рув, уво, вов, овы, вые\}.$$

Ключевой хэш-алфавит $\Phi^3_{\{w\}}$ будет содержать хэши всех элементов алфавита $A^{3-}_{\{w\}}$, но его длина будет меньше на 1, так как $hash(ов) = hash(во)$.

Главной задачей метода анаграмм является нахождение списка корректировок W, схожих по написанию с заданным ключевым словом. Схожие слова могут быть получены путем вставки, удаления, замены или перестановки символов [60].

Выделим основную характеристику хэш-функции:

$$hash(w) = \sum_{i=1}^{|w|} hash(c_i) = hash(c_1..c_{k-1}) + hash(c_k) + hash(c_{k+1}..c_{|w|}),\ \forall 1 \le k \le |w|,$$

из которой следует, что общее значение может быть рассчитано, как сумма значений элементов произвольной длины.

Данная характеристика позволяет определить четыре пути по извлечению всего набора схожих слов для ключевого слова w:

1. Перестановка. Для извлечения всех слов, полученных путем перестановки символов, достаточно однократной выборки из хэш-таблицы по анаграммному ключу исходного слова:

$$hash(слово) = hash(слоов) = hash(волос).$$

2. Удаление. Каждый символ или символьную последовательность ключевого алфавита $\Phi^k_{\{w\}}$ необходимо вычесть из анаграммного ключа ключевого слова:

$$hash(сллово) - hash(л) = hash(слово).$$

3. Вставка. Каждый символ или символьную последовательность поискового хэш-алфавита X^k_{List} необходимо прибавить:

$$hash(слво) + hash(о) = hash(слово).$$

4. Замена. Каждый символ или символьную последовательность ключевого хэш-алфавита $\Phi^k_{\{w\}}$ необходимо вычесть, а каждый символ или символьную последовательность поискового хэш-алфавита X^k_{List} прибавить:

$$hash(слого) - hash(г) + hash(в) = hash(слово).$$

На практике, операция «замена» является общей для оставшихся трех операций:

a) для получения операции «удаление» достаточно прибавить 0 и вычесть элемент ключевого алфавита;
b) для получения операции «вставка» достаточно вычесть 0 и прибавить элемент поискового алфавита;
c) для получения операции «перестановка» достаточно ничего не вычитать и не прибавлять.

Рассмотрим псевдокод алгоритма отбора корректировок по методу анаграмм:

```
#w – ключевое слово
#ldLimit – пороговое значение расстояния Левенштейна
#searchAlph – поисковый алфавит
#keyAlph – ключевой алфавит
Function anagramSearch(w, ldLimit, searchAlph, keyAlph) {
     W← ∅;
     R[] ← ∅;
     keyWordHash ← hash(w);
     for all ck ∈ keyAlph do
          for all cs ∈ searchAlph do
               simulatedWordHash ← keyWordHash + cs - ck;
               W' ← getWords(simulatedWordHash);
               for all w' ∈ W' do
                    if LD(w, w') ≤ ldLimit then
                         W ← W ∪ w';
                         R[w'] = R[w'] + 1;
                    end if
               end for
          end for
     end for
     return W;
}
```

Функция $getWords\ (simulatedWordHash)$ возвращает список слов-анаграмм по хэшу $simulatedWordHash$ из хэш-таблицы анаграмм $H^{anagram}$.

Между каждой выбранной корректировкой и ключевым словом вычисляется расстояние Левенштейна, и если оно больше заданного порога $ldLimit$, то корректировка исключается из результирующего списка.

Метод обладает особенностью саморанжирования отбираемых слов: некоторые слова могут быть выбраны из хэш-таблицы несколько раз, чем чаще слово было получено, тем выше его ранг. Количество повторений сохраняется для каждого слова в ассоциативном массиве R. Особенность саморанжирования проиллюстрирована на рисунке 2.2.

Вычислительная сложность метода зависит от размеров алфавитов, большие алфавиты будут приводить к увеличению количества запросов в хэш-таблицу, а алфавиты меньшего размера будут приводить к их сокращению. Время выборки значений из хэш-таблицы является неизменной величиной $\Theta(1)$.

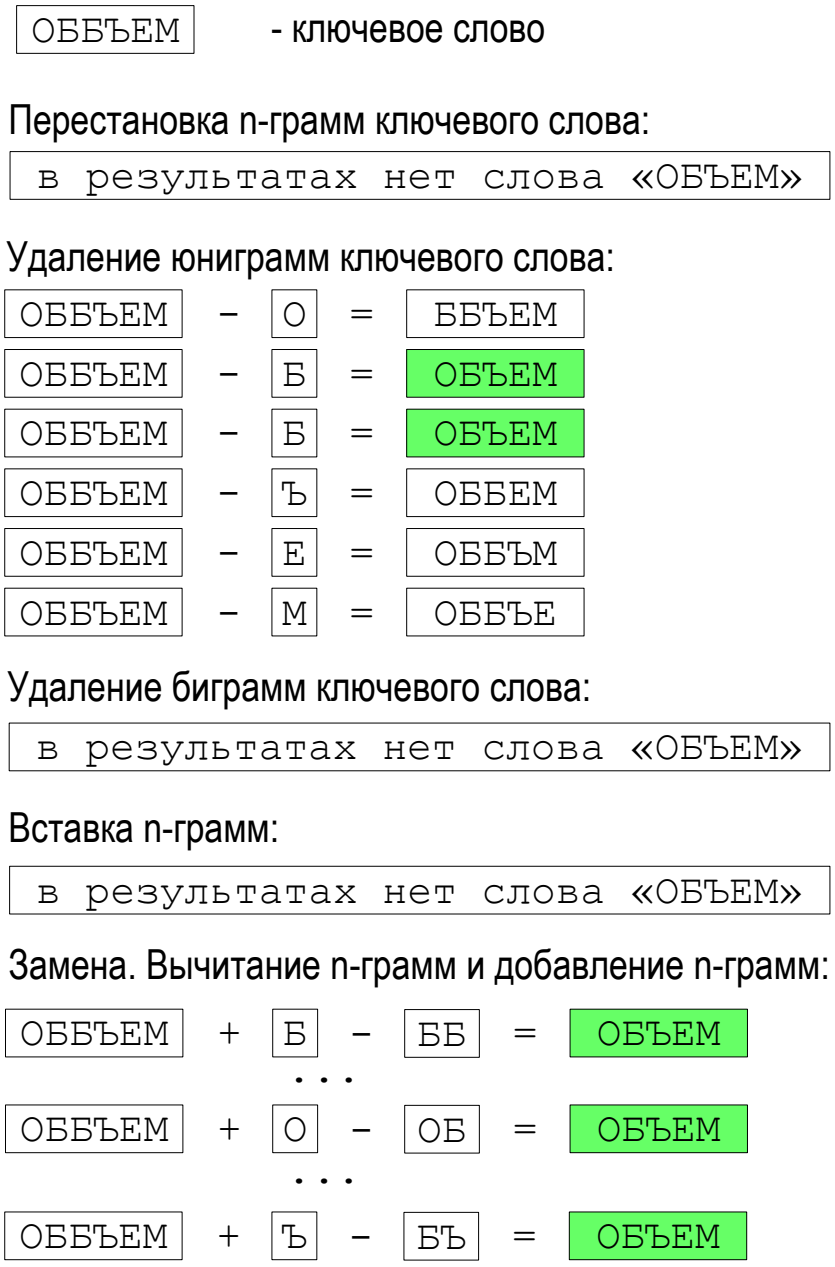


Рисунок 2.2. Иллюстрация особенности саморанжирования метода анаграмм

2.2 Общий алгоритм метода автоматической корректировки ошибок распознавания на основе рейтинго-ранговой модели текста

Разделим весь процесс корректировки результатов распознавания на четыре основных этапа (рисунок 2.3):

1. Подготовка структур данных.
2. Генерация корректировок.
3. Ранжирование корректировок.
4. Формирование результата.

Рисунок 2.3. Общий алгоритм корректировки

В ходе предварительного этапа подготовки структур данных производится сбор статистической информации по всему корпусу распознанных документов и тематических текстов, формируется целый ряд тезаурусов, словарей и хэш-таблиц, содержащих необходимые данные для этапа генерации корректировок. Тезаурус выполняет роль специализированного словаря заданной предметной области, например медицина, музыка и содержит отобранные слова или понятия. [2].

Этап генерации корректировок является основным этапом обработки, на котором для каждого ошибочно распознанного слова формируются списки корректировок на замену. Все множество ошибок распознавания можно разделить

на множество ошибок 1-го рода (пропущенные слова) и множество ошибок 2-го рода (ошибочно распознанные слова). На этапе генерации корректировок обработке подвергаются только ошибки 2-го рода.

Далее каждой корректировке присваивается ранг и производится финальное упорядочивание корректировок по убыванию их ранга.

На последнем этапе производится выборка наиболее вероятных корректировок и сохранение финального результата распознавания в формате XML (eXtensible Markup Language).

2.3 Предварительная обработка результатов распознавания архивных документов и подготовка структур данных для выявления ошибок и генерации набора корректировок

На первом шаге необходимо произвести анализ всего корпуса распознанных документов для формирования статистической информации по встречающимся словам.

2.3.1 Предварительная обработка

Назовем лексемой последовательность символов, разделенных пробелом или символами $\{,.;:()\backslash"\&[]?!?'\{\}/+\#=<>\ \%\}$, либо определенных системой распознавания как слова.

Выразим весь набор лексем, полученных в результате распознавания документов, в виде упорядоченного по порядку следования элементов множества $L^{source} = \{s_1, s_2, \ldots, s_m\}$.

Под процедурой нормализации будем понимать преобразование последовательности L^{source} в нормализованную последовательность лексем $L = \{s_1, s_2, \ldots, s_n\}$.

Процедура нормализации состоит из следующих шагов:

1. Очистка лексем.

В начале и конце каждой лексемы удаляются все неалфавитные символы. Неалфавитными символами будем считать символы, не входящие во множество символов русского алфавита {а-я, А-Я}.

2. Замена символов.

   Все производные символа тире заменяются символом обычного тире.

   Все производные пробельного символа заменяются символом обычного пробела.

3. Объединение лексем, разделенных знаком переноса.

   Две лексемы s_1 и s_2 объединяются в одну, в том случае если:

   a) Лексемы расположены на разных строках.
   b) Лексема s_1 заканчивается символом «-» после удаления всех неалфавитных символов в конце лексемы.
   c) В лексеме s_1 перед символом «-», стоит символ в нижнем регистре
   d) Лексема s_2 обладает длиной более 2-х символов и начинается с символа в нижнем регистре после удаления всех неалфавитных символов в начале лексемы.

2.3.2 Структуры для отбора корректировок

Получив нормализованную последовательность L, сформируем множество лексем в нижнем регистре символов L^{low} и его рейтинговое распределение $\xi_{L^{low}}$:

$$L^{low} = \{lower(s) \mid s \in L\},\ \xi_{L^{low}} = \{< s,\ fr > \mid s \in L^{low}\},\ fr \geq 1,$$

где $lower(s)$ — функция перевода строки в нижний регистр, fr — частота повторения лексемы s во множестве L^{low}.

Исходя из предположения, что наиболее часто встречающиеся лексемы с наибольшей вероятностью не содержат ошибок, а также с целью уменьшения поискового пространства проведем сокращение множества L^{low} и его рейтингового распределения $\xi_{L^{low}}$ до множества $L^{lowpruned}$ и рейтингового распределения $\xi_{L^{lowpruned}}$:

$$L^{lowpruned} = \{s \mid s \in L^{low}, \xi_{L^{low}}(s) \geq \alpha\},$$

где α — минимально допустимое количество повторений одной лексемы, $\xi_{L^{low}}(s)$ — частота повторения лексемы s во множестве L^{low}.

Выбор значения α является своего рода компромиссом. При низком значении может остаться большее количество ошибочных лексем, а при высоком могут быть потеряны редкие имена собственные, географические наименования и т.п.

Далее проведем сбор статистической информации о вхождении парных лексем. Для этого сформируем множество биграмм L^{bigram} и его рейтинговое распределение $\xi_{L^{bigram}}$:

$$L^{bigram} = \{(lower(s_1), lower(s_2)) \mid s_1, s_2 \in L; (seq(s_1, s_2) \vee seq(s_2, s_1) = 1)\},$$

где функция $seq(a_1,...,a_z)$ возвращает значение «истина», если элементы a_1-a_z следуют строго друг за другом, и «ложь» в противном случае. Порядок следования лексем в паре не имеет значения, то есть пары $seq(s_1, s_2)$ и $seq(s_2, s_1)$ считаются равными.

Сбор биграмм производится без учета знаков препинания. Это обусловливается тем, что в результатах распознавания может присутствовать большое количество ошибочных знаков препинания, полученных из-за наличия «шума» на исходном изображении. Главной задачей является сбор максимального количества биграмм для избегания проблем с разреженностью данных и корректировки ошибочно объединенных слов.

Проведем сокращение множества биграмм L^{bigram} и его рейтингового распределения $\xi_{L^{bigram}}$ до множества $L^{bipruned}$ и его рейтингового распределения $\xi_{L^{bipruned}}$:

$$L^{bipruned} = \{(s_1, s_2) \mid (s_1, s_2) \in L^{bigram}; len(s_1), len(s_2) > 1; \xi_{L^{bigram}}(s_1, s_2) \geq \beta\},$$

где $len(s)$ — количество символов в строке s, а β — минимальное пороговое значения количества повторений одной биграммы. Ограничение по длине лексемы в биграмме введено для того, чтобы избежать нежелательного разбиения слов при корректировке и сократить пространство поиска.

Сформируем основные структуры данных для генерации кандидатов на замену ошибочных слов: множество корректировок L^{corr}, рейтинговое распределение $\xi_{L^{corr}}$ и хэш-таблицу анаграмм $H^{anagram}$.

$$L^{corr} = L^{lowpruned} \bigcup \left\{ concat\,(concat\,(s_1,'\ \ '),s_2) \,|\, (s_1,s_2) \in L^{bipruned} \right\},$$

$$H^{anagram} = \left\{ \left\langle hash(s), \left\langle s, \xi_{L^{corr}}(s) \right\rangle \right\rangle \,|\, s \in L^{corr} \right\}.$$

Для каждого элемента множеств L^{corr} вычисляется значение хэш-функции $hash\,(s)$ и производится добавление записи в хэш-таблицу $H^{anagram}$, ключом которой является значение хэш-функции, а значением — список всех элементов с их рейтингом, обладающих соответствующим значением хэш-функции. Описание алгоритма вычисления значения хэш-функции представлено выше.

2.3.3 Структуры для ранжирования корректировок

Произведем нормализацию морфологической формы каждой лексемы множества L, не входящей в список стоп слов D^{stop}, используя функцию морфологического анализа $morph$:

$$morph(s) = \sum_b, \quad b \in \sum_b, \quad s \in \sum_s \rightarrow b \in \sum_s,$$

где $\sum_b$ – множество лемм (основных форм) лексемы s, $\sum_s$ – множество словоформ лексемы s.

Функция морфологического анализа $morph$ обладает следующими свойствами:

$$morph\ (b) = b, \forall s \notin \sum_s \rightarrow morph(s) = b, b \notin \sum_s.$$

В результате перевода лексем в нормальную форму получим множество лексем:

$$L^{lemm} = \left\{ morph\left(lower(s)\right) \mid s \in L, s \notin D^{stop} \right\},$$

где D^{stop} — список стоп-слов.

Реализация функции перевода лексем в нормальную форму с помощью внешнего модуля морфологического анализа системы «АОТ» [34], позволяет генерировать нормальные (базовые) формы на основе морфологических предсказаний [34] даже для лексем, отсутствующих в словаре.

Сформируем отношения L_1^{lemm}, L_2^{lemm} для связок лексем множества L^{lemm} и их рейтинговые распределения $\xi_{L_1^{lemm}}, \xi_{L_2^{lemm}}$:

$$L_1^{lemm} = L^{lemm},$$

$$L_2^{lemm} = \left\{ (b_1, b_2) \mid b_1, b_2 \in L^{lemm}; seq(b_1, b_2) = 1 \right\}.$$

2.3.4 Структуры для обнаружения ошибок

Опишем следующую структуру данных — корпусный тезаурус D^{corpus}, который будет впоследствии применяться для определения множества лексем, подлежащих корректировке:

$$D^{corpus} = L^{lowpruned} \bigcap \left(D^{general} \bigcup D^{special} \right),$$

где $D^{general}$ — словарь общих слов русского языка, $D^{special}$ — тематические тезаурусы, содержащие специфические термины предметной области документов (имена собственные, географические наименования, аббревиатуры и т.п.).

2.4 Генерация набора корректировок и правила их ранжирования и выбора наиболее подходящих для замены ошибочных слов

2.4.1 Генерация корректировок

Пусть последовательность $Lex^{source} = \{s_1, s_2, ..., s_m\}$ — упорядоченный по порядку следования набор лексем, полученных в результате распознавания отдельного изображения документа.

Тогда $Lex = \{s_1, s_2, ..., s_n\}$ — результат нормализации последовательности Lex^{source}.

Разделим все множество лексем Lex на множество лексем Lex^{error}, подлежащих корректировке, и множество лексем $Lex^{correct}$, которые будем считать корректно распознанными:

$$Lex = Lex^{error} \bigcup Lex^{correct},$$

$$Lex^{error} = Lex \setminus Lex^{correct}.$$

В область лексем $Lex^{correct}$, не подлежащих корректировке, отнесем лексемы, для которых найдено соответствие в корпусном тезаурусе D^{corpus} или длина которых меньше порогового значения φ:

$$Lex^{correct} = \left\{ s \mid s \in Lex, len(s) \le \varphi, s \in D^{corpus} \right\}.$$

Задача генерации корректировок сводится к отбору множества корректировок $W_i \subset L^{corr}$ для замены каждой лексемы $s_i \in Lex^{error}$, где $i \in \left| 1 \ldots Lex^{error} \right|$.

Отбор множества W осуществляется по методу анаграмм, описанному в разделе 2.1.2. Рассмотрим особенности адаптации метода анаграмм в данной работе.

Алфавиту A^k_{List} установим значения $k = 2$ и $List = L^{lp}$. Введем дополнительное ограничение на построение алфавита $A^2_{L^{lp}}$ такое, что в его состав могут входить только те символы и символьные последовательности, из которых формируются корректные слова:

$$C = \{a..я\} \bigcup \{-, s\},$$

$$A^2_{L^{lowpruned}} = C \bigcup \{c_1, c_2 \mid seq(c_1, c_2) \in concat(concat(' \;\; ', w), ' \;\; '); w \in L^{lowpruned}; c_1, c_2 \in C\},$$

где s — пробельный символ. Добавление пробельного символа в начало и конец слова w необходимо для обеспечения возможности корректировки ошибочно объединенных слов.

В поисковый алфавит и ключевой алфавит добавим нули. Таким образом, основная формула для вычисления корректировок ключевого слова w выглядит следующим образом:

$$simulatedW\ ordHa\ sh \leftarrow keyWordHa\ sh + cs - ck,$$

$$cs \in \{0\} \bigcup X^2_{L^{lowpruned}}, ck \in \{0\} \bigcup \Phi^2_{\{w\}}.$$

2.4.2 Ранжирование корректировок

После получения множества корректировок W, необходимо определить вероятность каждой из них и провести их ранжирование.

Ранжирование будем производить в два шага:

$$W \xrightarrow{1} \vec{W} \xrightarrow{2} \widehat{W}.$$

На первом шаге производится оценка каждой корректировки, отобранной методом анаграмм, и формирование множества $\vec{W}$, упорядоченного по убыванию оценки.

На втором шаге вычисляется финальный ранг и формируется множество $\widehat{W}$, упорядоченное по значению финального ранга.

Шаг 1. Инвариантная оценка соответствия корректировки w для замены лексемы s [2]:

$$score(s,w) = \ln(\xi_{L^{corr}}(w)) \times (|w| - LD(s,w)) \times r(w) \times d_{factor},$$

$$d_{factor} = \begin{Bmatrix} 3, если\ w \in D^{corpus} \\ 1, если\ w \notin D^{corpus} \end{Bmatrix}$$

где $\xi_{L^{corr}}(w)$ — частота повторения слова w во всем корпусе слов L^{corr}; $|w|$ — длина корректировки w в символах; $LD(s,w)$ — расстояние Левенштейна между словами s и w; $r(w)$ — количество повторений корректировки w в ходе отбора

методом анаграмм; d_{factor} - словарный фактор, увеличивает вес корректировки, если она встречается в корпусном тезаурусе.

Вычисление оценки $score(s, w)$ основывается на трех предположениях:

1. Исходное множество корректировок L^{corr} может содержать ошибки распознавания, так как оно было получено из корпуса распознанных документов. Вследствие этого, будем считать, что корректировки, обладающие наибольшей частотой повторения $\xi_{L^{corr}}(w)$, наиболее вероятно являются корректными и будем отдавать им предпочтение.

2. По той же причине будем придавать больший вес корректировкам, которые встречаются в предварительно сформированном корпусном тезаурусе D^{corpus}.

3. Чем меньше расстояние Левенштейна $LD(s, w)$ между исходной лексемой и корректировкой, тем более предпочтительным будем его считать.

В итоге, на данном шаге производится вычисление оценки $score(s, w)$ для каждой корректировки из множества W и формируется упорядоченное по убыванию вычисленной оценки множество:

$$\vec{W} = \{w \mid w \in W, score(s, w_k) \geq score(s, w_{k+1}), 1 \leq k \leq |W|\}.$$

Шаг 2. Вычисление финального ранга.

Сократим размер множества $\vec{W}$ до n элементов, $|\vec{W}| = \min(n, |\vec{W}|)$, и вычислим значение финального ранга $Rank(s, w)$ для каждой корректировки w:

$$Rank(s, w) = \frac{score(s, w)}{\sum_{j=1}^{|\vec{W}|} score(s, w_j)} \times P(w),$$

где $P(w)$ — статистическая вероятность нахождения в тексте корректировки w на позиции лексемы s.

Выразим $P(w_i)$ через языковую модель, основанную на n-граммах, следующим образом:

$$P(w_i) = P(w_i \mid w_{1,i-1}),$$

где $P(w_i \mid w_{1,i-1})$ — вероятность появления слова w_i при наличии предшествующей ему последовательности слов $w_1, w_2, ..., w_{i-1}$.

В случае языковой модели, основанной на биграммах, данное определение можно упростить:

$$P(w_i) = P(w_i \mid w_{1,i-1}) = \frac{f(w_{i-1}, w_i)}{f(w_{i-1})},$$

где $f(w_{i-1})$ — частота повторения слова, $f(w_{i-1}, w_i)$ — частота повторения биграммы (w_{i-1}, w_i).

В данной работе предшествующая лексема может являться ошибочной, поэтому вместо слова w_{i-1} будем использовать множество корректировок $\vec{W}_{i-1}$, информацию о частоте повторения слов и биграмм будем получать из рейтинговых распределений лексем в нормальной форме $\xi_{L_1^{lemm}}, \xi_{L_2^{lemm}}$.

Формула расчета вероятности принимает вид:

$$P(w_i^k) = \frac{\sum_{j=1}^{|\vec{W}_{i-1}|} \xi_{L_2^{lemm}}(morph\,(w_{i-1}^j), morph\,(w_i^k))}{\sum_{j=1}^{|\vec{W}_{i-1}|} \xi_{L_1^{lemm}}(morph\,(w_{i-1}^j))},$$

$$1 \le k \le |\vec{W}_i|,$$

где w_i^k — k-ая по порядку корректировка лексемы s_i, w_{i-1}^j — j-ая по порядку корректировка лексемы s_{i-1}.

В итоге для каждой лексемы $s \in Lex^{error}$ формируется упорядоченное по убыванию финального ранга множество наиболее вероятных корректировок:

$$\widehat{W} = \left\{ w \mid w \in \vec{W}, Rank(s, w_k) \ge Rank(s, w_{k+1}), Rank(s, w) \in [0..1], 1 \le k \le |\vec{W}| \right\},$$

$$\left|\widehat{W}\right| = \begin{Bmatrix} \left|\vec{W}\right|, & если \left|\vec{W}\right| < k \\ k \ , \cdots & если \left|\vec{W}\right| \ge k \end{Bmatrix}.$$

2.4.3 Формирование результата

Результат распознавания представляет собой множество:

$$RES = \left\{ \left\langle s, \lambda, w^{best}, W^{alternate} \right\rangle \mid s \in Lex \right\},$$

где признаком λ обозначается, требует лексема корректировки или нет:

$$\lambda = \begin{Bmatrix} 0, если\ s \in Lex^{cor} \\ 1, если\ s \in Lex^{err} \end{Bmatrix},$$

w^{best} — наилучшая корректировка, $W^{alternate}$ — дополнительные корректировки.

Выбор наилучшей корректировки w^{best} производится по следующим правилам:

1. Если больше половины символов в лексеме s являются прописными и среди корректировок $\widehat{W}$, есть корректировки из словаря аббревиатур D^{abbr}, то среди них выбирается корректировка с наивысшим рангом $Rank(s, w)$:

$$w^{best} = Arg\max_{w \in (\widehat{W} \cap D^{abbr})} Rank(s, w).$$

2. Если первый символ лексемы s прописной, а остальные строчные и в списке корректировок $\widehat{W}$, есть корректировки из словаря фамилий $D^{surname}$ или имен D^{name}, то среди них выбирается корректировка с наивысшим рангом $Rank(s, w)$:

$$w^{best} = Arg\max_{w \in (\widehat{W} \cap (D^{surname} \cup D^{name}))} Rank(s, w) \quad .$$

3. Если по предыдущим правилам наилучшая корректировка не была выявлена, то выбирается самая первая корректировка из списка $\widehat{W}$:

$$w^{best} = \widehat{w}_1,$$
$$\widehat{W} = \{\widehat{w}_1 \ldots \widehat{w}_{|\widehat{W}|}\}.$$

В случае если правила 1 и 2 возвращают множество корректировок с одинаковым рангом, то выбирается первая наилучшая корректировка.

Во множество дополнительных корректировок $W^{alternate}$ включаются все корректировки $\widehat{W}$ за исключением наилучшей w^{best}:

$$W^{alternate} = \widehat{W} \setminus \{w^{best}\}.$$

2.5 Выводы по второй главе

Описанный в главе метод предназначается для автоматической корректировки результатов массового оптического распознавания архивных документов.

Отбор корректировок осуществляется по специальным тезаурусам, построенным на основе частотных характеристик вхождений слов и словосочетаний со всего корпуса распознанных материалов. Использование таких тезаурусов, позволяет производить корректировку текстов различных предметных областей, содержащих узкоспециализированную терминологию, имена собственные, географические наименования и т.п.

Финальное ранжирование отобранных слов-кандидатов производится с учетом контекста и основывается на результатах статистического n-грамм анализа всего корпуса текста в нормальной форме. Реализация функции перевода слова в нормальную форму на основе морфологических предсказаний позволяет генерировать нормальные (основные) формы даже для слов русского языка, отсутствующих в словаре.

При корректировке корпусов большого объема существенное значение имеет скорость выполнения обработки. В данной работе для увеличения скорости производится корректировка только слов с некорректным написанием, не подвергаются корректировке слова с малым количеством символов. Поиск корректировок производится по заранее подготовленным хэш-таблицам, что также обеспечивает высокую скорость обработки.

Данный подход не может обеспечить корректировку слов, присутствующих в словаре, но некорректно примененных в текущем контексте.

Наличие в откорректированных результатах распознавания списка дополнительных корректировок, помимо наилучшей корректировки,

предоставляет возможность включить их в поисковый индекс, для увеличения полноты поисковой выдачи.

Глава 3. Технология и система автоматической корректировки результатов распознавания архивных документов

3.1 Технология распознавания архивных документов с корректировкой результатов и ее интеграция в бизнес процесс обработки документов электронного архива

3.1.1 Интеграция с электронным архивом

Разрабатываемая система распознавания должна учитывать особенности и отвечать требованиям основных процессов, протекающих в электронном архиве (ЭА). Рассмотрим типовую компонентную модель построения ЭА, основанную на международном стандарте ISO 14721:2003 [77], с входящей в ее состав подсистемой массового распознавания документов. На рисунке 3.1 представлена схема организации и взаимодействия основных компонентов электронного архива, вовлеченных в процесс массового потокового распознавания.

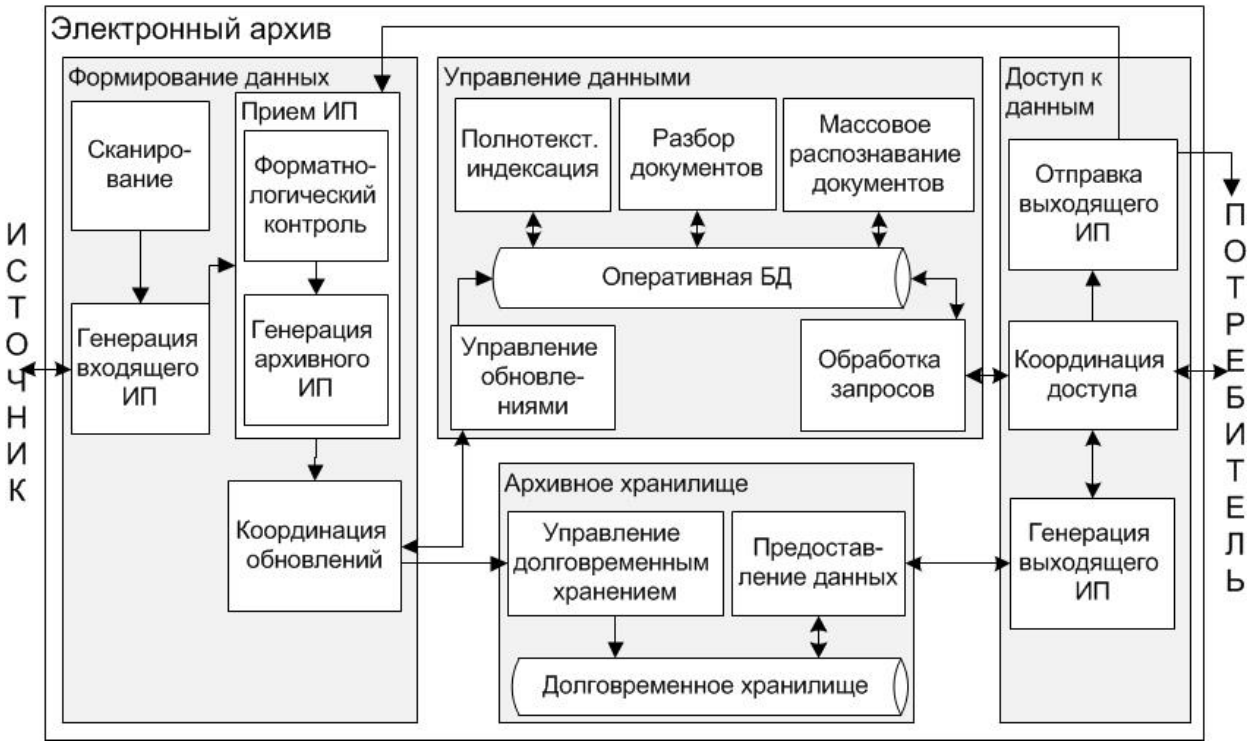


Рисунок 3.1. Схема организации компонентов электронного архива

На вход генератора входящего информационного пакета (ИП, submission information package [77,30]) поступают электронные образы архивных документов с этапа сканирования и от других источников информации. В процессе

формирования входящего информационного пакета, поступающие образы снабжаются уменьшенными копиями, для предварительного просмотра и объединяются в группы. Каждая группа изображений помимо содержательной информации и данных о ее физическом размещении содержит в себе описательную и справочно-поисковую информацию.

Далее сформированный входящий ИП подвергается форматно-логическому контролю и классификации: проверяются форматы представления информации, качество передаваемых изображений (разрешение, размеры, цветность и т.п.), достаточность описательной информации, принадлежность к тем или иным категориям и типам информации, хранимой в архиве. После прохождения проверок и классификаций входящий ИП преобразуется в набор архивных ИП, которые уже непосредственно предназначаются для размещения в оперативных базах данных электронного архива.

Таким образом, поступившие на хранение в ЭА данные сразу могут быть доступны для поиска и просмотра потребителю, но в большинстве случаев первоначальной справочно-поисковой информации оказывается недостаточно для организации высококачественного и оперативного обнаружения информации. Как следствие, полученный набор документов обрабатывается модулями разбора, ввода, распознавания и индексации для расширения поисковой базы, упорядочивания и увеличения вероятности быть найденным среди всей россыпи поступившей информации.

В задачи системы распознавания не входит построение идентичной электронной копии документа, которая бы могла использовать без прикрепленных к ней образов. В качестве поискового инструмента достаточным является привязка текстового представления к области изображения по заданным координатам. Данное условие существенно снижает требования к сложности реализации модуля оптического распознавания, необходимости проведения затратных по времени ручных верификаций и корректировок, а также позволяет избежать осуществления процедур детального анализа макета изображения.

Работа с распознанным текстом, неотделенным от изображений, в свою очередь снижает порог поступления документа в рабочую базу системы, за счет нестрогих требований к качеству распознавания (никакая информация не будет утеряна, так как всегда будет доступна для изучения непосредственно с образа). Таким образом, можно приступать к работе с документом по достижению установленного порога качества распознавания, а, в последствие, после ручной верификации и корректировки лишь обновлять базу данных. Применение данной стратегии увеличивает скорость пополнения поисковой базы архива, что в свою очередь дает прирост производительности и скорости поиска документов.

После этапов разбора, распознавания и тщательной проверки администраторами ЭА, электронные версии документов могут группироваться в ИП и отправляться вновь на вход компонента приема данных, но уже не в качестве поисковых материалов, а как проверенные и готовые для размещения в долговременном хранилище документы.

3.1.2 Технология распознавания архивных документов и корректировки получившихся результатов

Опишем технологию распознавания архивных документов и корректировки результатов в виде процесса массовой обработки электронных образов архивных документов с целью извлечения текста с исправленными ошибками распознавания при помощи разработанной системы, инструментария и метода автоматической корректировки.

Пользователи системы подразделяются на 2 группы:

1. Эксперты, осуществляющие обработку всего корпуса документов.
2. Пользователи ЭА, осуществляющие поиск по проиндексированным результатам распознавания изображений документов. Данная группа пользователей не взаимодействует напрямую с системой распознавания, но должна быть описана для полноты восприятия.

Рассмотрим технологию обработки документов ЭА экспертом, представленную в виде последовательности действий на рисунке 3.2.

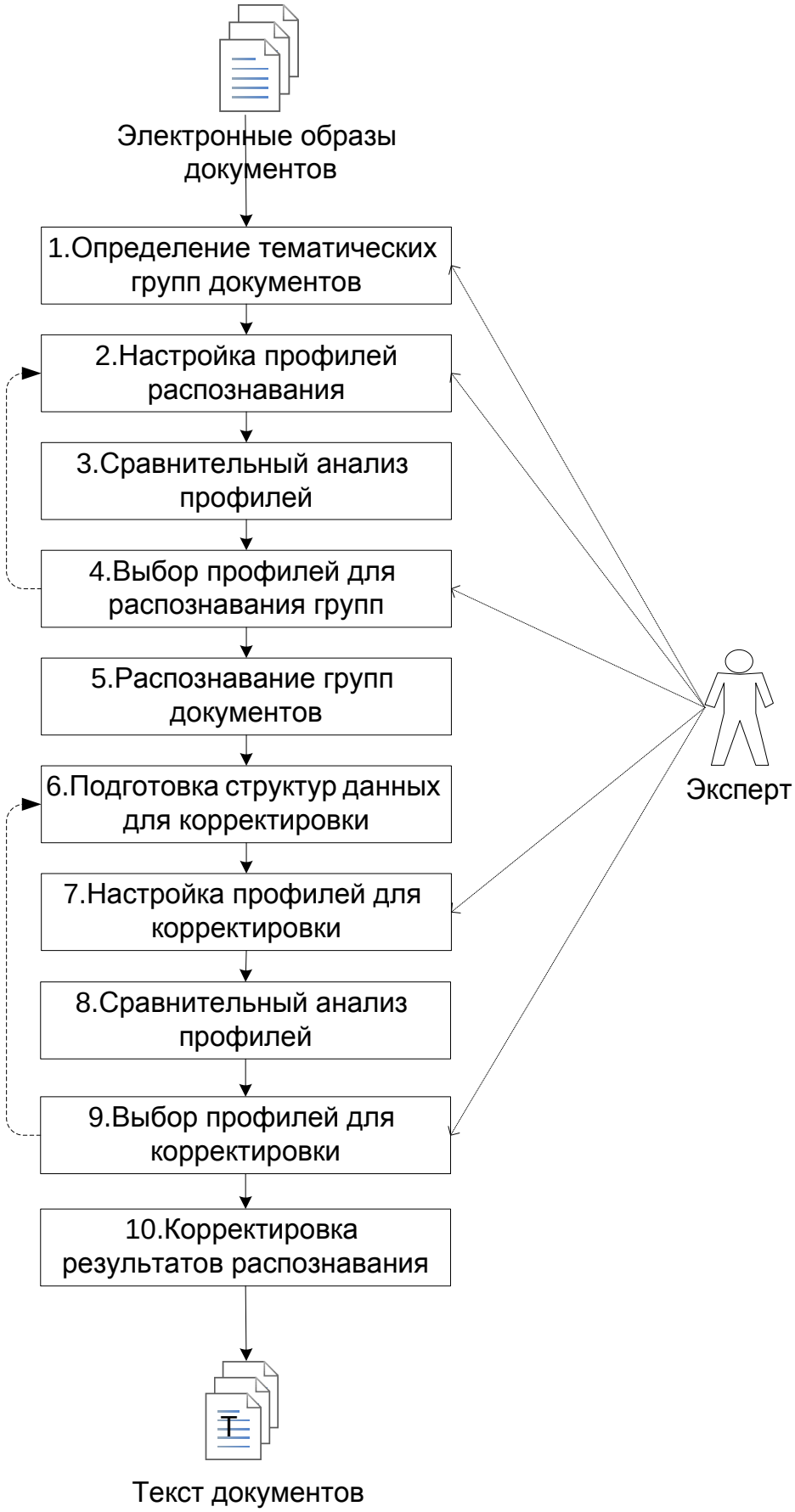


Рисунок 3.2. Технология распознавания архивных документов и корректировки результатов

1. В начале работы эксперту необходимо произвести анализ хранящихся электронных образов документов в ЭА. Документы следует подвергать анализу на предмет качества сканирования и принадлежности определенной тематике. В случае документов центральных государственных архивов тематику может определять специфика архива, принадлежность к определенному фонду, вид НСА.

В результате анализа эксперт формирует несколько тематических групп документов и имеет представление о качестве электронных образов внутри этих групп. Для каждой из тематических групп должны быть отобраны тестовые образы и вручную введен текст, изображенный на них. Ручная подготовка текстовых эталонов необходима для проведения оценки качества и точности распознавания.

2. Далее в задачу эксперта входит подготовка набора конфигурационных профилей, содержащих правила обработки, для первичного распознавания документов. В ходе этого процесса эксперт производит распознавание отдельных тестовых образов и оценивает качество распознавание по показателям точности, возвращаемым системой. Под профилем понимается множество допустимых параметров из всего множества конфигураций процессов распознавания и корректировки документов определенного типа.

3. Следующим этапом является проведение сравнительного анализа результатов распознавания тестовых изображений. Для этого запускается процесс распознавания каждого изображения с каждым профилем.

4. Результаты сравнительного анализа позволяют выбрать наиболее подходящий профиль для распознавания отдельной группы изображений.

5. Далее эксперту необходимо произвести запуск пакетного распознавания всех документов каждой тематической группы в соответствии с конфигурационными профилями. Данный процесс может продолжаться от нескольких часов до нескольких суток в зависимости от количества документов.

6. После окончания процесса распознавания эксперт может произвести запуск процесса построения структур данных, необходимых для процедуры

автоматической корректировки результатов. Структуры данных должны быть сгенерированы для каждой тематической группы в отдельности. Структуры данных строятся по всему корпусу распознанных документов группы, но могут быть дополнительно расширены путем добавления к результатам распознавания перечня текстов, относящихся к той же тематической группе.

При запуске процесса построения структур данных эксперту необходимо задать минимальные пороговые значения частоты повторений лексем и биграмм лексем, а также выбрать набор тематических тезаурусов и словарей, которые будут использованы для формирования корпусного тезауруса. Тезаурусы могут быть загружены как из предустановленного списка, так и вручную.

Повторные перестроения структур данных с новыми пороговыми значениями или наборами тематических тезаурусов можно производить на основе ранее сформированных структур, что позволяет избежать длительного процесса чтения и разбора исходных результатов распознавания и текстов.

7-9. Обладая подготовленными структурами данных, эксперт производит настройку и выбор наиболее подходящих профилей для корректировки отдельных тематических групп документов, опираясь на результаты сравнительного анализа распознавания тестовых изображений. Если сформированные структуры данных не обеспечивают должное качество корректировки, то эксперт может перезапустить процесс их перестроения с новыми параметрами.

10. Последним этапом является запуск процесса автоматической корректировки результатов распознавания с подготовленными профилями.

В результате подготовительной работы проведенной экспертом при помощи инструментария, обеспечивающего настройку системы, и проведения процессов распознавания и корректировки, распознанный корпус документов подвергается полнотекстовому индексированию.

Пользователю ЭА предоставляется механизм поиска по распознанным изображениям документов (рисунок 3.3).

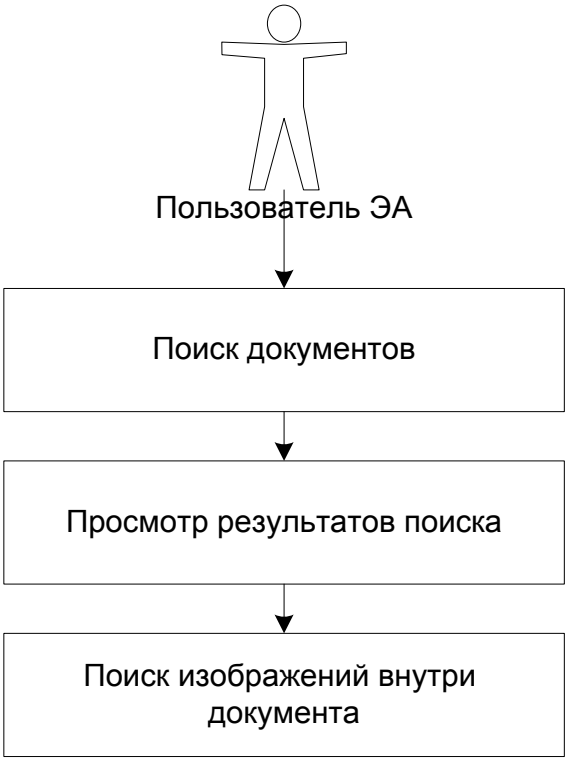


Рисунок 3.3. Поиск документов пользователем ЭА

Через графический интерфейс системы ЭА пользователь может произвести сквозной поиск архивных документов, изображения которых содержат искомую фразу. Далее при детальном просмотре изображений пользователю предоставляется возможность уточненного поиска отдельных изображений внутри документа.

3.2 Архитектура и компонентная модель системы распознавания архивных документов и корректировки результатов

Архитектура разработанной системы, изображенная на рисунке 3.4, построена по классической трёхзвенной модели [39].

Программная реализация системы состоит из веб-приложения «Система распознавания», набора прикладных программ и утилит, базы данных.

База данных (БД) системы может быть развернута на системе управления базами данных, поддерживающей реляционную модель хранения данных [18].

Вызов прикладных программ осуществляется через программную оболочку веб-приложения, что позволяет производить увеличение вычислительной мощности за счет горизонтального масштабирования [81] серверов приложений.

В основе программной реализации системы лежит свободно распространяемое программное обеспечение, что делает систему потенциально более доступной для применения в других проектах.

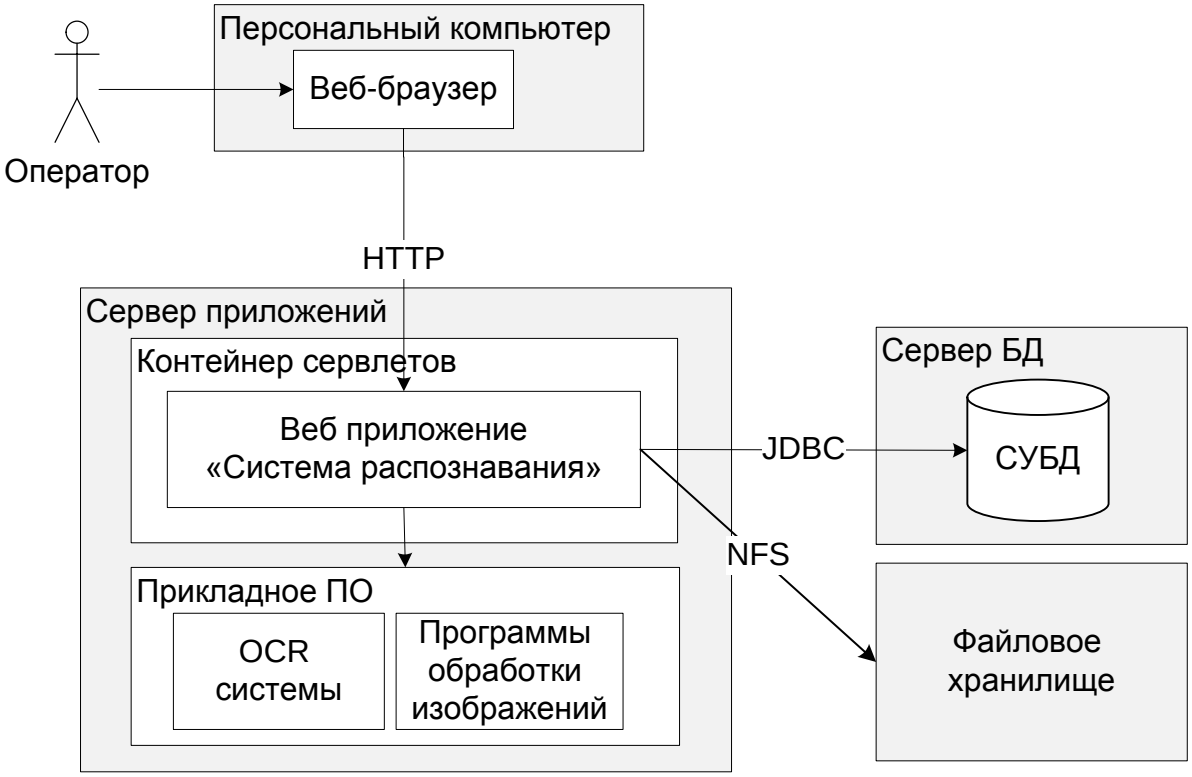


Рисунок 3.4. Архитектура системы

Работа с системой осуществляется через веб приложение, разработанное на языке программирования Java [78] с использованием Spring Framework [112]. Приложение устанавливается в виде WAR [90] файла на контейнер сервлетов [90] Glassfish [67]

Компонентная модель разработанной системы представлена на рисунке 3.5.

Разработанная система состоит из трех программных комплексов (ПК) связанных между собой единой базой данных и программного интерфейса для взаимодействия с внешними подсистемами:

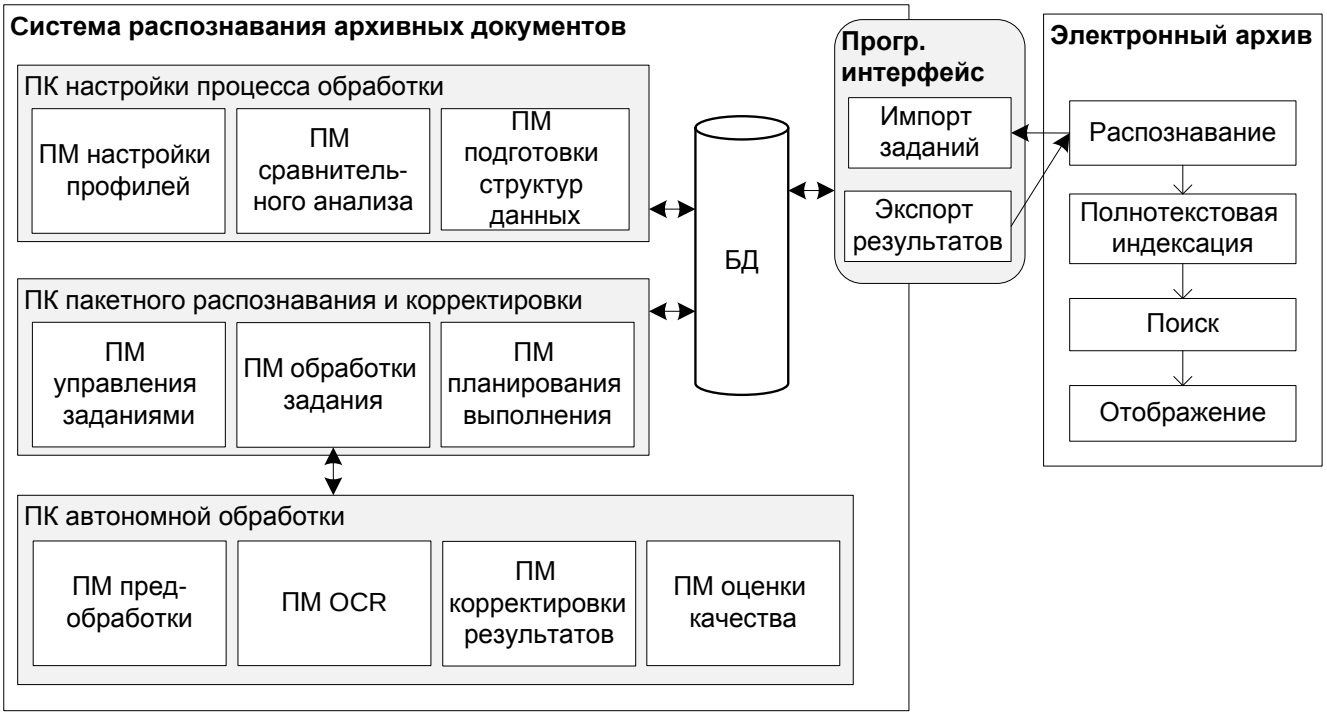


Рисунок 3.5. Компонентная модель системы

1. Программный комплекс настройки процесса обработки предназначен для ручного тестирования процесса распознавания на единичных изображениях. В результате тестирования для разных типов изображений создаются профили, содержащие в себе настройки каждого этапа распознавания и общую технологическую схему обработки. После этого необходимо произвести сравнительный анализ созданных профилей на различных наборах данных и выявить наиболее подходящий.

   Также в задачи подготовки к работе входит предварительный разбор всего корпуса распознанных текстов и построение структур данных, необходимых для автоматической корректировки ошибок.
2. Программный комплекс пакетного распознавания и корректировки предназначен для управления ходом выполнения заданий на обработку изображений документов. Его основными задачами являются: предоставление возможности просмотра журнала заданий, управление приоритетами заданий, вызов процедур распознавания отдельных изображений, сбор результатов и запись их в БД.

3. Программный комплекс автономной обработки отвечает за процесс обработки отдельного изображения в соответствии с заданной в профиле технологической схемой.
4. Программный интерфейс системы предоставляет ряд API (application programming interface [23]) вызовов для взаимодействия с внешними приложениями:
    a. Импорт задания для распознавания.
    b. Проверка статуса выполнения задания по идентификатору.
    c. Экспорт результатов распознавания задания.

3.3 Программный комплекс настройки процесса обработки архивных документов различных тематических областей

Программный комплекс настройки процесса обработки состоит из трёх программных модулей (ПМ), рассмотренных ниже.

3.3.1 Программный модуль настройки профилей для обработки различных тематических групп документов

Через графический интерфейс данного модуля оператор системы (эксперт) может производить настройку процесса распознавания различных групп документов.

Система предоставляет возможность группировать отобранные тестовые изображения в произвольной иерархии и прикреплять эталонные тексты к ним.

Помимо подготовки наборов изображений для тестирования данный модуль предоставляет графический интерфейс для настройки параметров распознавания. Управляя набором параметров каждого этапа обработки изображения, эксперт может наблюдать за изменениями результата.

Результат отображается в отдельной области экрана, через которую можно просмотреть:

- исходное изображение;
- результат предобработки изображения;
- результат, полученный на выходе OCR системы;

- результат корректировки с подсвеченными словами, которые система определила как ошибочные, и варианты их замены;
- финальный результат распознавания в формате XML;
- таблицу с вычисленными критериями оценки качества результата распознавания до и после этапа корректировки;
- детальный лог хода обработки изображения.

Для сохранения подходящих параметров распознавания в ПМ имеется возможность создать профиль, представляющий из себя строку свойств вида:

```
<параметр>=<значение>
…
<параметр>=<значение>
```

3.3.2 Программный модуль сравнительного анализа конфигурационных профилей при обработке различных групп документов

Подготовка и выбор профиля, для обработки определенной группы документов, является непростой задачей. Для объективной оценки профиля необходимо проводить анализ точности результатов распознавания на множестве изображений. В дополнение к этому желательно иметь результаты сравнения точности нескольких профилей.

Программный модуль предоставляет возможность запустить процесс пакетного распознавания выбранных наборов тестовых изображений N с различными профилями P. После окончания пакетной обработки на экране будет отображаться сводная таблица результатов распознавания $T = N \times P$, содержащая усредненные значения критериев оценки точности распознавания набора $n \in N$ с профилем $p \in P$. Пример сводной таблицы представлен на рисунке 3.6.

Набор...	Профайл	За...	tOCR	stage	Tw	Tc	rTw	rTc	AD	AC	AW	AWb
Набор 1	Cuneifor...	69...	0:00:06	postcorre...	185	954	69.29 %	52.88 %	64.32 %	40.74 %	4.49 %	21.72 %
Набор 1	Tesseract	69...	0:00:04	postcorre...	226	1630	84.64 %	90.35 %	80.97 %	89.08 %	76.78 %	77.15 %
Набор 2	Cuneifor...	69...	0:00:08	postcorre...	358	2208	92.03 %	79.03 %	67.32 %	74.55 %	47.56 %	59.64 %
Набор 2	Tesseract	69...	0:00:05	postcorre...	375	2623	96.40 %	93.88 %	75.73 %	91.12 %	77.63 %	81.75 %
Набор 3	Cuneifor...	69...	0:00:11	postcorre...	257	1478	88.01 %	67.15 %	59.92 %	57.25 %	29.45 %	41.44 %
Набор 3	Tesseract	69...	0:00:06	postcorre...	292	1997	100.00 %	90.73 %	72.26 %	84.55 %	64.04 %	72.26 %

Рисунок 3.6. Пример сводной таблицы результатов сравнительного анализа

Также результаты сравнительного анализа отображаются в графическом представлении, а именно в виде столбиковой диаграммы, построенной по трем измерениям:

1. набор изображений,
2. профиль,
3. критерий оценки.

Эксперту предоставляется возможность выбора проекции построения. Пример графического представления результатов проиллюстрирован на рисунке 3.7.

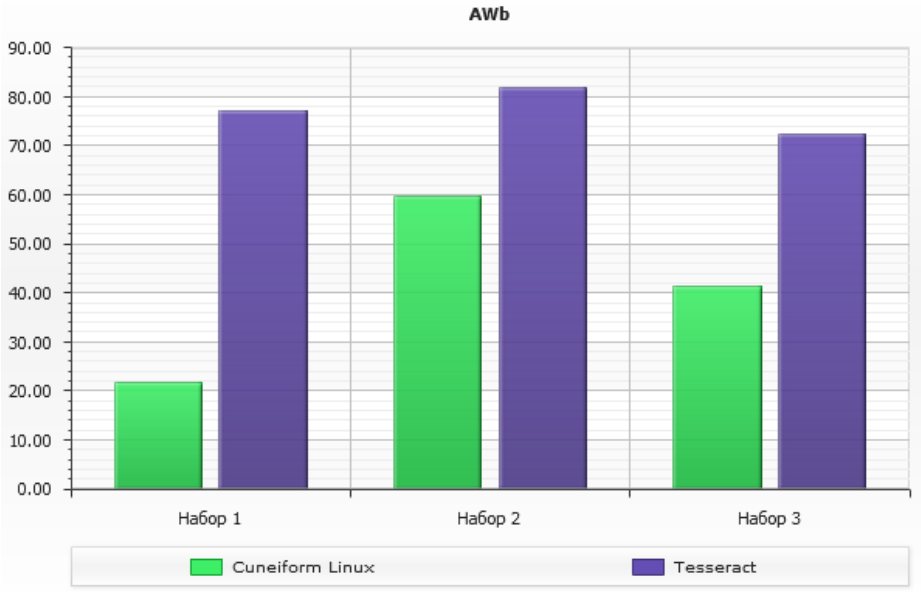


Рисунок 3.7. Пример графического представления результатов сравнительного анализа

Описанный модуль позволяет эксперту проводить качественное сравнение результатов распознавания несколькими профилями, и определять для распознавания какой группы документов их лучше применять.

3.3.3 Инструментарий настройки и выбора наиболее эффективной конфигурации процесса обработки тематических групп документов

Программные модули настройки профилей и сравнительного анализа представляют в своей совокупности инструментарий, позволяющий эксперту ограничивать пространство конфигураций для наиболее эффективного решения поставленных задач.

Определим все множество параметров конфигураций Ω:

$$\Omega = \Omega_{PRE} \cup \Omega_{OCR} \cup \Omega_{POST} \cup \Omega_{QA},$$

где Ω_{PRE} — множество параметров настройки стадии предварительной обработки изображения; Ω_{OCR} — множество параметров настройки стадии оптического распознавания изображения; Ω_{POST} — множества параметров настройки стадии автоматической корректировки результатов распознавания изображения; Ω_{QA} — множества параметров настройки стадии оценки качества итогового результата распознавания.

Задачей эксперта на этапе настройки профилей является формирование множества профилей $\Omega^{PROFILES}$ (рисунок 3.8):

$$\Omega^{PROFILES} = [\Omega_1^{PROFILE} \ldots \Omega_N^{PROFILE}],$$

где $\Omega^{PROFILE}$ — профиль, содержащий множество допустимых параметров из всего множества параметров пространства конфигураций, наиболее подходящий для распознавания отдельных изображений.

Используя ПМ сравнительного анализа, эксперт может определить профиль, который наиболее эффективно решает задачу распознавания группы изображений. Для определения эффективности эксперту предоставляются рассчитанные значения критериев оценки качества и точности результатов распознавания.

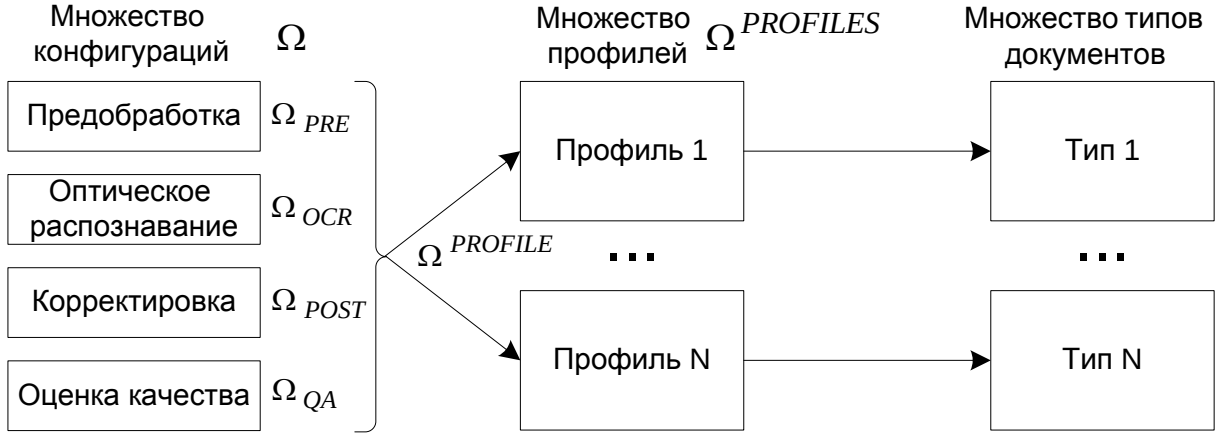


Рисунок 3.8. Иллюстрация процесса настройки профилей

3.3.4 Программный модуль подготовки структур данных

Программный модуль реализует задачу подготовки структур данных для корректировки ошибок распознавания, формализованную в главе 2.3.

Схематично процесс подготовки структур данных представлен на рисунках 3.9 и 3.10.

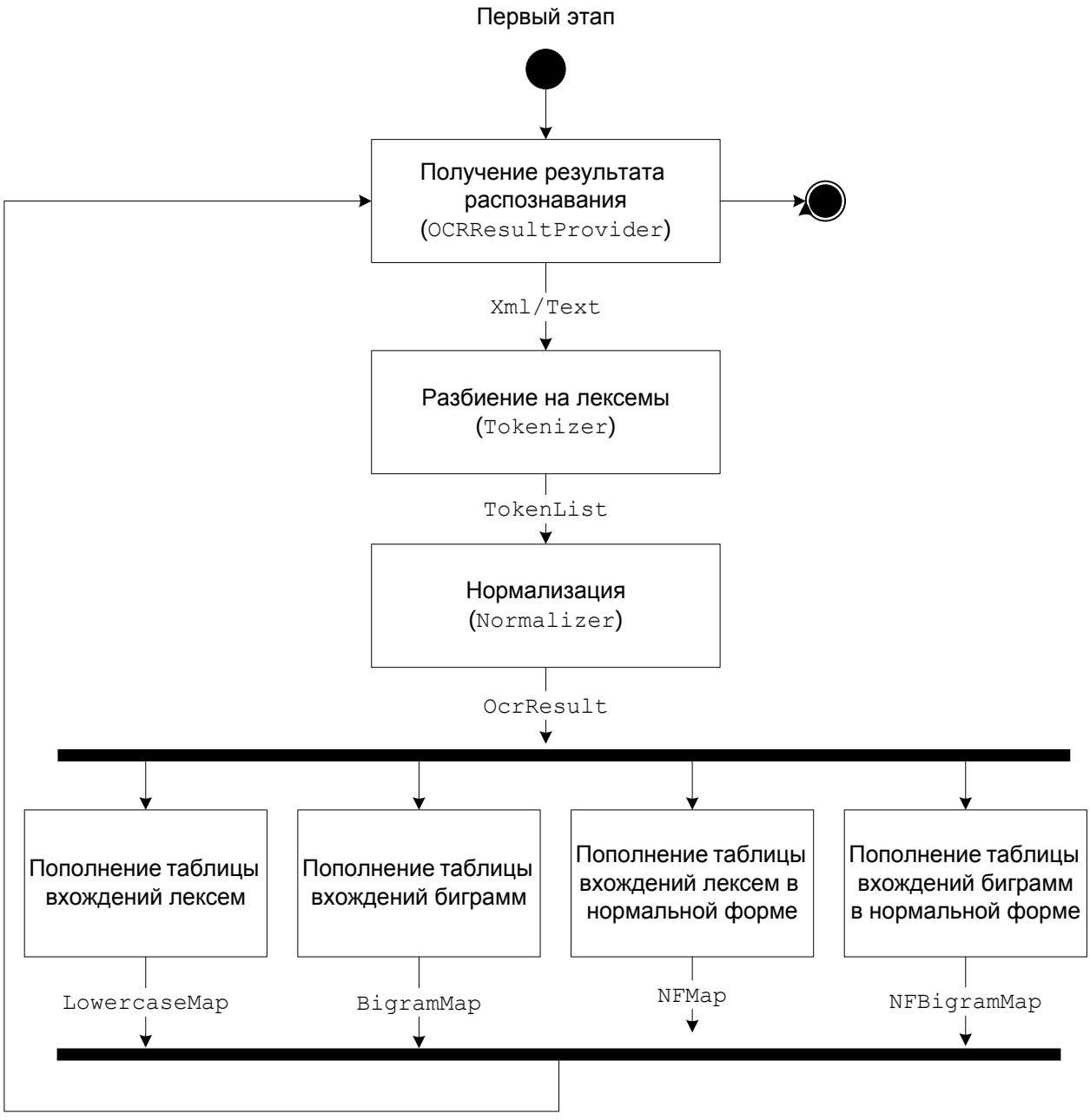


Рисунок 3.9. Подготовка структур данных для корректировки. Первый этап.

Структуры данных для корректировки собираются на основе результатов распознавания документов определенной тематической группы, так как основной задачей ставится сбор статистической информации о встречающихся словах и их

последовательностях. Если для подготовки структур данных использовать тексты произвольных тематик, множества слов которых практически не пересекаются, то собранные статистические данные будут малодостоверны.

На вход ПМ передаются параметры, указывающие на источник предварительно распознанных документов одного тематического направления, в случае архивных документов это могут быть описи, указатели, дела определенных фондов, текст путеводителя и т.п.

В зависимости от полученного источника, ПМ используя шаблон фабричного метода [9] создает экземпляр класса `OCRResultProvider`, отвечающего за предоставление результатов распознавания из хранилища данных указанного источника.

Первый этап процесса подготовки структур данных заключается в циклической обработке всего набора результатов распознавания, имеющегося в источнике (рисунок 3.9).

1. Из источника выбирается очередной результат распознавания в том формате, в котором он был получен на выходе OCR системы.

2. Далее полученный результат проходит этап разбиения на лексемы. Причем для каждого из возможных форматов используется один из классов `HOCRTokenizer` или `PlainTextTokenizer`, реализующих интерфейс `Tokenizer`.

Класс `HOCRTokenizer` применяется для разбиения на лексемы результата в формате hOCR [54]. Данный формат основан на языке гипертекстовой разметки HTML. Строки определяются по тэгу `span` со значением атрибута `class=ocr_line`, лексемы же отделяются друг от друга тегом `span` со значением атрибута `class=ocrx_word`. Пример результата распознавания в формате hOCR сгенерированного OCR системой Tesseract представлен ниже:

```
<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
  <head>
    <title/>
    <meta http-equiv="Content-Type" content="text/html; charset=utf-
8" />
    <meta name='ocr-system' content='tesseract 3.02.02' />
    <meta name='ocr-capabilities' content='ocr_page ocr_carea
ocr_par ocr_line ocrx_word'/>
```

```
  </head>
  <body>
    <div class='ocr_page' id='page_1' title='image
"/storage/ocrarena_workdir/tesseract/052825be-356d-4fff-a358-
1c92f1c34c78/200-image390363.jpg"; bbox 0 0 1682 1605; ppageno 0'>
      <div class='ocr_carea' id='block_1_1' title="bbox 50 60 1472
186">
        <p class='ocr_par' dir='ltr' id='par_1' title="bbox 50 61
1472 186">
          <span class='ocr_line' id='line_1' title="bbox 59 61 1449
113">
            <span class='ocrx_word' id='word_1' title="bbox 59 61
119 104">Об</span>
            <span class='ocrx_word' id='word_2' title="bbox 158 67
459 103">изменении</span>
            <span class='ocrx_word' id='word_3' title="bbox 501 66
906 102">наименования</span>
            <span class='ocrx_word' id='word_4' title="bbox 946 68
1449 113">парторганизации</span>
          </span>
        </p>
      </div>
    </div>
  </body>
</html>
```

Класс `PlainTextTokenizer` отвечает за формирование лексем из результатов распознавания в текстовом формате. Для разбиения строк используется разделитель «`\\r?\\n`» (формат регулярного выражения Java [40]). Для разбиения строк на лексемы — разделитель «`[\\p{Zs}\\t\\(\\)\\{\\}\\'\"\\%\\.\\,\\&#:!?=<>/]`».

3. Полученный набор лексем далее подвергается процедуре нормализации, описанной в главе 2.3.1 (класс `Normalizer`).

С начала и конца каждой лексемы отделяются все некириллические символы, используя регулярное выражение:

«`(^[^\\p{IsCyrillic}]*)(.*?)([^\\p{IsCyrillic}]*$)`».

Далее все варианты написания символа тире «`\\p{Pd}`» заменяются символом «-», и все пробельные символы «`\\p{Zs}`» заменяются символом обычного пробела.

В приведенных выше регулярных выражениях используются классы символов стандарта Unicode [40]: `\\p{IsCyrillic}, \\p{Pd}, \\p{Zs}`.

После этого производится корректировка возможных ошибок расстановки переносов. Ошибочно перенесенные на разные строки лексемы объединяются по эвристическому правилу, описанному в главе 2.3.1.

В результате нормализации формируется объект класса `OcrResult`, содержащий результаты распознавания в формате пригодном для последующей обработке системой полнотекстовой индексации.

4. По нормализованному результату распознавания производится сбор статистической информации о вхождениях лексем (класс `LowercaseMap`), биграмм лексем (класс `BigramMap`), лексем в нормальной форме (класс `NFMap`) и биграмм лексем в нормальной форме (класс `NFBigramMap`). Описание классов приведено в таблице 3.1.

Таблица 3.1. Описание классов

Класс	**Родительский класс**	**Описание**
`LowercaseMap`	`HashMap<String, Integer>`	String — лексема Integer — кол-во вхождений
`BigramMap`	`HashMap<List<String>,Integer>`	List<String> — биграмма лексем Integer — кол-во вхождений
`NFMap`	`HashMap<String, Integer>`	String — лексема в нормальной форме Integer — кол-во вхождений
`NFBigramMap`	`HashMap<List<String>, Integer>`	List<String> — биграмма лексем в нормальной форме Integer — кол-во вхождений

Первый этап подготовки структур данных заканчивается после обработки всех имеющихся результатов распознавания. Далее начинается второй этап обработки (рисунок 3.10).

1. Первым шагом является сокращение таблицы вхождений лексем (класс `LowercaseMap`) и таблицы вхождений биграмм лексем (класс `BigramMap`) по пороговым значениям α и β соответственно.

В итоге формируются урезанные таблицы `PrunedLowercaseMap` и `PrunedBigramMap`, содержащие лексемы и биграммы лексемы, число повторений которых больше чем пороговые значения.

2. Далее на основе `PrunedLowercaseMap` генерируется поисковый алфавит `SearchAlphabet`.

Из каждой лексемы таблицы `PrunedLowercaseMap` извлекаются последовательности одиночных, сдвоенных и строенных символов, состоящих только из символов «абвгдеёжзийклмнопрстуфхцчшщъыьэюя -». Для каждой последовательности вычисляется анаграмм-хэш, который помещается в объект класса `SearchAlphabet`.

3. В словарь `CorpusDictionary` помещаются все лексемы из `PrunedLowercaseMap`, которые состоят из кириллических символов, символа тире или пробела («`[\\p{IsCyrillic}\\p{Pd}\\p{Zs}]`») и содержатся в словаре.

4. Список лексем `WordMap`, в котором будет производиться поиск корректировок, формируется путем объединения лексем из `PrunedLowercaseMap` и биграмм лексем из `BigramMap`. Биграммы объединяются через символ пробела.

5. Последней генерируемой структурой является хэш-таблица анаграмм `AnagramHashMap`. Каждый элемент списка `WordMap` помещается в хэш-таблицу, в качестве ключа используется вычисленный анаграмм-хэш.

Описание классов второго этапа подготовки структур представлено в таблице 3.2.

Таблица 3.2. Описание классов

Класс	**Родительский класс**	**Описание**
`SearchAlphabet`	`HashSet<Long>`	Long — значение хэша символьной последовательности
`CorpusDictionary`	`HashSet<String>`	String — слово, прошедшее словарную проверку
`WordMap`	`HashMap<String, Integer>`	String — лексема Integer — кол-во вхождений
`AnagramHashMap`	`HashMap<Long, Set<String>>`	Long — значение хэша Set<String> — список лексем

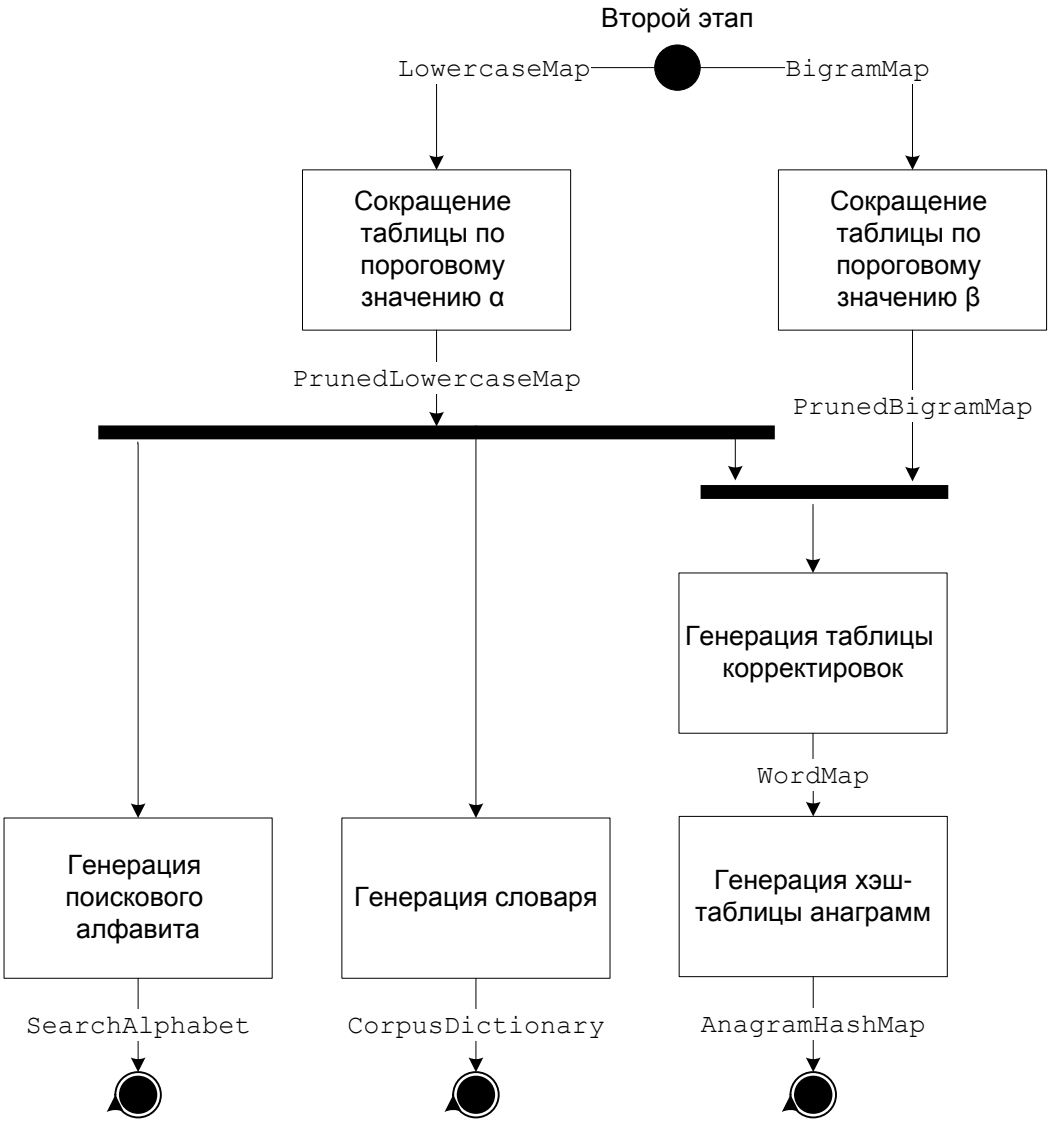


Рисунок 3.10. Подготовка структур данных для корректировки. Второй этап.

3.4 Программный комплекс пакетного распознавания изображений и корректировки результатов

Программный комплекс предназначен для упорядочивания процесса массовой обработки документов.

Все изображения архива разбиваются по группам (пакетам), где каждый пакет соответствует отдельному документу. Далее для каждого пакета создается отдельное задание (класс `Task`), которое обрабатывается в порядке своей очередности.

Задание состоит из набора изображений и профиля распознавания, также каждому заданию назначается приоритет обработки.

3.4.1 Программный модуль управления заданиями

Программный модуль предоставляет графический интерфейс для просмотра списка созданных заданий.

В данном модуле оператор может:

- отслеживать статус выполнения заданий;
- управлять приоритетами и порядком обработки;
- просматривать промежуточные и финальные результаты;
- производить поиск заданий по идентификатору, наименованию профиля, статусу обработки, результату выполнения.

3.4.2 Программный модуль планирования выполнения заданий

Ключевым элементов данного модуля является планировщик выполнения заданий (класс `BatchRecognitionScheduler`). Главной задачей планировщика является выбор наиболее приоритетного задания и запуск процесса его обработки.

Обработка заданий выполняется в многопоточном режиме и может быть масштабирована на произвольное количество серверов.

Для балансировки нагрузки в системе помимо количества серверов устанавливается максимальное пороговое количество одновременно обрабатываемых заданий на каждом сервере (предпочтительно задавать это значение равным количеству ядер процессора).

Экземпляр класса `BatchRecognitionScheduler` в фоновом режиме производит опрос базы данных на наличие новых заданий, из БД выбирается самая приоритетная задача и запускается процесс ее распознавания на наименее загруженном сервере. Если все сервера заняты, то задание ожидает освобождения ресурсов.

3.4.3 Программный модуль обработки задания

Центральным компонентом данного модуля является класс `RecognitionServiceImpl`, который обеспечивает выполнение задания по строго указанной в профиле схеме обработки.

В общем случае процесс обработки состоит из следующих шагов:

1. Предобработка и оптическое распознавание всех изображений задания.
2. Вычисление критериев оценки качества результатов распознавания для каждого изображения в отдельности и для всего задания суммарно.
3. Корректировка результатов распознавания.
4. Повторное вычисление критериев оценки качества после корректировки ошибок распознавания для каждого изображения в отдельности и для всего задания суммарно.

На каждом шаге обработки производится детальное журналирование времени выполнения, промежуточных результатов и причин возникновения исключительных ситуаций.

3.5 Программный комплекс автономной обработки отдельного изображения

Процесс распознавания разделяется на четыре уровня: предварительная обработка изображения, оптическое распознавание символов, постобработка результатов оптического распознавания и оценка точности проведенного распознавания. Программная реализация каждого из уровней выполнена в виде обособленных автономных модулей.

Каждый модуль имплементирует базовые интерфейсы программного комплекса и может иметь несколько вариантов реализации. Выбор модуля для обработки конкретного изображения производится динамически в процессе обработки.

ПМ обработки задания производит обращение к программным модулям распознавания через вызовы базовых сервисов. Такая сервис ориентированная организация основных вычислительных модулей обеспечивает возможности расширения, масштабируемости, подключения новых модулей и простоты управления вычислительными ресурсами системы, что является немаловажным фактором для дальнейшего развития системы и возможности ее адаптации к различным средам эксплуатации и развертывания.

Рассмотрим более детально каждый из уровней обработки.

3.5.1 Программный модуль предобработки изображения

Программный модуль предобработки предоставляет набор сервисов подготовки изображения к процессу извлечения текста.

Под подготовкой подразумевается проведение операций по устранению «шума», сглаживанию фоновых структур, увеличению резкости изображения, выравниванию угла наклона, удалению «темных» и поврежденных областей в местах переплета, бинаризации и т.п. [16,66,73].

Параметры для каждой операции устанавливаются в профиле, передаваемом на вход программного модуля вместе с изображением.

Реализация основана на последовательных вызовах программных средств библиотеки ImageMagick [75].

3.5.2 Программный модуль оптического распознавания изображения

Программный модуль оптического распознавания символов отвечает за перевод изображений текста в машиночитаемую и редактируемую форму.

В общем случае, принципы работы OCR основываются на структурном анализе изображений и разбиении этих изображений на более мелкие участки с целью обнаружения текстовых зон [4]. Среди этих зон OCR идентифицирует отдельные строки текста, а среди строк выделяет отдельные слова и символы. Далее происходит поиск совпадения найденного символа с символами из предустановленного набора шрифтов и так далее для всех символов слова. После этого полученное слово подвергается словарной проверке, с целью обнаружения совпадающих кандидатов [48]. Данным образом обрабатывается весь текстовый отрезок изображения и в результате формируется результат распознавания в виде файла с описанием координат текстовых регионов, распознанным вариантом и дополнительными реквизитами, такими как степень достоверности отдельных слов и символов.

Программная реализация представляет собой набор классов реализующих интерфейс `OCRService`. Каждый класс является Java оболочкой над OCR

системой и осуществляет делегирование операции распознавания конкретной системе.

Были реализованы Java оболочки для вызова следующих систем распознавания: “Tesseract”, “Cuneiform Linux”, “Cuneiform Windows”, “Abbyy Finereader”, “Nuance Omnipage”, “IRIS Readiris ”.

3.5.3 Программный модуль корректировки результатов

После прохождения этапа оптического распознавания результаты поступают на вход программного модуля корректировки, где они проходят процедуры разбиения на лексемы и нормализации, подробно описанные в главе 3.3.4. После этого проверяется необходимость проведения корректировки ошибок на основе рейтинго-ранговой модели текста и осуществляется дальнейшая обработка. Алгоритм работы программного модуля изображен на рисунке 3.11

1. Если проверка настроек профиля, показала необходимость корректировки, то производится загрузка в оперативную память структур данных, подготовленных ранее (см. главу 3.3.4).

Загрузка в оперативную память производится единожды при первом обращении. Стоит отметить, что процесс загрузки может занимать продолжительный период времени. Для предотвращения проблем с конкурирующими запросами на загрузку данных данный программный код выделяется в синхронизированную область.

2. Далее производится поиск ошибочных лексем в результате распознавания `OcrResult`. Формализованное описание данного процесса приведено в главе 2.4.1.

Если длина лексемы меньше порога φ или лексема присутствует в словаре `CorpusDictionary`, то лексема считается корректной в ином случае — ошибочной.

Далее из ошибочной лексемы удаляются все символы, соответствующие регулярному выражению «`[^\\p{IsCyrillic}\\p{Pd}\\p{Zs}]`» и она проходит

повторную проверку по словарю. Если в словаре находится соответствие, то сгенерированный вариант лексемы добавляется в список корректировок.

3. Далее производится поиск корректировок по алгоритму, приведенному в главе 2.4.1.

В результате каждой лексеме добавляется список корректировок (класс `ArrayList<Correction>`).

4. После отбора корректировок для всех ошибочных лексем запускается процедура ранжирования. Главной задачей ставится вычисление ранга для каждой корректировки. Ранг должен отражать степень применимости корректировки для замены ошибочной лексемы. Формализованное описание правил ранжирования приведено в главе 2.4.2.

На первом этапе каждой корректировке `Correction` присваивается значение переменной `score`, отражающей степень схожести корректировки и исходной лексемы. Далее список корректировок сокращается до n значений с наибольшим значением `score`.

На втором этапе происходит вычисление финального ранга. Для этого определяется вероятность появления корректировки вместе с предшествующей по тексту лексемой. Если предшествующая лексема тоже ошибочная, то вычисляется вероятность для всех ее вариантов корректировки. Для вычисления вероятности используются ранее подготовленные таблицы частоты вхождений лексем (класс `NfMap`) и биграмм лексем (класс `NFBigramMap`) в нормальной форме.

Если текущая и предшествующая корректировки состоят более чем из одного слова, то вероятность рассчитывается для слов, расположенных ближе к началу и концу корректировки соответственно.

После упорядочивания списка корректировок по значению финального ранга, производится выбор наилучшей корректировки и формирование списка дополнительных корректировок, по правилам, описанным в главе 2.4.3.

В дальнейшем при индексировании результатов распознавания могут быть использованы как наилучшие, так и дополнительные корректировки.

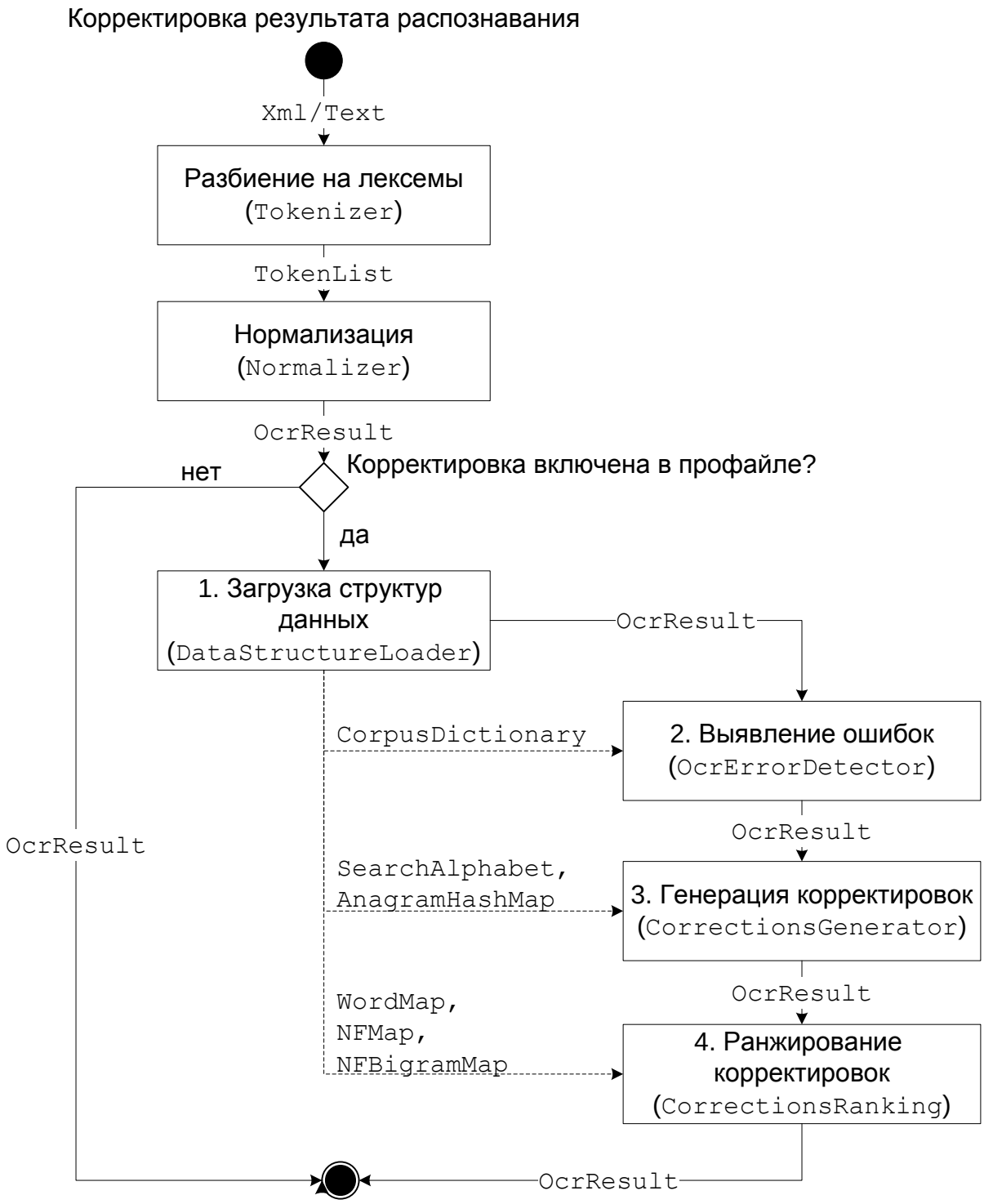


Рисунок 3.11. Корректировка результата распознавания.

3.5.4 Программный модуль оценки качества

Последним этапом обработки является проведение оценки точности распознавания.

Если к распознанному изображению был прикреплен эталонный текст, то ПМ вычисляет весь набор критериев оценки. Если же эталонного текста нет, то

вычисляются только критерии, которые не требуют наличия эталонного текста. Подробное описание критериев оценки качества распознавания приводится в главе 4.

Вычисление коэффициентов ошибок является не тривиальной операцией. Рассмотрим пример: «молоко» — слово в эталоне, «ллолоко» — слово в результатах. Можно предположить, что количество ошибочных символов равно 7, а коэффициент ошибок = 7/6 = 1,16. Однако оба слова имеют общую последовательность символов «олоко». Следовательно, достаточно удалить первый символ «л» и заменить второй символ «л» на символ «м», что будет составлять 2 операции и иметь коэффициент = 0,33.

3.5.5 Морфологический анализ

Задача приведения слов к нормальной форме решается классом Morpholizer. Данный класс использует библиотеку «RussianMorphology for Lucene» [109], основанную на системе морфологического анализа «АОТ» [34].

Используемый в системе русский морфологический словарь базируется на грамматическом словаре Зализняка А.А. и включает 161 тысячу лемм.

Главной особенностью данной библиотеки является поиск нормальных форм для словоформ необнаруженных в словаре, на основе морфологических предсказаний.

Одной словоформе может соответствовать много морфологических интерпретаций. Например, у словоформы «СТАЛИ» две интерпретации: {СТАЛЬ, существительное} и {СТАТЬ, глагол}.

3.6 Выводы по третьей главе

Электронный архив с включенной в его состав подсистемой массового автоматического распознавания и корректировки документов обладает рядом существенных преимуществ над архивными системами, в которых распознавание либо отсутствует, либо осуществляется вручную. Данными преимуществами являются: высокие темпы перевода документов в электронную форму,

возможности автоматического построения эффективного поискового аппарата, высокая скорость поиска и доступа к электронным образам документов.

Основной особенностью разработанной системы является гибкая архитектура, позволяющая подключать различные коммерческие и свободно распространяемые OCR системы и библиотеки предобработки изображений.

Система может быть настроена на распознавание документов различных категорий качества. Для одной категории потребуется подключение дорогостоящих движков распознавания, для другой хорошие результаты будет выдавать бесплатная OCR система.

Преимуществом системы является наличие процедур автоматической корректировки ошибок распознавания, позволяющих выявлять и исправлять ошибки даже в текстах, изобилующих специфическими терминами, именами собственными, узкоспециализированным лексиконом. Это особенно важно для исторических, архивных документов.

В связи с тем, что главной чертой систем массового распознавания является сверхбольшой объем документов и отсутствие возможности произвести проверку каждого документа вручную, важнейшим процессом, реализованным в системе, является автоматическое определение критериев качества результатов распознавания. Наличие такой оценки позволяет установить определенную шкалу градации, по которой будут определяться дальнейшие варианты использования документа.

Инструментарий для выбора наилучшей конфигурации для распознавания определенной группы архивных документов позволяет эксперту производить настройку системы и проводить сравнительный анализ достоверности распознавания документов различными профилями. Причем выбор наиболее подходящего профиля, основывается на анализе широкого спектра автоматически рассчитываемых критериев и показателей качества и точности.

В заключение стоит отметить, что система разработана в виде автономного программного комплекса и может быть интегрирована с другими информационными системами.

Примеры графического интерфейса программных модулей разработанной системы представлены в приложении А.

Глава 4. Апробация технологии и системы автоматической корректировки результатов при распознавании документов архивного фонда

4.1 Последовательность и условия проведения опытной эксплуатации разработанной технологии и системы

Апробация разработанной системы распознавания производилась в составе государственной информационной системы (ГИС) «Государственные архивы Санкт-Петербурга» [27]. Основной задачей ГИС является автоматизация семи центральных государственных архивов и Архивного комитета Санкт-Петербурга с целями повышения эффективности организации архивного дела города, повышения качества и сокращения сроков оказания государственных услуг, содействия обеспечению сохранности документов.

В ходе эксплуатации ГИС регулярно производится оцифровка бумажных документов, полученные электронные образы загружаются в подсистему хранения информации. Объем хранящихся документов измеряется несколькими миллионами изображений. Разработанная технология и система массового оптического распознавания и корректировки использовались для распознавания накопленного массива изображений документов, полученные результаты распознавания в дальнейшем были проиндексированы и использованы в системе полнотекстового поиска.

ГИС представляет собой распределенную систему: в каждом архиве установлен отдельный экземпляр подсистемы «Автоматизированное рабочее место архивиста» (АРМ).

Подсистема распознавания была развернуты на базе созданного в Санкт-Петербурге центра обработки данных (ЦОД). Передача данных между ЦОД и архивами осуществляется по защищенным каналам связи единой мультисервисной телекоммуникационной сети (ЕМТС) [22].

Описание серверов, на которых была развернута подсистема распознавания, представлено в таблице 3.1.

Таблица 3.1. Сервера подсистемы распознавания

Наименование	**Системные характеристики**	**Назначение**
Сервер приложений / распознавания	ОС: Debian 6 ОП: 32Gb CPU: Intel(R) Xeon(R)@2.40GHz 32 cores	Функционирование веб-приложения «Система распознавания», выполнение всех этапов обработки изображений
Сервер распознавания	ОС: Windows 2008 ОП: 16Gb CPU: Intel(R) Xeon(R)@2.40GHz 16 cores	Распознавание изображений OCR системами, разработанными под ОС Windows
Сервер базы данных	ОС: Oracle Linux 6.3 ОП: 16Gb CPU: QEMU Virtual CPU @3Ghz 4 cores	Хранение результатов распознавания и всех данных подсистемы распознавания

Схема взаимодействия подсистем представлена на рисунке 3.1

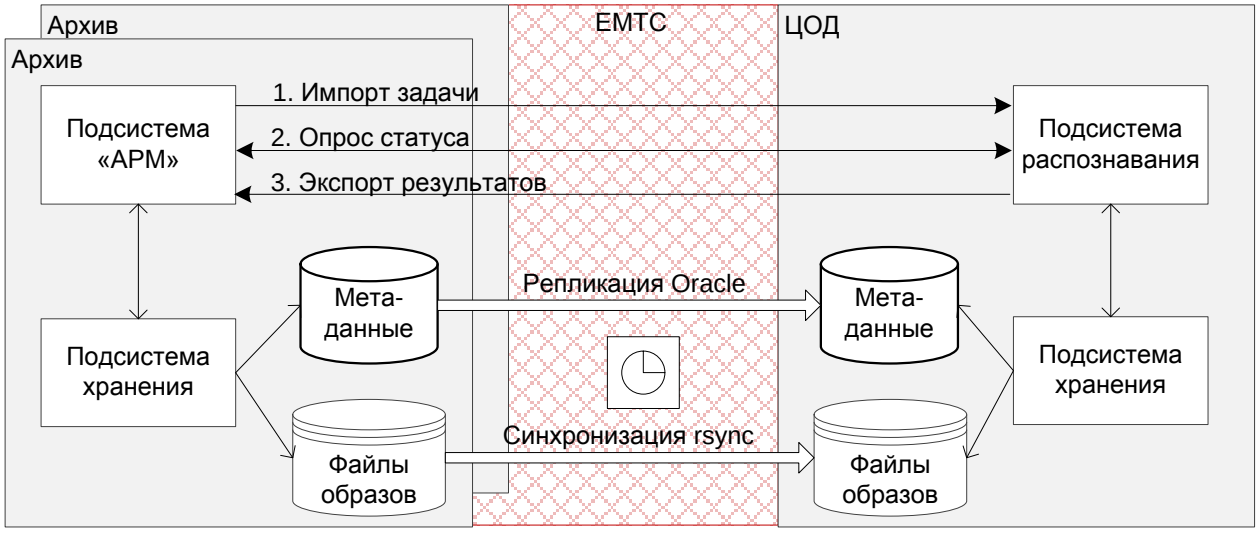


Рисунок 3.1. Схема взаимодействия подсистем

Подсистема хранения обеспечивает централизованную репликацию метаданных (реквизиты документов) и копирование файлов электронных образов документов со всех серверов в единое хранилище в ЦОДе по расписанию. Полная копия всех электронных документов архивов в ЦОДе служит резервной копией и дополнительно предоставляет возможность обрабатывать изображения без необходимости повторной передачи данных по сети, что минимизирует нагрузку на сеть и увеличивает скорость обмена информацией.

При импорте задачи в подсистему распознавания из подсистемы «АРМ» передаются лишь идентификаторы изображений, далее подсистема распознавания обращается за файлами в подсистему хранения данных, расположенную в ЦОДе.

4.1.1 Описание корпуса документов

В ходе апробации системы распознавания были обработаны изображения документов пяти центральных государственных архивов Санкт-Петербурга [5]:

- Центральный государственный архив Санкт-Петербурга (ЦГА).

  Архив хранит дела, свидетельствующие о работе органов власти Ленинграда - Санкт-Петербурга, истории развития экономики, городского хозяйства, образования, здравоохранения, социальной защиты населения за 1917-2002 года. Многие документы содержат сведения о развитии соседних регионов — Архангельской, Мурманской, Новгородской, Псковской, Вологодской областей и Республики Карелия; в архиве сосредоточены материалы за годы Великой Отечественной Войны.

- Центральный государственный архив историко-политических документов Санкт-Петербурга (ЦГАИПД).

  В архиве сосредоточены фонды органов коммунистической партии — Обкома, Горкома, райкомов, парткомов ведущих предприятий и организаций города — и комсомола Ленинграда и области за 1917-1991 года. Представлены документы о создании Красной армии, частей особого назначения, о деятельности продотрядов, полков бедноты и посылке партийных агитаторов на работу в деревню. Среди материалов партийных органов периода Второй мировой войны имеются фонды Ленинградского штаба партизанского движения и его отделов, партизанских отрядов, полков, бригад и политотдела Ленинградской армии народного ополчения.

- Центральный государственный архив литературы и искусства Санкт-Петербурга (ЦГАЛИ).

  В архиве сосредоточены фонды государственных учреждений, общественных организаций литературы, искусства и культурно-

просветительной работы, а также фонды личного происхождения деятелей культуры С.-Петербурга с 1917 г. по настоящее время.

- Центральный государственный архив документов по личному составу ликвидированных государственных предприятий, учреждений, организаций Санкт-Петербурга (ЦГАЛС).

  Архив хранит документы по личному составу ликвидированных предприятий, организаций и учреждений, не имеющих правопреемников. К документам по личному составу относятся следующие документы: приказы по личному составу, личные карточки, личные дела, лицевые счета, трудовые книжки, книги списочного состава и другие.

- Центральный государственный архив научно-технической документации Санкт-Петербурга (ЦГАНТД).

  В фондах архива хранятся документы ведущих научно-исследовательских, проектных и конструкторских организаций Ленинграда - Санкт-Петербурга с 1917 года по настоящее время. В архиве представлена научно-техническая (проектная, конструкторская, научно-исследовательская, картографическая) и управленческая документация по отраслям промышленности (топливодобывающей, энергетической, металлургической, машиностроительной, химической, электротехнической, электронной, текстильной, пищевой и другой), транспорту, сельскому и лесному хозяйству, строительству, здравоохранению, геологии, метеорологии.

Все изображения научно-справочного аппарата архивов, участвующие в апробации системы, представлены в сети Интернет на сайте «Архивы Санкт-Петербурга» [5].

В процессе испытаний системы было обработано более 35 тысяч документов научно-справочного аппарата пяти архивов, объемом более миллиона изображений. Точные сведения о количестве обработанных документов представлены в таблице 3.2.

Таблица 3.2. Размер корпуса обработанных документов

Набор данных		**Количество документов**	**Количество изображений**	**Среднее кол-во изображений в документе**
архив	**вид**			
ЦГА	описи	22 066	342 319	15
	указатели	200	8 251	41
ЦГАИПД	указатели	3 800	207 254	54
ЦГАЛИ	описи	1 415	28 251	19
ЦГАЛС	описи	3 501	59 064	17
ЦГАНТД	описи	1 626	63 524	39
Всего:		**32 608**	**708 663**	

4.1.2 Порядок проведения испытаний

Испытания разработанной системы распознавания архивных документов и автоматической корректировки результатов производились в следующем порядке:

1. Вначале были проанализированы существующие способы оценки качества распознавания и предложены дополнительные критерии оценки качества поиска по распознанным документам, наиболее подходящие для оценки результатов исследования.

2. Следующим этапом стал выбор наиболее подходящих OCR систем для распознавания всего корпуса архивных документов и отдельной оценки разработанного метода автоматической корректировки.

3. После выбора OCR систем было произведено распознавание всего корпуса документов в каждом архиве и проанализированы получившиеся результаты.

4. На основе распознанных документов были подготовлены структуры данных, настроены профили автоматической корректировки и проведена оценка эффективности разработанного метода автоматической корректировки.

5. Последним этапом стало проведение автоматической корректировки всего корпуса распознанных документов в каждом архиве и анализ получившихся результатов.

Все измерения и анализ результатов проводились при помощи разработанного в диссертационной работе инструментария.

4.2 Критерии оценки качества

4.2.1 Базовые критерии оценки

Рассмотрим существующие критерии оценки качества результатов распознавания [29].

1. *Коэффициент распознанных символов:*

$$rT_c = \frac{c}{n_c},$$

где c — общее количество символов в эталоне, n_c — количество символов в результате распознавания.

2. *Коэффициент распознанных слов:*

$$rT_w = \frac{w}{n_w},$$

где w — общее количество слов в эталоне, n_w — количество слов в результате распознавания.

3. *Словарная точность*

$$A_D = 1 - \frac{n_{error}}{n_w},$$

где n_w — общее количество лексем (слов) в результате распознавания, n_{error} — количество слов в результате распознавания, отсутствующих в словаре, состав словаря может отличаться в зависимости от тематики распознанного текста.

4. *Точность в символах:*

$$A_C = 1 - \frac{i_c + s_c + d_c}{c},$$

где i_c, s_c, d_c — количество ошибочно вставленных, замещенных и удаленных символов соответственно.

5. *Точность в словах:*

$$A_W = 1 - \frac{i_w + s_w + d_w}{w},$$

где i_w, s_w, d_w – количество ошибочно вставленных, замещенных и удаленных слов соответственно.

6. *Точность в словах без учета порядка:*

$$A_{W_b} = 1 - \frac{n_{missed} + n_{wrong}}{w},$$

где n_{missed} — количество пропущенных слов, n_{wrong} — количество ошибочно распознанных слов.

4.2.2 Критерии оценки качества поиска

Рассмотренные выше базовые критерии оценки точности основываются на точном совпадении слов. При автоматическом выборе варианта корректировки бывает довольно трудно отдать предпочтение той или иной словоформе, поэтому в финальном результате могут содержаться корректные слова, написанные в некорректной форме (падеж, склонение и т.п.). Однако, для задач полнотекстового поиска по результатам распознавания с подсветкой вхождения поисковой фразы на изображении, данными неточностями можно пренебречь без ущерба качеству поиска.

Поисковый инструментарий системы ГИС «Государственные архивы Санкт-Петербурга» позволяет пользователю производить настройку параметров поиска. Статистический анализ поисковых запросов за предыдущие три года показал следующее:

1. пользователи производят поиск по ключевой фразе по совпадению всех слов или вхождению одного из слов;
2. пользователи не производят поиск по точному вхождению ключевой фразы;
3. в подавляющем большинстве случаев пользователи пользуются морфологическим поиском.

На основе результата анализа статистики поисковых запросов сформируем критерии оценки качества распознавания, которые будут наиболее точно отвечать задачам поиска по результатам распознавания пользователями.

Пусть T_{GT} — множество поисковых токенов эталонного текста, а T_{OCR} — множество поисковых токенов результата распознавания (рисунок 3.2).

$FN = T_{GT} / T_{OCR}$ — множество токенов, по которым будет выдан ложноотрицательный поисковый результат.

$FP = T_{OCR} / T_{GT}$ — множество токенов, по которым будет выдан ложноположительный поисковый результат.

$TP = T_{GT} \cap T_{OCR}$ — множество токенов, по которым будет выдан истинно положительный поисковый результат.

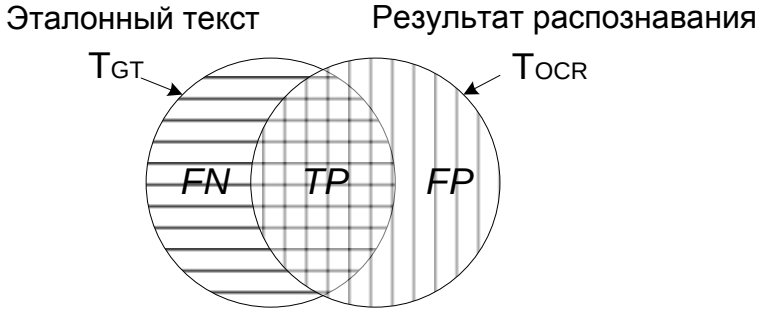


Рисунок 3.2. Отношение поисковых токенов эталона и результата распознавания

Для оценки качества будем использовать метрики точности $Precision$, полноты $Recall$ и среднего гармонического F ($F-measure$), вычисляемые по следующим формулам:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP},\ Recall = \frac{TP}{TP + FN},\ F = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}.$$

4.3 Оценка метода автоматической корректировки результатов распознавания на основе рейтинго-ранговой модели текста и результаты автоматической корректировки всего корпуса распознанных документов

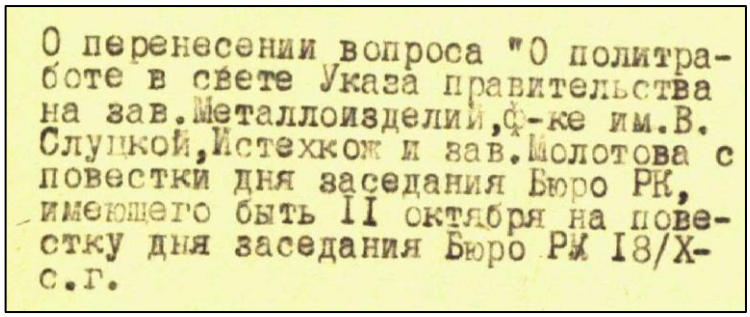
4.3.1 Выбор систем оптического распознавания символов

Выбор OCR систем для распознавания всего корпуса документов и участия в процедуре оценки качества распознавания основывался на сравнительном анализе их результатов.

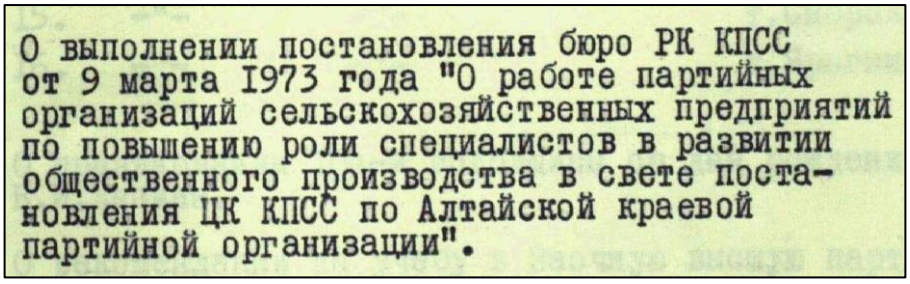
Сравнительный анализ производился путем распознавания трех наборов изображений различного качества. Описание наборов приведено в таблице 3.3, примеры изображений приведены на рисунке 3.3.

Таблица 3.3. Наборы данных для сравнительного анализа OCR систем

Набор	**Количество изображений**	**Количество слов**	**Количество символов**
ПМ-2 (печатная машинка, среднее качество)	45	7380	52671
ПМ-3 (печатная машинка, высокое качество)	46	8875	64869
ПР-4 (принтер, очень высокое качество)	11	1858	13976



а) Набор «ПМ-2» (печатная машинка, среднее качество)



б) Набор «ПМ-3» (печатная машинка, высокое качество)

в) Набор «ПР-4» (принтер, очень высокое качество)

Рисунок 3.3. Примеры изображений

Каждому изображению был сопоставлен эталонный текст, введенный вручную. Формат изображений — JPEG, разрешение - 300dpi.

Результаты вычисления наиболее значимых критериев оценки качества распознавания различными OCR системами представлены в таблице 3.4, описание участвующих OCR систем приведено в главе 1.2.1.

Для оценки словарной точности A_D использовался русскоязычный словарь GNU Aspell 0.60.6 [68].

Таблица 3.4. Результаты сравнительного анализа OCR систем

Набор	**OCR система**	rT_w	rT_c	A_D	A_C	A_W
ПМ-2 (печатная машинка, среднее качество)						
ПМ-2	Abbyy Finereader	101,12%	98,14%	82,14%	92,45%	76,80%
ПМ-2	**Cuneiform Linux**	**85,33%**	**50,14%**	**57,89%**	**18,19%**	**0,00%**
ПМ-2	Cuneiform Windows	121,06%	99,12%	69,70%	69,01%	27,50%
ПМ-2	IRIS Readiris	95,88%	80,01%	58,78%	56,88%	22,01%
ПМ-2	Nuance OmniPage	121,60%	102,79%	68,05%	82,51%	36,54%
ПМ-2	Tesseract	100,04%	88,77%	74,98%	65,74%	36,06%
ПМ-3 (печатная машинка, высокое качество)						
ПМ-3	Abbyy Finereader	100,86%	99,99%	80,88%	98,08%	90,55%
ПМ-3	Cuneiform Linux	97,65%	79,40%	67,02%	64,68%	30,28%
ПМ-3	Cuneiform Windows	109,07%	100,74%	74,33%	91,93%	67,37%
ПМ-3	IRIS Readiris	108,88%	102,02%	71,86%	91,33%	68,34%
ПМ-3	Nuance OmniPage	108,51%	101,09%	75,44%	94,01%	68,65%
ПМ-3	Tesseract	104,12%	99,25%	75,37%	92,59%	74,68%
ПР-4 (принтер, очень высокое качество)						
ПР-4	**Abbyy Finereader**	**99,68%**	**100,29%**	**93,90%**	**99,55%**	**99,25%**
ПР-4	Cuneiform Linux	99,41%	98,05%	92,15%	95,22%	90,20%
ПР-4	Cuneiform Windows	100,70%	100,16%	93,48%	99,09%	96,72%
ПР-4	IRIS Readiris	100,54%	99,90%	93,74%	97,72%	94,40%
ПР-4	Nuance OmniPage	100,59%	100,20%	94,38%	99,46%	98,39%
ПР-4	Tesseract	102,48%	100,31%	93,17%	98,59%	94,13%

Полученные результаты сравнительного анализа свидетельствуют о том, что коммерческая система «Abby Finereader» достигает максимального уровня

качества. Другие коммерческие системы не превосходят по качеству свободно распространяемые системы. Среди свободно распростроняемых систем явный лидер отсутствует, но самые низкие результаты показывает система «Cunieiform Linux».

Для распознавания всего корпуса архивных документов была выбрана система с открытыми исходными кодами «Tesseract». Первой причиной ее выбора послужило то, что она является свободно распространяемой, второй причиной является формат представления результатов распознавания, содержащий информацию о координатах распознанных слов, что полностью удовлетворяет требованиям поискового механизма.

Для оценки качества разработанного метода автоматической корректировки помимо системы «Tesseract» была выбрана коммерческая система «Abbyy Finereader».

4.3.2 Результаты распознавания всего корпуса документов

Первым шагом обработки всего корпуса документов было распознавание изображений и последующий анализ полученных результатов. Распознавание производилось свободно распространяемой системой «Tesseract».

Оценка качества результатов первичного распознавания производилась, путем вычисления словарной точности A_D с использованием словаря, состав которого описан в таблице 3.5.

Таблица 3.5. Состав словаря, используемого при вычислении словарной точности

Источник словоформ	**Количество словоформ**
Объединенные словари Зализняка [12] и Hunspell [74]	5 498 345
Фамилии	918 659
Имена	105 560
Отчества	231 313
Аббревиатуры	1 413
Всего:	**6 755 290**

Применяемый словарь был сформирован из различных источников и включает все словоформы исходных слов. Словоформы из словаря Зализняка были получены с помощью библиотеки «RussianMorphology for Lucene» [109], из словаря Hunspell с помощью утилиты Hunspell-tools [98], для склонения фамилий, имен и отчеств была использована java версия библиотеки padeg.dll [28]. Перечень уникальных фамилий, имен и отчеств был получен из государственного регистра населения Санкт-Петербурга. Итоговый размер словаря составил 6 755 290 словоформ.

Перед проведением словарной проверки результаты распознавания проходили процедуру нормализации, описанную в разделе 2.3.1.

Характеристики полученных результатов первичного распознавания представлены в таблице 3.6.

Таблица 3.6. Характеристики результатов первичного распознавания

Набор данных		**Общее количество символов**	**Общее количество лексем** n_w	**Количество ошибочных лексем** n_{error}	**Словарная точность** A_D
архив	**вид**				
ЦГА	описи	256 229 691	46 267 201	17 706 507	0,62
	указатели	6 776 594	1 289 212	625 751	0,51
ЦГАИПД	указатели	149 249 090	22 094 096	10 647 194	0,52
ЦГАЛИ	описи	17 907 428	3 200 646	1 091 795	0,66
ЦГАЛС	описи	57 193 957	9 353 017	4 529 334	0,52
ЦГАНТД	описи	36 089 001	5 837 216	1 854 795	0,68
Всего:		**523 445 761**	**88 041 388**	**36 455 376**	**0,59**

Словарная точность позволяет приблизительно оценить качество на большом объеме распознанных документов. Из полученных результатов следует, что 41% лексем не содержатся ни в одном из словарей. Данный результат объясняется тем, что в общем корпусе документов содержатся рукописные документы, а также документы с низким качеством печати.

Для повышения качества результатов распознавания в диссертационной работе был реализован метод автоматической корректировки. В ходе его разработки необходимо было проанализировать весь корпус материалов на предмет встречающихся символов. Перечень всех уникальных символов

встретившихся в результатах распознавания архивных документов представлен в таблице 3.7.

Всего было обнаружено 122 уникальных символа. Стоит отметить наличие разнообразных по написанию пробельных символов и символов тире, кавычек, скобок, что было учтено в программной реализации путем применения специальных шаблонов регулярных выражений, обозначающих тип символов. Также можно выделить ряд специальных символов и символов пунктуации, которые возможно были ошибочно получены в процессе распознавания.

Таблица 3.7. Уникальные символы в результатах распознавания

Группа символов	**Значения**
Алфавитные	Ё А Б В Г Д Е Ж З И Й К Л М Н О П Р С Т У Ф Х Ц Ч Ш Щ Ъ Ы Ь Э Ю Я а б в г д е ж з и й к л м н о п р с т у ф х ц ч ш щ ъ ы ь э ю я ё
Цифровые	0 1 2 3 4 5 6 7 8 9
Математические	+ < = > |
Специальные	^ ` © ® °
Денежные единицы	$
Пунктуация:	
тире	- —
открывающая скобка	([{ , „
закрывающая скобка	)] }
открывающая кавычка	« ‘ “ ‹
закрывающая кавычка	» ’ ” ›
подчеркивание	_
другие символы пунктуации	! " # % & ' * , . / : ; ? @ \

4.3.3 Оценка метода автоматической корректировки

Перед запуском процесса массовой корректировки ошибок, допущенных при распознавании всего корпуса документов, была произведена оценка качества предложенного метода автоматической корректировки.

Для проведения оценки были подготовлены тестовые наборы изображений по каждому архиву в отдельности. Далее наборы изображений были распознаны

различными OCR системами с включенной и отключенной автоматической корректировкой результатов распознавания. Сравнительный анализ полученных результатов, позволил оценить эффективность предложенного в работе метода.

Подготовка тестовых наборов изображений

Изображения для проведения экспериментальной оценки были вручную отобраны в каждом архиве. Отбиралось несколько десятков изображений с равномерным распределением по всему множеству изображений. Главным критерием отбора служило наличие на изображениях печатного текста, содержащего лексикон специфичный для тематики конкретного архива.

Все изображения проходили предварительную обрезку в графическом редакторе, в результате которой на всех изображениях оставались только области, содержащие текстовую информацию. Данная обработка необходима для, того чтобы сделать сравнительный анализ независимым от способностей OCR систем выполнять структурный анализ.

Для каждого изображения был вручную подготовлен эталонный текст. Формат тестовых изображений — JPEG, разрешение - 300dpi.

Все отобранные изображения прошли процесс распознавания двумя OCR системами («Tesseract», «Abbyy Finereader») и оценку точности на уровне слов A_W . Далее для каждой OCR системы изображения были отсортированы в порядке убывания точности распознанного текста на уровне слов A_W и распределены по пяти тестовым наборам, каждый из которых отвечал определенному диапазону точности.

Анализ результатов корректировки

Рассмотрим результаты оценки метода автоматической корректировки на основе тестовых наборов изображений документов архива ЦГАИПД.

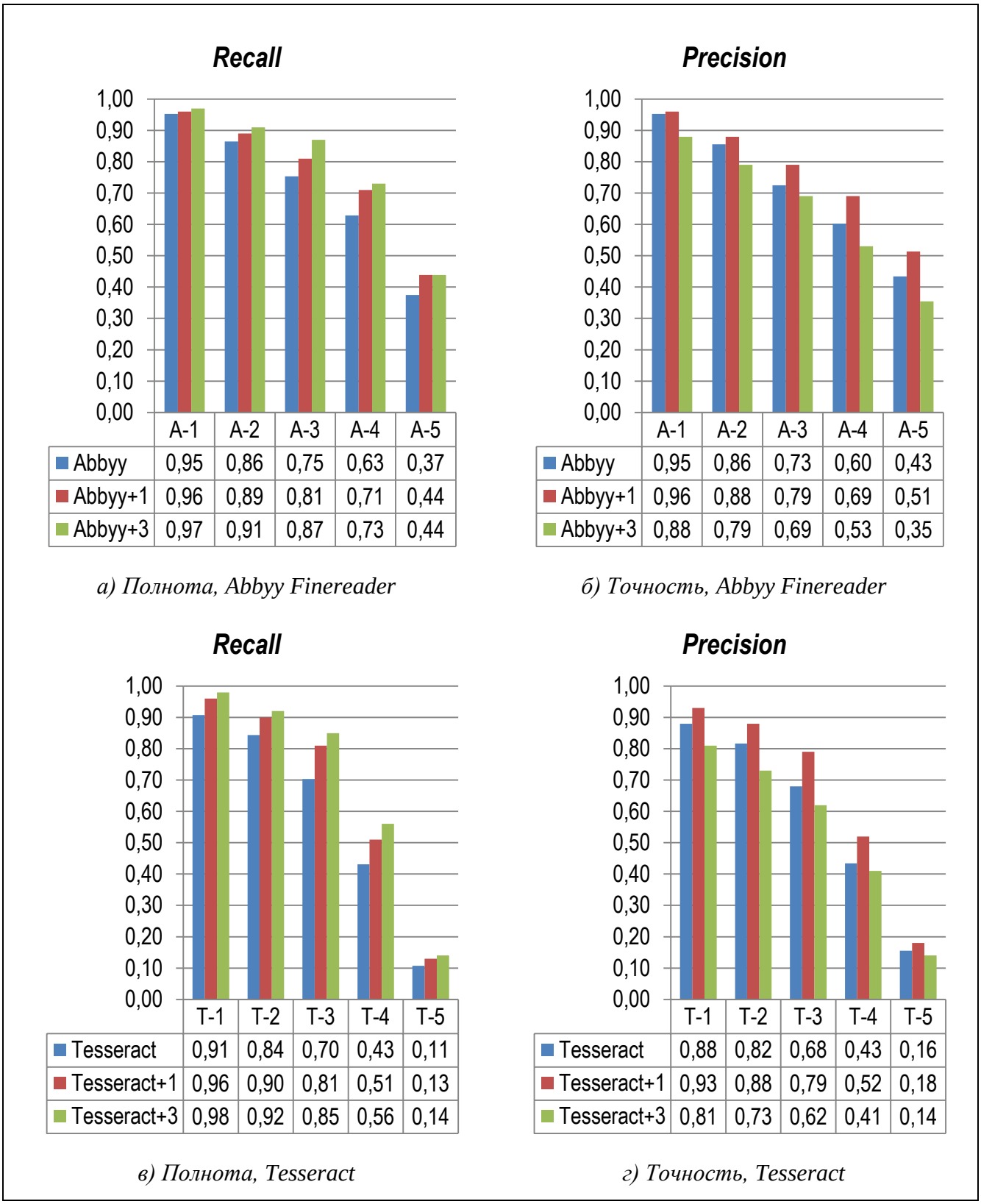
Результаты распознавания были получены коммерческой OCR системой «Abbyy Finereader» (Abbyy) и свободно распространяемой системой «Tesseract». Для оценки качества эталонный текст и результат распознавания изображения

разбивались на поисковые токены, далее вычислялась полнота *Recall* и точность *Precision* наличия токенов эталона в результате распознавания.

Сравнение значений полноты и точности результатов распознавания тестовых наборов изображений без корректировки, с результатами распознавания, содержащими один (наилучшая корректировка: «+1») и три варианта (наилучшая корректировка плюс две альтернативных: «+3») замены ошибочных слов, представлено на рисунке 3.4.

Сравнительный анализ показал, что разработанный метод корректировки повышает качество результатов распознавания как коммерческих, так и свободно распространяемых OCR систем. Наибольшие **приращения (до +15%)** показателей полноты и точности отмечаются на результатах распознавания, находящихся в диапазоне словарной точности от 80 до 20%, что объясняется малым количеством «простых» ошибок в верхнем диапазоне и низким качеством результатов в нижнем диапазоне.

Увеличение значения полноты результатов распознавания при учете альтернативных корректировок свидетельствует о том, что верные корректировки не всегда определяются как наилучшие, но присутствуют в списке альтернативных корректировок, что указывает на возможность и необходимость дальнейшей доработки алгоритма ранжирования корректировок.



а) Полнота, Abbyy Finereader

б) Точность, Abbyy Finereader

в) Полнота, Tesseract

г) Точность, Tesseract

Рисунок 3.4. Сравнение оценок полноты и точности до и после корректировки. Соответствие наборов диапазонам точности на уровне слов: «А-1», «Т-1» — 100% – 80%; «А-2», «Т-2» — 80% – 60%; «А-3», «Т-3» — 60% – 40%; «А-4», «Т-4» — 40% – 20%; «А-5», «Т-5» — 20% – 0%.

4.3.4 Оценка результатов автоматической корректировки всего корпуса распознанных архивных документов

Последним этапом испытаний разработанной системы стало проведение автоматической корректировки всего корпуса результатов распознавания архивных документов (**32 608** документов объемом **708 663** изображений), состоящего из **88 041 388** лексем.

Характеристики результатов распознавания до и после автоматической корректировки представлены в таблице 3.8

Таблица 3.8. Оценка результатов распознавания до и после автоматической корректировки («Δ–» — количество исправленных ошибок, «Δ+» — увеличение словарной точности).

Набор данных		**Количество ошибок** n_{error}			**Словарная точность** A_D		
архив	**вид**	**до**	**после**	**Δ –**	**до**	**после**	**Δ+**
ЦГА	описи	17 706 507	11 465 500	6 241 007	0,62	0,75	0,13
	указатели	625 751	477 872	147 879	0,51	0,63	0,12
ЦГАИПД	указатели	10 647 194	5 126 549	5 520 645	0,52	0,77	0,25
ЦГАЛИ	описи	1 091 795	742 025	349 770	0,66	0,77	0,11
ЦГАЛС	описи	4 529 334	920 825	3 608 509	0,52	0,9	0,38
ЦГАНТД	описи	1 854 795	1 224 657	630 138	0,68	0,79	0,11
Всего:		**36 455 376**	**19 957 428**	**16 497 948**	**0,59**	**0,77**	**0,18**

Количество ошибочных слов n_{error} после автоматической корректировки **сократилось на 46%**, было **исправлено 16 497 948** ошибочных лексем, значение словарной точности в среднем по всем архивам **увеличилось на 18%**.

Максимальное увеличение словарной точности на 38% и сокращение количества ошибочных слов на 80% было достигнуто при корректировке результатов распознавания документов научно-справочного аппарата ЦГАЛС, а минимальное увеличение словарной точности на 11% было получено для ЦГАЛИ и ЦГАНТД. Данное различие можно объяснить более качественными структурами данных, используемыми при корректировке документов ЦГАЛС. Структуры данных ЦГАЛС, содержат меньшее количество некорректных слов,

так как качество первичных результатов распознавания документов ЦГАЛС превосходит другие архивы, поскольку большая часть документов создана на печатной машинке или принтере. В дополнение, структуры данных ЦГАЛС являются более полноценными в связи с тем, что объем материалов ЦГАЛС, используемых для построения структур данных, превосходит суммарный объем материалов ЦГАНТД и ЦГАЛИ.

Распределения количества изображений по диапазонам словарной точности результатов распознавания до и после корректировки представлены в абсолютных значениях в таблицах 3.9 и 3.10 и в относительных значениях на рисунке 3.5.

Таблица 3.9. Распределение по диапазонам словарной точности до корректировки

Набор данных		**Количество изображений в диапазонах словарной точности A_D до автоматической корректировки**				
		0%-20%	**20%-40%**	**40%-60%**	**60%-80%**	**80%-100%**
ЦГА	описи	14 695	9 375	133 053	148 236	36 960
	указатели	172	1 002	4 782	2 049	246
ЦГАИПД	указатели	10 832	35 705	106 201	51 368	3 019
ЦГАЛИ	описи	3 852	1 710	13 817	34 327	9 275
ЦГАЛС	описи	5 079	633	6 251	13 863	2 705
ЦГАНТД	описи	1 523	11 625	21 571	13 410	10 932
Итого:		**36 153**	**60 050**	**285 675**	**263 253**	**63 137**

Таблица 3.10. Распределение по диапазонам словарной точности после корректировки

Набор данных		**Количество изображений в диапазонах словарной точности A_D после автоматической корректировки**				
		0%-20%	**20%-40%**	**40%-60%**	**60%-80%**	**80%-100%**
ЦГА	описи	15 145	2 367	50 423	181 830	82 880
	указатели	138	496	3 384	3 609	624
ЦГАИПД	указатели	7 715	2 713	21 343	100 845	74 350
ЦГАЛИ	описи	3 961	891	6 364	31 719	20 046
ЦГАЛС	описи	5 079	275	2 685	14 148	6 229
ЦГАНТД	описи	2 580	315	2 993	16 728	36 448
Итого:		**34 618**	**7 057**	**87 192**	**348 879**	**220 577**

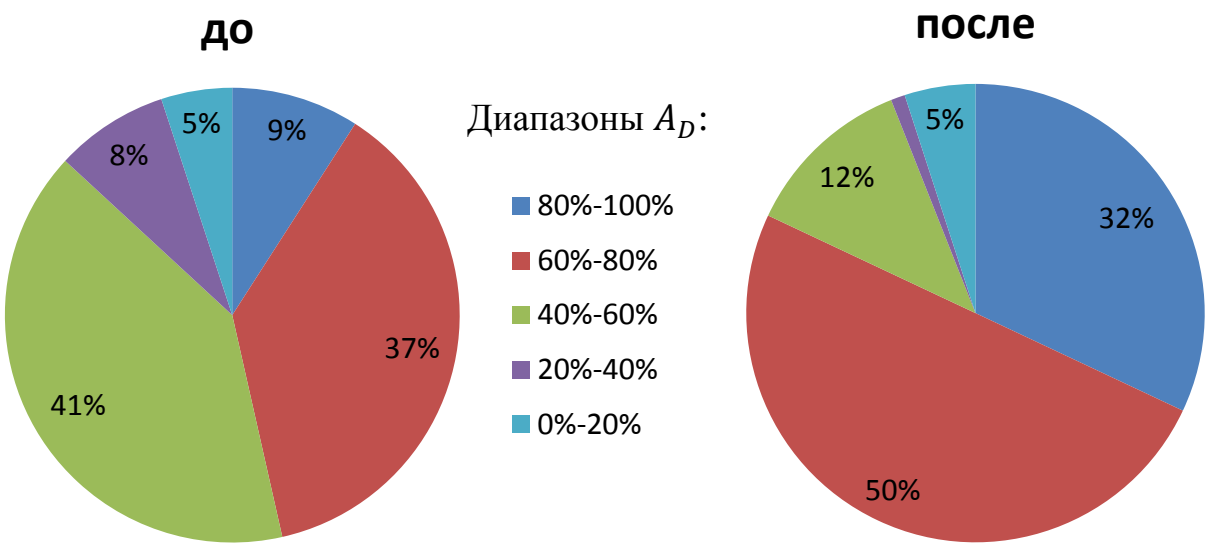


Рисунок 3.5. Распределение количества изображений по диапазонам словарной точности до и после автоматической корректировки

Представленные распределения наглядно демонстрируют, что проведенная корректировка улучшила качество результатов распознавания значительного количества изображений. Корректировка не принесла положительного эффекта лишь для результатов распознавания, словарная точность которых находится в диапазоне от 0% до 20%.

Необходимо отметить существенное увеличение (на 23%) количества результатов распознавания в диапазоне словарной точности высокого уровня и значительное сокращение (на 36%) количества результатов распознавания в диапазонах словарной точности низкого уровня (0%-60%).

4.4 Выводы по четвертой главе

Предложенные в диссертационной работе методы и алгоритмы были реализованы, апробированы и введены в эксплуатацию в составе государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-Петербурга» в качестве подсистемы распознавания архивных документов, подсистемы автоматической корректировки результатов и подсистемы поиска по изображениям документов архивного фонда.

Результаты экспериментальных исследований и опытной эксплуатации разработанной технологии и системы успешно подтвердили выдвинутые ранее теоретические положения.

В ходе апробации было успешно проведено распознавание накопленного массива электронных образов документов научно-справочного аппарата архивов с последующей автоматической корректировкой полученных результатов. Весь процесс обработки документов производился по предложенной в работе технологии.

Проведение настройки системы и сравнительного анализа эффективности обработки документов различными конфигурационными профилями при помощи предложенного в работе инструментария подтвердило его применимость и удобство в использовании.

Достоверность, значимость и практическая применимость результатов диссертационной работы подтвердились успешными результатами распознавания документов пяти центральных государственных архивов Санкт-Петербурга и значительным повышением их качества за счет применения предложенного метода автоматической корректировки.

Применение разработанных систем распознавания и корректировки в процессах электронного комплектования архивов новыми документами и перевода бумажных документов в цифровой вид позволило значительно увеличить скорость и объем обрабатываемых документов. Основываясь на статистических данных проекта «Государственные архивы Санкт-Петербурга», ручной ввод описей размером в 500 тысяч изображений составил бы около 50 человеко-лет, с помощью предложенных в работе систем их обработка заняла несколько недель. Таким образом, применение средств автоматического распознавания и корректировки позволило сократить годы ручного труда.

Полученные результаты распознавания архивных документов были впоследствии проиндексированы и использованы в системе поиска по изображениям документов архивного фонда, что позволило значительно

расширить поисковое пространство для работы граждан, исследователей и сотрудников архивов.

Заключение

Полученные в диссертационном исследовании результаты представляют собой решение актуальной задачи повышения качества распознавания архивных документов. Применение результатов при распознавании исторических архивных документов способствует сохранению культурного наследия страны и обеспечения его доступности для граждан.

В ходе исследования получены следующие основные результаты:

1. Разработан метод автоматической корректировки ошибок распознавания архивных документов на основе рейтинго-ранговой модели текста, производящий поиск корректировок по тезаурусам, предварительно извлеченным из результатов распознавания и текстов одной тематической области (объем текстов порядка 100 миллионов символов).
2. Разработаны правила ранжирования и выбора наилучших корректировок, основанные на вычислении инвариантной оценки соответствия и вероятности нахождения финального слова n-граммы по известным предыдущим словам.
3. Разработан инструментарий, позволяющий эксперту производить настройку системы для обработки архивных документов различных тематических областей путем установки набора параметров, определенных по результатам сравнительного анализа качества распознавания тестовых изображений.
4. Разработаны технология и система распознавания архивных документов и автоматической корректировки результатов, успешно интегрированные с системой электронного архива и производящие массовую параллельную обработку документов в пакетном режиме, позволившие сократить количество ошибочных слов на 46%, а значение словарной точности повысить в среднем на 18%.

Результаты диссертационного исследования внедрены в СПб ГУП «Санкт-Петербургский информационно-аналитический центр», центральных государственных архивах и Архивном комитете Санкт-Петербурга в составе государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-

Петербурга». Копии свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ и акты внедрения представлены в приложениях Б и В соответственно.

Дальнейшее развитие научных исследований в области повышения качества распознавания архивных документов и последующей их обработки может быть проведено в следующих направлениях:

- Повышение качества распознавания за счет разработки и применения методов, алгоритмов и средств предварительной обработки изображений для устранения дефектов сканирования, что позволит достигать результатов высокой точности даже при обработке документов низкого исходного качества.
- Разработка критериев оценки качества распознавания документов, учитывающих семантическую связность результатов на основе различных мер ассоциации [13], что позволит выявлять и исключать из поискового индекса документы с большим количеством словесных ошибок распознавания и корректировки, которые невозможно определить, используя лишь словарную оценку точности.
- Применение механизмов автоматического или полуавтоматического пополнения/построения тематических тезаурусов [7,8] и выделения терминов и терминологических словосочетаний из текстов предметных областей обрабатываемых документов для повышения эффективности предложенного метода автоматической корректировки.
- Проведение ассоциативного анализа, кластеризации и автоматического реферировании результатов распознавания с применение методов текст-майнингадля определения взаимосвязанных групп документов и их автоматического аннотирования, а также проведение интеллектуального лингвостатистического анализа [25,26,101] распознанных документов для получения различных характеристик мыслительной деятельности автора (фондообразователя) и извлечения данных, скрытых от непосредственного наблюдения.

Результаты диссертационного исследования также могут быть успешно применены в активно развивающихся и набравших широкую популярность проектах по оцифровке фондов библиотек, музеев, образовательных и других учреждений.

Разработанную систему можно использовать как самостоятельный автономный сервис распознавания изображений, интегрирующийся с информационными системами различных ведомств и государственных и коммерческих организаций, а также с приложениями стационарных компьютеров и мобильных устройств. Взаимодействие с данным сервисом может осуществляться по сети интернет через разработанный программный интерфейс.

Список литературы

1. Азимов, А.Е. Подход к автоматической коррекции ошибок сочетаемости слов в текстах на естественном языке / А.Е. Азимов, Е.И. Большакова // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. – 2011. – № 14. – С. 78-91.
2. Александров, В.В. Интеллект и компьютер / В.В. Александров. – СПб. : Издательство «Анатолия», 2004. – 251 с.
3. Арлазаров, В.Л. Адаптивное распознавание / В.Л. Арлазаров, Н.В. Котович, О.А. Славин // Информационные технологии и вычислительные системы. – 2002. – № 4. – С. 11–23.
4. Арлазаров, В.Л. Алгоритмы распознавания и технологии ввода текстов в ЭВМ / В.Л. Арлазаров, О.А. Славин // Информационные технологии и вычислительные системы. – 1996. – №1. – С. 48-54.
5. Архивы - Архивы Санкт-Петербурга [Электронный ресурс] : официальный сайт. – СПб., 2011-2015. – Режим доступа: http://spbarchives.ru/web/group/archives, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения 24.10.2014).
6. Беляева, Л.Н. Сетевой инструментарий лингвиста. Материалы для учебно-методического сопровождения дисциплины. Часть 1. / Л.Н. Беляева, К.Р. Пиотровская. – СПб.: ООО «Книжный дом», 2014. – 45 с.
7. Бессмертный, И.А. Метод автоматического построения тезаурусов на основе статистической обработки текстов на естественном языке / И.А. Бессмертный, А.Б. Нугуманова // Известия Томского политехнического университета. – 2012. – т.321, № 5. – С. 125-130.
8. Боярский, К.К. Проблемы пополнения семантического словаря / К.К. Боярский, Е.А. Каневский // Научно-технический вестник Санкт-Петербургского государственного университета информационных технологий, механики и оптики. – 2011. – Выпуск 2(72). – С. 132-137.
9. Гамма, Э. Приемы объектно–ориентированного проектирования. Паттерны проектирования = Design Patterns: Elements of Reusable Object-Oriented

Software / Э. Гамма, Р. Хелм, Р. Джонсон, Дж. Влиссидес. – СПб. : Питер, 2007. – 366 с.

10. Гасфилд, Д. Строки, деревья и последовательности в алгоритмах / Д. Гасфилд. – СПб. : БВХ-Петербург, 2003. – 654 с.
11. Городецкий, А.Е. Управление и нейронные сети / А.Е. Городецкий, И.Л. Тарасов. – СПб. : Издательство Политехнического университета, 2005. – 312 с.
12. Зализняк, А.А. Грамматический словарь русского языка / А.А. Зализняк. – М. : Русский язык. – 1980. – 880 с.
13. Захаров, В.П. Выделение терминологических словосочетаний из специальных текстов на основе различных мер ассоциации / В.П. Захаров, М.В. Хохлова // Сборник научных статей XVII Всероссийской объединенной конференции «Интернет и современное общество» ». – СПб.: Учреждение «Университетские телекоммуникации», 2014. – С. 290–293.
14. Захаров, В.П. Корпусная лингвистика: Учебно-методическое пособие / В.П. Захаров. – СПб: Издательство СПбГУ, 2005. – 48 с.
15. Захаров, В.П. Корпусная лингвистика и проблемы исторической лексикографии (на примере корпуса текстов русского языка 19-го века) // Русский язык в двуязычных словарях. Международная научная конференция. –Frankfurt am Main: Lang, 2006. – С. 101-111.
16. Зиняков, В.Ю. Восстановление двумерных изображений с дефектами / В.Ю. Зиняков, А.Е. Городецкий, А.Ю. Кучмин, Е.И. Зеленев, Н.В. Алферова // Информационно-управляющие системы. – 2013. – № 3(64). –С. 8-15.
17. Кляцкин, В.М. Определение расстояния между словами в алгоритмах словарной корректировки результатов распознавания / В.М. Кляцкин, Н.В. Котович, О.А. Славин // Труды института системного анализа российской академии наук. – 2009. – Том 45. – С. 260-266.
18. Коннолли, Т. Базы данных. Проектирование, реализация и сопровождение. Теория и практика / Т. Коннолли, К. Бегг. – 3-е изд. – М. : Вильямс.– 2003. – 1436с.

19. Кулешов, С.В. Методы сегментации OCR систем в задачах автоматической обработки архивных документов / С.В. Кулешов, С.В. Смирнов // Труды СПИИРАН. – 2011. – Выпуск 1(16). – С. 110–122.
20. Левенштейн, В. Двоичные коды с исправлением выпадений, вставок и замещений символов / В. Левенштейн // Доклады Академий Наук СССР. – 1965. –т.163, № 4. – С. 845-848.
21. Леонтьев, Н.А. Применение газетного корпуса якутского языка для проверки орфографии / Н.А. Леонтьев, В.Ф. Протопопова // Наука и современность. – 2014. – №32(2). – С. 45-48.
22. Об организации деятельности исполнительных органов государственной власти Санкт-Петербурга по развитию, подключению и эксплуатации единой мультисервисной телекоммуникационной сети исполнительных органов государственной власти Санкт-Петербурга и создании государственной информационной системы Санкт-Петербурга «Учет ресурсов единой мультисервисной телекоммуникационной сети исполнительных органов государственной власти Санкт-Петербурга»: Постановление Правительства Санкт-Петербурга от 01.07.2011 № 884.
23. Оринштейн, Д. Прикладной программный интерфейс / Д. Оринштейн // Computerworld Россия. – 2009. – №9.
24 Пиотровская, К.Р. Квантитативная лингвистика и компьютерное обучение языкам / К.Р. Пиотровская // Компьютерная лингвистика и обучение языкам. – 2000. – С. 195-217.
25. Пиотровская, К.Р. Квантитативный психолингвистический анализ художественного творчества / К.Р. Пиотровская // Научное мнение. – 2012. – №6-7. – С. 16-20.
26. Пиотровская, К.Р. Частотная зависимость лингвостатистических параметров художественного текста / К.Р. Пиотровская, Ю.В. Товмач, Н.Н. Шульгинова // Научное мнение. – 2012. – №9. –С. 93-97.

27. Реестр государственных информационных систем Санкт-Петербурга [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://reestr-gis.spb.ru/#regis:is2053, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 09.10.2014).
28. Склонение фамилий, имен и отчеств по падежам Библиотека функций [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.delphikingdom.com/asp/viewitem.asp?catalogid=412, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 16.11.2014).
29 Смирнов, С.В. Критерии оценки качества результатов оптического распознавания / С.В. Смирнов // Сборник материалов XVI Международной научно-практической конференции «Перспективы развития информационных технологий». – Новосибирск: Издательство ЦРНС, 2013. – С. 33–38.
30. Смирнов, С.В. Логическая модель представления информации в электронном архиве / С.В. Смирнов // Сборник научных трудов IV Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Научное творчество XXI века». – Красноярск: Научно-инновационный центр, 2011. – выпуск 2. – С. 93-94.
31. Смирнов, С.В. Подсистема массового распознавания изображений архивных документов / С.В. Смирнов // Труды СПИИРАН. – 2012. – выпуск 3(22). – С. 234–248.
32. Смирнов, С.В. Корректировка ошибок оптического распознавания на основе рейтинго-ранговой модели текста / С.В. Смирнов // Труды СПИИРАН. – 2014. – выпуск 4(35). – С. 64-82.
33. Смирнов, С.В. Сравнительный анализ OCR систем в контексте построения системы поиска по изображениям архивных документов / С.В. Смирнов // Информационно-измерительные и управляющие системы. – 2014. – т. 12, №12. – С. 44–51.
34. Сокирко, А.В. Морфологические модули на сайте www.aot.ru / А.В. Сокирко // Материалы конференции «Диалог-2004». – 2004.

35. Соловьев, В.Д. Классификация ошибок распознавания символов печатных изданий в старинной орфографии / В.Д. Соловьев, И.С. Маргулис // Вестник ТГТУ. – 2007. – том 13, № 3. – С. 715-727.
36. Способ и система для проверки правильности неоднозначно распознанных слов в ocr-системе: пат. 2417435 Рос. Федерация / М.Х. Кристиан, К.М. Стефан, Ф.К. Таральд, заявитель и патентообладатель ЛУМЕКС АС. – №2008137125/08. заявл. 15.02.2007, опубл. 2011. – 56 с.
37. Стратегия развития информационного общества в Российской Федерации от 7 февраля 2008 г. N Пр-212 // Российская газета. –2008. –16 фев.
38. Сюзев, В.В. Гибридный метод оптического распознавания текста с коррекцией результатов распознавания / В.В. Сюзев, А. Ханин // Инженерный журнал: наука и инновации. – 2012. – №11(11). – С. 12.
39. Фаулер, М. Архитектура корпоративных программных приложений / М. Фаулер // М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 544 с.
40. Фридл, Д. Регулярные выражения, 3е издание / Д. Фридл // СПб.: Символ Плюс, 2008. – 608 с.
41. Шоломов, Д.Л. Коррекция распознанного текста с использованием методов классификации / Д.Л. Шоломов // Труды ИСА РАН. – 2007. – т. 29. – С. 356–371.
42. Шоломов, Д.Л. Синтаксический подход к пост-обработке нечетко распознанного текста / Д.Л. Шоломов // Сборник трудов ИСА РАН «Документооборот. Концепции и инструментарий». – М.: Едиториал УРСС, 2004. – С. 193–207.
43. Шоломов, Д.Л., Постников В.В., Марченко А.А., Усков А.В. Пост-обработка результатов OCR распознавания, использующая частично определенный синтаксис / Д.Л. Шоломов, В.В. Постников, А.А. Марченко, А.В. Усков // Труды ИСА РАН. – 2005. – т.16. – С. 146–163.
44. Энциклопедический словарь Брокгауза и Эфрона. – СПб.: Типография АО "Брокгауз и Эфрон", 1890. – т. 1а. – 690 с.

45. ABBYY FineReader [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.abbyy.ru/finereader/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
46. AfterScan – post-OCR text proofing, advanced spell-checking, automatic correction [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.afterscan.com/ru/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 12.11.2014).
47. Ahmed, F. MultiSpell: an N-Gram Based Language-Independent Spell Checker / F. Ahmed., Ernesto William De Luca, A. Nurnberger // Proceedings of Eighth International Conference on Intelligent Text Processing and Computational Linguistics (CICLing-2007). – 2007.
48. Anderson N. Optical Character Recognition / N. Anderson // IMPACT Briefing Paper. – 2010.
49. Anderson, N. Optical Character Recognition – Part 1 / N. Anderson // IMPACT Best Practice Guide. – 2010.
50. Andersson, L. Post OCR Correction of Swedish Patent Text: Multidisciplinary Information Retrieval / L. Andersson, H. Rastas, A. Rauber // 7th Information Retrieval Facility Conference (IRFC 2014). Copenhagen:Springer, 2014. – pp. 1-9.
51. Apache Lucene [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://lucene.apache.org, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 18.09.2014).
52. Bassil, Y. OCR context-sensitive error correction based on Google web 1T 5-gram data set / Y. Bassil, M. Alwani // American Journal of Scientific Research. – 2012. – issue 50. – pp. 14-25.
53. Bassil, Y. OCR post-processing error correction algorithm using Google's online spelling suggestion / Y. Bassil, M. Alwani // Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences. – 2012. – Vol.3,No.1. – pp. 90-96.
54. Breuel, T. The hOCR Microformat for OCR Workflow and Results / T. Breuel // Proceedings of Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2007). – 2007. – pp. 1063-1067.

55. Brill, E. An Improved Error Model for Noisy Channel Spelling Correction / E. Brill, R. Moore // Proceedings of the 38th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics (ACL ’00). – 2000. –pp. 286–293.
56. Clara OCR [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://freecode.com/projects/claraocr, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
57. Cuneiform Linux [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://launchpad.net/cuneiform-linux, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
58. Cuneiform Windows [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://cognitiveforms.com/ru/products_and_services/ cuneiform, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
59. Cvision ocr [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.cvisiontech.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
60. Damerau, F.J. A technique for computer detection and correction of spelling errors / F.J. Damerau // Commun. ACM. – 1964. – vol. 7, no. 3. – pp. 171–176.
61. Dynamsoft OCR SDK [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.dynamsoft.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
62. ExperVision TypeReader & RTK [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.expervision.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
63. Fossati, D. A Mixed Trigrams Approach for Context Sensitive Spell Checking / D. Fossati, Barbara Di Eugenio // Proceedings of the 8th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Text Processing (CICLing ’07). – 2007. – pp. 623–633.
64. Gabor, K. Automated Error Detection in Digitized Cultural Heritage Documents / K. Gabor, B. Sagot // Proceedings of the 8th Workshop on Language Technology

for Cultural Heritage, Social Sciences, and Humanities (LaTeCH). – Sweden: EACL, 2014. – pp. 56–61.

65. Ginter, F. New Techniques for Disambiguation in Natural Language and Their Application to Biological Text / F. Ginter, J. Boberg, J. Jarvinen, T. Salakoski // J. Mach. Learn. Res. – 2004. – vol. 5. – pp. 605–621.
66. Gupta, M.R. OCR binarization and image pre-processing for searching historical documents / M.R. Gupta, N.P. Jacobson, E.K. Garcia // Pattern Recognition. – 2007. – no. 2. – pp. 389-397.
67. GlassFish Server [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://glassfish.java.net/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.09.2014).
68. GNU Aspell [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://aspell.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 16.11.2014).
69. GOCR [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://jocr.sourceforge.net, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
70. Google Web 1T Data [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.ldc.upenn.edu/Catalog/CatalogEntry.jsp?catalogId=LDC2006T13, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 06.06.2012).
71. Hauser, A.W. OCR-Postcorrection of Historical Texts : thesis /Andreas W. Hauser. – München: 2007. – 90 p.
72. Hauser, A.W. Unsupervised Learning of Edit Distance Weights for Retrieving Historical Spelling Variations / A.W. Hauser, K.U. Schulz // Proceedings of the First Workshop on Finite-State Techniques and Approximate Search. – 2007. – pp. 1–6.
73. He, J. A comparison of binarization methods for historical archive documents / J. He, Q.D.M. Do, A.C. Downton, J.H. Kim // Proceedings of the 2005 Eight International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR’05). – 2005. – pp. 538-542.

74. Hunspell [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://sourceforge.net/projects/hunspell/files/Hunspell/Documentation/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 16.11.2014).
75. ImageMagick: Convert, Edit, Or Compose Bitmap Images [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.imagemagick.org/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 05.10.2014).
76. IRIS Readiris [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.irislink.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
77. ISO 14721:2003. Space data and information transfer systems – Open archival information system – Reference model: стандарт ISO. – 2003
78. Java [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://java.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 18.09.2014).
79. Jones, M.A. Integrating multiple knowledge sourcesm a Bayesian OCR post-processor / M.A. Jones, G.A. Story, B.W. Ballard // Proceedings of IDCAR-91. – 1991. – pp. 925–933.
80. Kai, N. Unsupervised Post-Correction of OCR Errors : диссертация / Niklas Kai. – Hannover: Leibniz University. –2010. – 111 p.
81. Khare A. A Fresh Graduate's Guide to Software Development Tools and Technologies, Chapter 6 Scalability / A. Khare, Y. Huang, H. Doan, M.S. Kanwal. – 2012. – 24 p.
82. Kolak, O. A Generative Probabilistic OCR Model for NLP Applications / O. Kolak, W. Byrne, P. Resnik // HLT-NAACL. – 2003. – pp. 55–62.
83. Kukich, K. Techniques for automatically Correcting Words in Text / K. Kukich // ACM computing survey Computational Linguistic. – 1992. – vol. 24, no. 4. – pp. 377–439.
84. LEADTOOLS OCR SDK [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.leadtools.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).

85. LOCR [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.math.northwestern.edu/~mlerma/locr/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
86. Lund, W.B. Ensemble Methods for Historical Machine-Printed Document Recognition: диссертация / W.B. Lund. – Brigham Young University. –2014. – 210 p.
87. Lund, W.B. Error correction with in-domain training across multiple OCR system outputs / W.B. Lund, E. K. Ringger // Proceedings of the 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2011). –2011. – pp. 658-662.
88. Lund, W.B. How well does multiple OCR error correction generalize? / W.B. Lund, D.D. Walker, E. K. Ringger // Proceedings of Document Recognition and Retrieval XXI (DRR 2014). – 2014. – 13 p.
89. Mays, E. Context Based Spelling Correction / E. Mays, F.J. Damerau, R.L. Mercer // Inf. Process. Manage. – 1991. – vol. 27, no. 5. – pp. 517–522.
90. Mordani, R. Java Servlet Specification Version 3.0 / R. Mordani. – USA. –2009.
91. Myka, A. Fuzzy Full-Text Searches in OCR Databases / A. Myka, U. Güntzer // Proceedings of the ADL ’95. – 1996. – pp. 131–145.
92. Nuance OmniPage [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.nuance.com, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
93. Ocrad [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.gnu.org/software/ocrad/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
94. OCRchie [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.eecs.berkeley.edu/~fateman/kathey/ocrchie.html, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
95. Ocre [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://lem.eui.upm.es/ocre.html, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).

96. OCRFeeder [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://wiki.gnome.org/action/show/Apps/OCRFeeder, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
97. Ocropus [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://code.google.com/p/ocropus/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).
98. Package: hunspell-tools [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://packages.debian.org/sid/text/hunspell-tools, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 16.11.2014).
99. Perez-Cortes, J. Stochastic Error-Correcting Parsing for OCR Post-Processing / J. Perez-Cortes, J. Amengual, J. Arlandis, R. Llobet // Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition (ICPR ’00). – 2000. – pp. 405–408.
100. Philips, L. The Double Metaphone Search Algorithm / L. Philips // C/C++ Users Journal. – 2000. – vol. 8, no. 6. – pp. 38–43.
101. Piotrowska, W. Statistical Parameters in Pathological Text / W. Piotrowska, X. Piotrowska // Journal of Quantitative Linguistics. – 2004. – vol. 11, issue 1-2. – pp. 133-140
102. Pollock, J. Automatic Spelling Correction in Scientific and Scholarly Text / J. Pollock, A. Zamora // Commun. ACM. – 1984. – vol. 27, no. 4. – pp. 358–368.
103. Postnikov, V.V. Post-processing of OCR Results Using Automatically Constructed Partially Defined Syntax / V.V. Postnikov, D.L. Sholomov // Proceedings of the International Conference on Machine Learning, Technologies and Applications. – 2004. – pp. 814–820.
104. Reynaert M. Text Induced Spelling Correction : диссертация / Martin William Christian Reynaert. – Enschede: PrintPartners Ipskamp, 2005. – 203 p.
105. Reynaert, M. Corpus-Induced Corpus Clean-up / M. Reynaert // Fifth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC ‘2006). – 2006.

106. Reynaert, M. Non-interactive OCR Post-correction for Giga-Scale Digitization Projects / M. Reynaert // Computational Linguistics and Intelligent Text Processing. – 2008. – pp. 617–630.

107. Reynaert, M. Text Induced Spelling Correction / M. Reynaert // Proceedings of the 20th international conference on Computational Linguistics (COLING ’04). – 2004. – pp. 834–841.

108. Rusell, R.C. Patent Numbers, 1,261,167 (1918) and 1,435,663 (1922): Technical report / R.C. Rusell, M.K. Odell. – Washington : Patent Office. – p. 67.

109. Russian morphology for lucene - Google Project Hosting [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://code.google.com/p/russianmorphology/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 05.10.2014).

110. Schaback, J. Multi-Level Feature Extraction for Spelling Correction / J. Schaback, F. Li // Workshop on Analytics for Noisy Unstructured Text Data (IJCAI-2007). – 2007. – pp. 79–86.

111. SimpleOCR [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.simpleocr.com/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).

112. Spring Framework [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://projects.spring.io/spring-framework/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.09.2014).

113. Strohmaier, C.M. Methoden der lexikalischen Nachkorrektur OCR-erfasster Dokumente : Ph.D. thesis / Christian M. Strohmaier. – Munich, 2004. – 158 p.

114. Taghva, K. OCRSpell: an interactive spelling correction system for OCR errors in text / K. Taghva, E. Stofsky // International Journal of Document Analysis and Recognition. – 2001. – vol. 3. – pp. 125–137.

115. Tanner S. Deciding Whether Optical Character Recognition is Feasible / S. Tanner // King’s Digital Consultancy Services, 2004. – 11 p.

116. Tesseract-ocr [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://code.google.com/p/tesseract-ocr/, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 29.04.2014).

117. Tong, X. A Statistical Approach to Automatic OCR Error Correction In Context / X. Tong, D. Evans // Proceedings of the Fourth Workshop on Very Large Corpora (WVLC-4). – 1996. – pp. 88–100.

118. Viterbi, A.J. Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm / A.J. Viterbi // IEEE Transactions on Information Theory. – 1967. – vol. 13, no. 2. – pp. 260–269.

119. Volk, M. Strategies for reducing and correcting OCR error / M. Volk, L. Furrer, R. Sennrich // Language Technology for Cultural Heritage. – Berlin: Springer Berlin Heidelberg. – 2011. – pp. 3–22.

120. Wagner, R.A. The String-to-String Correction Problem / R.A. Wagner, M.J. Fischer // J. ACM. – 1974. – vol. 21, no. 1. – pp. 168–173.

121. Wemhoener, D. Creating an improved version using noisy OCR from multiple editions / D. Wemhoener, I. Yalniz, R. Manmatha // Proceedings of the 12th International Conference on Document Analysis and Recognition. – 2013. – pp. 160-164.

122. Wick, M. Context-Sensitive Error Correction: Using Topic Models to Improve OCR / M. Wick, M. Ross, E. Learned-Miller // Proceedings of the Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR ’07). – 2007. pp. – 1168–1172.

Приложение А. Примеры графического интерфейса системы

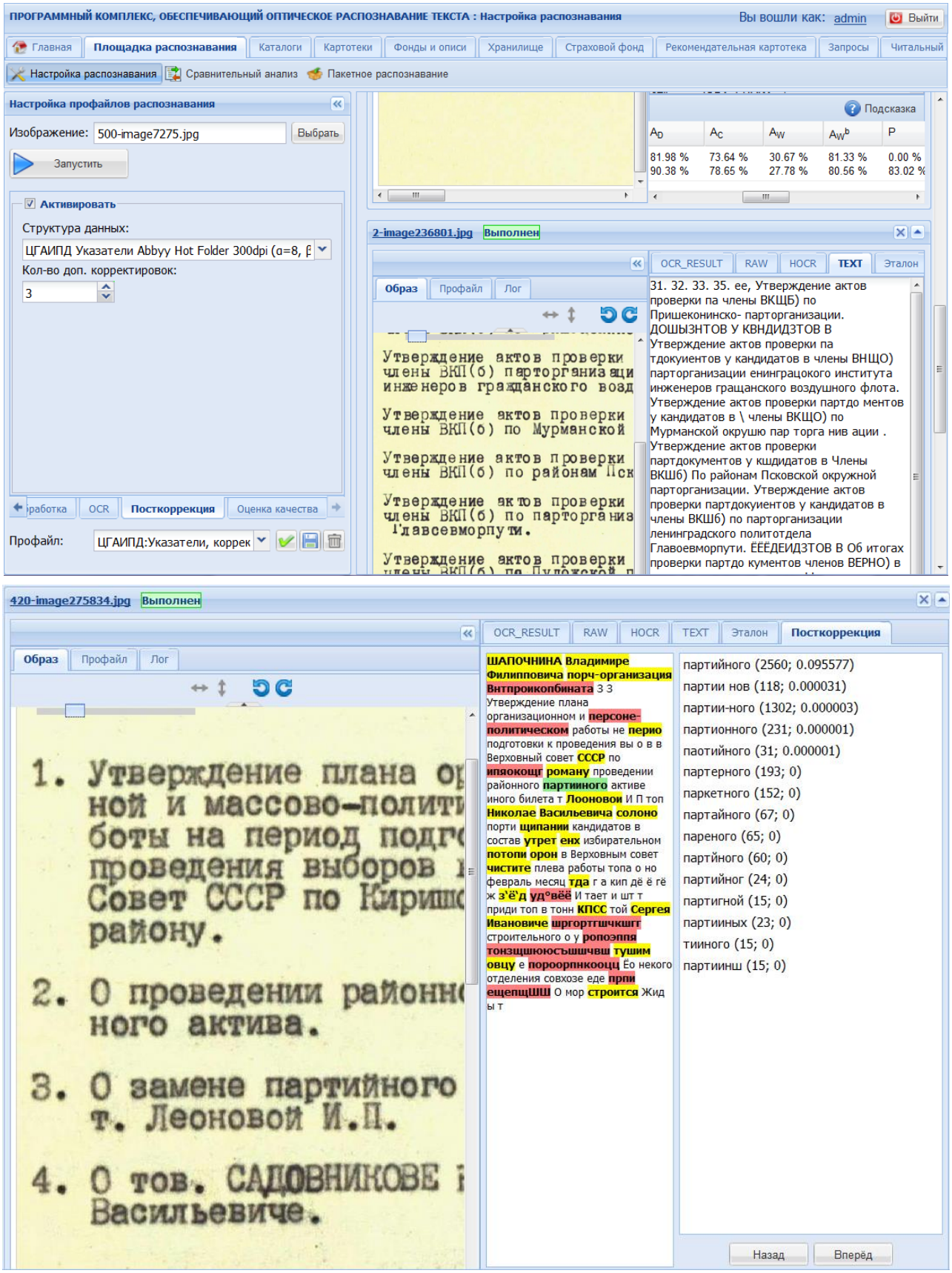


Рисунок А.1. Графический интерфейс программного модуля настройки профайлов

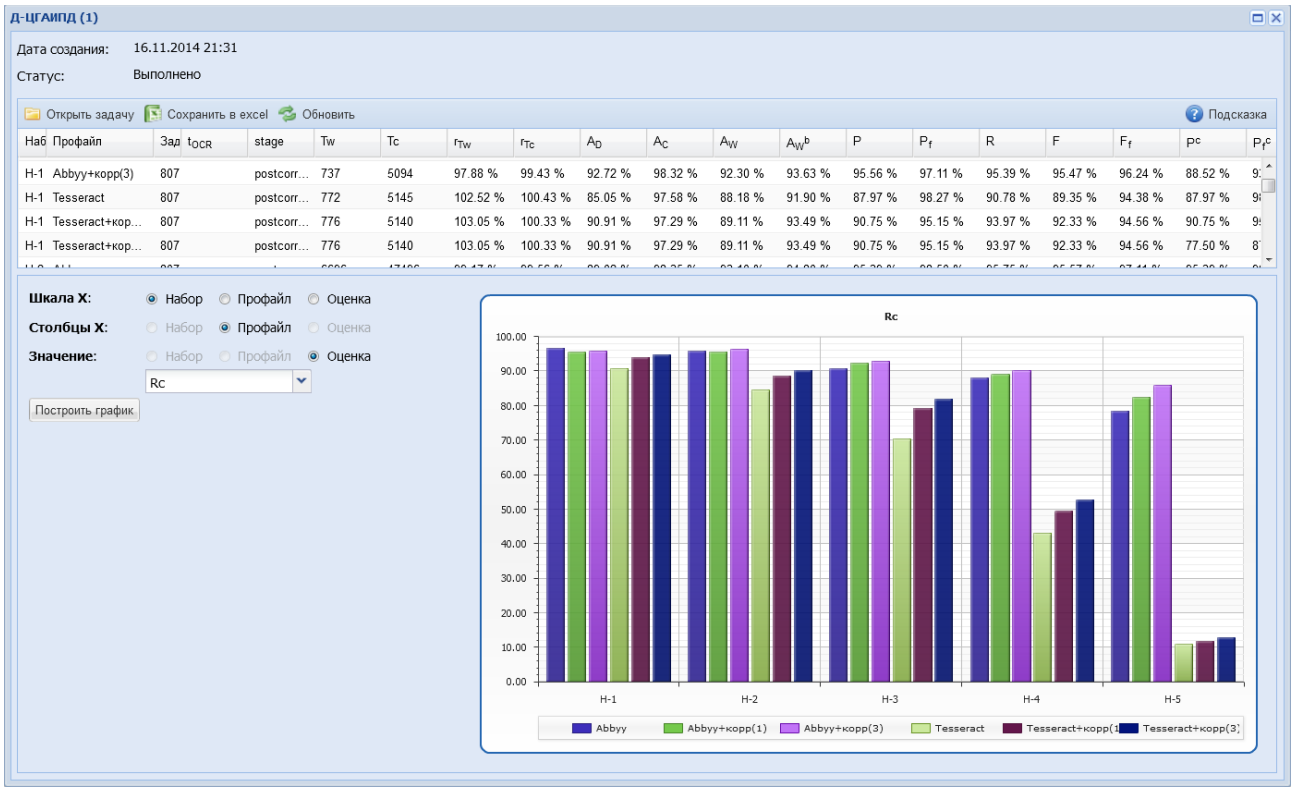


Рисунок А.2. Графический интерфейс программного модуля сравнительного анализа

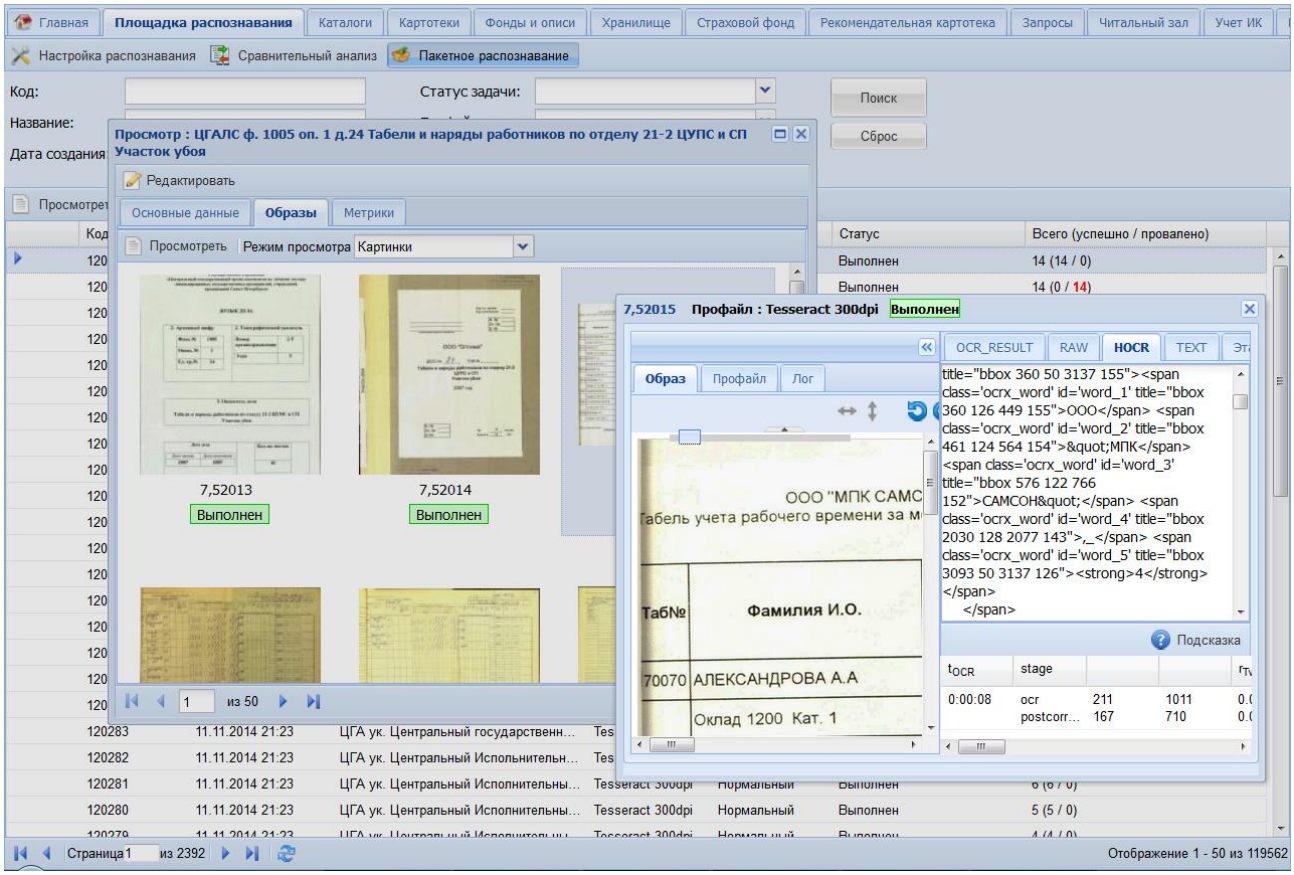


Рисунок А.3. Графический интерфейс программного модуля пакетного распознавания

Приложение Б. Свидетельства о государственной регистрации

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2014662557

Программный комплекс «Формирование метаданных» ГИС «Государственные архивы Санкт-Петербурга»

Правообладатель: ***Санкт-Петербург, от имени которого выступает Комитет по информатизации и связи (RU)***

Авторы: ***Смирнов Сергей Владимирович (RU), Кожин Александр Владимирович (RU), Воронцов Артем Валерьевич (RU), Белозерова Марина Вячеславовна (RU)***

Заявка № **2014660387**
Дата поступления **14 октября 2014 г.**
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ ***03 декабря 2014 г.***

Врио руководителя Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Л.Л. Кирий

Рисунок Б.1. Программный комплекс «Формирование метаданных» ГИС «Государственные архивы Санкт-Петербурга»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2014662676

Программный комплекс «Информационно-лингвистическое обеспечение» ГИС «Государственные архивы Санкт-Петербурга»

Правообладатель: ***Санкт-Петербург, от имени которого выступает Комитет по информатизации и связи (RU)***

Авторы: ***Смирнов Сергей Владимирович (RU), Кожин Александр Владимирович (RU), Воронцов Артем Валерьевич (RU), Белозерова Марина Вячеславовна (RU)***

Заявка № **2014660310**

Дата поступления **14 октября 2014 г.**

Дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ ***05 декабря 2014 г.***

Врио руководителя Федеральной службы по интеллектуальной собственности

Л.Л. Кирий

Рисунок Б.2. Программный комплекс «Информационно-лингвистическое обеспечение» ГИС «Государственные архивы Санкт-Петербурга»

Приложение В. Акты внедрения

ПРАВИТЕЛЬСТВО САНКТ-ПЕТЕРБУРГА

АРХИВНЫЙ КОМИТЕТ САНКТ-ПЕТЕРБУРГА

АКТ

_____ № _____

УТВЕРЖДАЮ
Председатель Комитета
_____ С.В. Штукова
«15» декабря 2014г

АКТ
о внедрении результатов диссертационных исследований
Смирнова Сергея Владимировича на тему
«Технология и система автоматической корректировки результатов при распознавании архивных документов»

Настоящим подтверждается, что результаты диссертационного исследования внедрены в составе государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-Петербурга», функционирующей в Архивном комитете Санкт-Петербурга и семи подведомственных ему центральных государственных архивах, в качестве программных комплексов, обеспечивающих формирование метаданных, информационно-лингвистическое обеспечение и оптическое распознавание текста.

Результаты диссертационного исследования, используемые в системе, позволили произвести массовое распознавание накопленного массива электронных образов научно-справочного аппарата архивов и используются в настоящее время для потокового распознавания вновь загружаемых изображений архивных документов в автоматическом режиме с целью расширения поискового пространства и пополнения мета базы данных.

Применение предложенных в диссертационной работе подходов к распознаванию и поиску архивных документов предоставило сотрудникам и посетителям архивов и Архивного комитета Санкт-Петербурга новые возможности для эффективного поиска информации.

Заместитель председателя Комитета М.В. Мишенкова

Начальник сектора автоматизированных архивных технологий и информатизации П.А. Крылов

Рисунок В.1. Акт о внедрении в Архивном комитете СПб

АРХИВНЫЙ КОМИТЕТ САНКТ-ПЕТЕРБУРГА

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ КАЗЕННОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
«ЦЕНТРАЛЬНЫЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АРХИВ ДОКУМЕНТОВ ПО ЛИЧНОМУ СОСТАВУ ЛИКВИДИРОВАННЫХ ГОСУДАРСТВЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ, УЧРЕЖДЕНИЙ, ОРГАНИЗАЦИЙ САНКТ-ПЕТЕРБУРГА»
(ЦГАЛС СПб)

Днепропетровская ул., 9-А, Санкт-Петербург, 191119
Тел. (812) 572-12-57, Факс (812) 572-12-57.
ОКПО 80569659 ОГРН 1027809227445
ИНН / КПП 7842013557/784201001

УТВЕРЖДАЮ
Директор ЦГАЛС СПб
_____ Л.С. Легкая
«16» декабря 2014г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационных исследований на тему

«Технология и система автоматической корректировки результатов при распознавании архивных документов»

Полученные в диссертационном исследовании Смирнова Сергея Владимировича «Технология и система автоматической корректировки результатов при распознавании архивных документов» результаты внедрены в рамках работ по автоматизации архивной деятельности и адаптации государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-Петербурга» под потребности архива, проводимых СПб ГУП «Санкт-Петербургский информационно-аналитический центр».

Специфика архива подразумевает наличие в содержании дел и научно-справочного аппарата большого количества наименований предприятий, специальностей, должностей, имен собственных и других узкоспециализированных терминов, в связи, с чем предложенные в диссертационном исследовании методы и алгоритмы автоматической корректировки ошибок, основанные на тематических тезаурусах, являются особенно актуальными и эффективными для обработки документов архива.

Внедрение предложенных в исследовании систем распознавания и поиска архивных документов значительно облегчило процессы обнаружения необходимой информации, что положительно отразилось на эффективности исполнения запросов, поступающих от граждан и организаций.

Заведующий отделом комплектования, обеспечения сохранности и использования документов (1-Д) О.Н. Пейбо

Рисунок В.2. Акт о внедрении в ЦГАЛС СПб

Комитет по информатизации и связи
Санкт-Петербургское государственное
унитарное предприятие
**“Санкт-Петербургский
информационно-аналитический центр”**
191040, Санкт-Петербург,
Транспортный пер., д.6, литер А, пом. 7Н 8Н
Тел. (812) 764-3957,
факс (812) 764-9548,
e-mail: secretar@iac.spb.ru

УТВЕРЖДАЮ

Директор СПБ ГУП «СПб ИАЦ»

_____ Е.В. Корабельников

«18» декабря 2014г.

АКТ
внедрения результатов диссертационных исследований на тему:
«Технология и система автоматической корректировки результатов при распознавании архивных документов»

Полученные в диссертационном исследовании Смирнова Сергея Владимировича «Технология и система автоматической корректировки результатов при распознавании архивных документов» результаты внедрены по следующим пунктам:

1) В рамках работ по развитию государственной информационной системы «Государственные архивы Санкт-Петербурга» использованы результаты диссертационного исследования в полном объеме. Реализованные системы распознавания архивных документов, автоматической корректировки результатов и поиска изображений архивного фонда позволили успешно произвести обработку более миллиона электронных образов архивных документов, увеличить размер поискового покрытия на несколько порядков и предоставить пользователям эффективный поисковый инструментарий, работоспособность которого не требует проведения трудоемкой и дорогостоящей подготовительной ручной работы.

2) В рамках работ по автоматизации процесса комплектования Архивного фонда Санкт-Петербурга для повышения качества результатов распознавания архивных документов и сокращения количества допускаемых ошибок используется предложенный в диссертационной работе инструментарий, позволяющий экспертам производить настройку системы для наиболее эффективного решения задачи распознавания, путем создания профилей под каждый класс документов. Применение данного инструментария позволяет использовать для корректировки ошибок различные тематические тезаурусы и производить сравнительный анализ качества результатов различными профилями, опираясь на широкий спектр автоматически вычисляемых показателей и критериев точности и качества распознавания. Применение предложенных в диссертационной работе методов автоматического обнаружения ошибок, генерации, ранжирования и отбора корректировок способствовало существенному снижению затрат на ручную корректировку, а для некоторых классов документов и полному отсутствию необходимости в ней.

Первый заместитель директора,
кандидат технических наук, профессор Ю.Н. Захаров

Начальник отдела разработки и проектирования
электронных архивов М.В. Белозёрова

Рисунок В.3. Акт о внедрении в СПб ГУП «СПб ИАЦ»