

*Н.С. Гусев*  
Научный руководитель – проф., д.т.н. С.С. Садыков

*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов в наложенном состоянии**

Распознавание объектов в изображении является одной из самых популярных задач обработки изображений ввиду широкого спектра применения данной технологии.

Целью проекта является исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов в наложенном состоянии, а также реализация программы, построенной на этом алгоритме.

Программа, построенная на данном алгоритме, включает в себя шесть блоков, описанных ниже:

- блок предобработки изображения включает в себя фильтрацию изображения методом Гаусса, бинаризацию методом Отсу, а также удаление фона;

- блок формирования одноточечных контуров бинарных изображений объектов реализуется с помощью алгоритма метода направленного перебора;

- с помощью третьего блока формируются векторы признаков полученных изображений. Для описания контура изображения используются цепные коды, позволяющие кодировать две точки вектора одним символом, подлежащим конечному множеству по методу Фримена;

- задача четвертого блока состоит в распознавании класса объекта. Оптимальным методом для оценки сходства объектов будет являться метод ближайших соседей;

- в пятом блоке, после установления класса наложенного плоского объекта, определяется месторасположение отдельных плоских объектов, образующих сложный объект. Достижение данной цели происходит при помощи сравнения функции цепного кода наложенного объекта, класс которого был установлен, и эталонных функций двух отдельных плоских объектов по соответствующим формулам;

- в шестом блоке производится выделение цветом границ двух распознанных отдельных тестируемых плоских объектов в наложенном плоском объекте. По формулам из предыдущего блока выбираются два минимальных значения эталонов, запоминаются цепные коды и сдвиги, которые позволили получить данный результат. Затем происходит сдвиг сохраненного цепного кода на указанное значение, после чего данное значение вычитается из цепного кода наложенного плоского объекта. Участки, давшие значение ноль, окрашиваются в цвет соответствующего отдельного тестируемого плоского объекта. Аналогичные действия выполняются для второго цепного кода.

В результате тестирования программы, построенной на алгоритме распознавания отдельных плоских объектов в наложенном состоянии были сделаны выводы о целесообразности его использования в определенных случаях. Результат работы программы показал множество особенностей алгоритма, необходимых для его большего понимания, в частности:

- лучшие результаты при распознавании показывали классы, состоящие из двух эталонов одного отдельного плоского объекта или два отдельных объекта, имеющих наиболее отличную друг от друга форму. Объекты, для лучшего распознавания, не должны иметь длинные прямые участки или большие скругления;

- в наложенных объектах, у изображений которых одна из деталей делит вторую на две части, алгоритм позволяет маркировать лишь большую часть отдельного объекта, находящуюся по одну сторону от пересекаемой детали, меньшая же часть остается без маркировки. ;

Корректность работы программы проверена. В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов работы программы.

Ильин А.А.

*Научный руководитель – д.т.н. С.С. Садыков*

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Исследование алгоритма распознавания класса наложенных тестовых плоских объектов с использованием безразмерных признаков их выпуклых оболочек**

Распознавание объектов на изображении является одной из самых популярных задач обработки изображений ввиду широкого спектра применения данной технологии. Во многих отраслях промышленности успешно применяются системы технического зрения (СТЗ). Операция сортировки деталей при разработке алгоритмов обработки их изображений в СТЗ может быть сформулирована как задача распознавания образов, воспринимаемых видеокамерой системы. Для этого полученные изображения подвергаются обработке и анализу. Детали на конвейере могут располагаться неупорядоченно в отдельном и наложенном виде. Задача распознавания отдельно лежащих на ленте плоских деталей практически решена, в то время как вопрос идентификации наложенных плоских объектов требует своего решения.

Целью проекта является исследование алгоритма распознавания класса наложенных тестовых плоских объектов, а также реализация программы, построенной на этом алгоритме.

Программа, построенная на данном алгоритме включает в себя:

- предварительную обработку изображения (медианная фильтрация, бинаризация, удаление фона);
- получение контура бинарного изображения объекта;
- построение выпуклой оболочки этого изображения;
- получение контура выпуклой оболочки объекта;
- вычисление базовых и безразмерных признаков;
- формирование эталонных векторов признаков объектов;
- обучение системы распознаванию;
- распознавание класса объектов.

В ходе исследования программы с использованием данного алгоритма сделаны выводы о целенаправленности использования определенных методов обработки, а также приведена оценка работы алгоритма.

В результате проведенных исследований выявлено, что все классы наложенных изображений могут быть полностью идентифицированы.

Для распознавания одного изображения наложенных объектов требуется в среднем 430 мс. Основные затраты времени составляет вычисление среднеквадратичного отклонения вектора признаков неизвестного объекта до всех эталонов. Данное время может быть уменьшено путем использования параллельной обработки данных на современных многоядерных процессорах.

#### **Литература**

1 Садыков, С.С. Алгоритм построения выпуклой оболочки бинарного изображения и формирование его безразмерных признаков/С.С. Садыков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 2 (31). С.77-85.

2 Садыков, С.С. Экспериментальное исследование алгоритма распознавания отдельных тестовых плоских объектов на основе их безразмерных контурных признаков /С.С. Садыков, Я.Ю. Кульков //Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 3 (32). С.76-90.

*Т.А. Кармышова*  
Научный руководитель – проф., д.т.н. С.С. Садыков

*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов с использованием контурных безразмерных признаков**

Стремительное развитие наукоемких технологий дало толчок к широкому использованию сложной вычислительной техники как на производстве, так и в других областях человеческой деятельности. Распространение микропроцессорных устройств привело к появлению новых средств автоматизации в промышленности, такие как системы автоматической упаковки, сортировки и контроля качества продукции. Подобные системы предназначены для замены человека на работах, требующих выполнения однотипных, трудоемких и, иногда, вредных здоровью операций по сортировке, упаковке и контролю качества деталей и изделий.

Комплексы, осуществляющие автоматическую упаковку, сортировку и контроль качества деталей и изделий строятся в основном на базе систем технического зрения (СТЗ), ядром которых является алгоритмы распознавания путем обработки и анализа изображений этих деталей и изделий.

Различают комплексы автоматической сортировки и контроля качества плоских и трехмерных деталей и изделий.

Целью проекта является исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов с использованием контурных безразмерных признаков, предложенного в [1], а также его программная реализация.

Программа, построенная на данном алгоритме, включает в себя следующую последовательность действий:

1. Бинаризацию изображения.
2. Вычисление одноточечного контура бинарного изображения.
3. Вычисление первичных параметров, таких как периметр, метрическая длина и количество точек различной кривизны по полученному контуру.
4. Формирование вектора признаков на основе первичных коэффициентов.
5. Формирование набора эталонов для каждой группы изображений, состоящий из векторов безразмерных признаков.
6. Вычисление степени сходства вектора признаков неизвестного изображения и векторов признаков эталонов с использованием среднеквадратичного отклонения.
7. Формирование таблицы вероятности распознавания в зависимости от числа используемых эталонов.

В результате тестирования реализованной программы, построенной на данном алгоритме, были сделаны выводы о целесообразности использования конкретных методов обработки, а также была дана оценка работы алгоритма в целом.

#### Литература

1. Садыков, С. С. Оценка возможности распознавания отдельных реальных плоских объектов на основе их безразмерных контурных признаков / С. С. Садыков, Я. Ю. Кульков // Надежность и качество сложных систем. – 2015. – № 4 (12). – С. 101–109.

Корсаков А.С.

*Научный руководитель: к.т.н., доц. С.В. Еремеев**Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23***Разработка методов анализа пространственных объектов в динамических ГИС**

Геоинформационные системы (ГИС) это системы сбора, хранения, анализа и графической визуализации пространственных данных и связанной с ними информацией о необходимых объектах. Данные системы широко используются в мире и находят применение в государственной, транспортной, военной сферах, а также в сферах сельского и коммунального хозяйства. Представленные методы являются частью надстройки над ГИС Ингео и могут быть использованы в различных сферах деятельности таких как военная, коммерческая, государственная, сельскохозяйственная и другие.

Основной целью проекта является разработка двух методов, первый из которых позволит найти объекты в темпоральном графе, которые не были изменены, второй определит сектора, где объекты изменялись максимальное количество раз относительно других секторов.

Для реализации методов использован среда язык программирования С# и среда программирования Microsoft Visual Studio.

Одной из задач при реализации обоих методов стала разработка матрицы изменений, необходимой для подсчета количества изменений между объектами за определенное количество моментов времени. При ее построении перебираются и сравниваются топологические отношения в матрице смежности темпорального графа [1], например, если в текущем и следующем моментах времени топологические отношения имеют разные значения, значит, в матрице изменений топологических связей на соответствующих координатах значение количества изменений вырастет на единицу, иначе останется прежним.

Для нахождения неизменявшихся объектов по матрице изменений нужно выбрать объекты с количеством изменений равным нулю. На рисунке 1 (а-в) продемонстрированы моменты времени  $t_1$ - $t_3$  с объектами, меняющими свои топологические связи [2]. А также объект под номером 4 на рисунке 1 (в), который после выполнения алгоритма определен как «неизменявшийся».

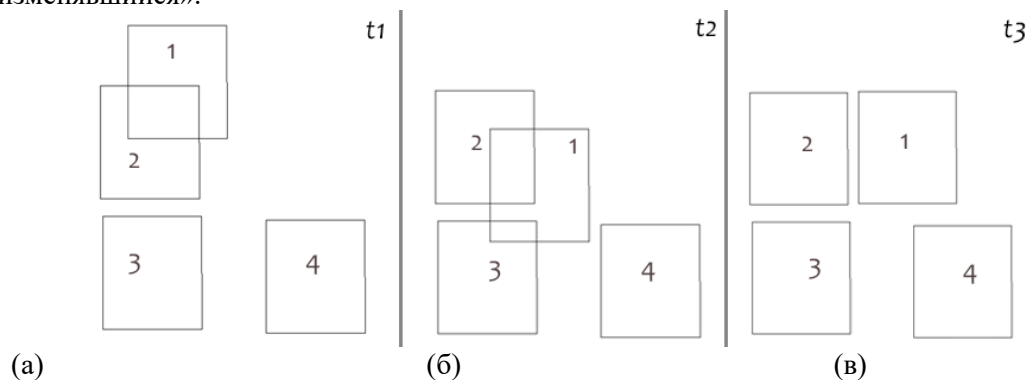


Рисунок 1 – Демонстрация поиска неизменявшихся объектов

Чтобы найти сектора, изменявшиеся максимальное количество раз, необходимо узнать размер сектора и их количество, далее разбить карту на соответствующее им число, и сравнивать объекты, лежащие в каждом секторе, а также получать сумму. Итогом станет матрица, эквивалентная количеству секторов на карте, значениями которой будет число изменений в каждом секторе. Наибольшее число в секторе значит что он имеет максимальное количество изменений. В данном случае результаты являются верными только если объекты изменяли топологические связи в своем секторе. На рисунке 2 показана карта с объектами, разделенная на сектора, а также таблица, показывающая количество изменений в секторах.

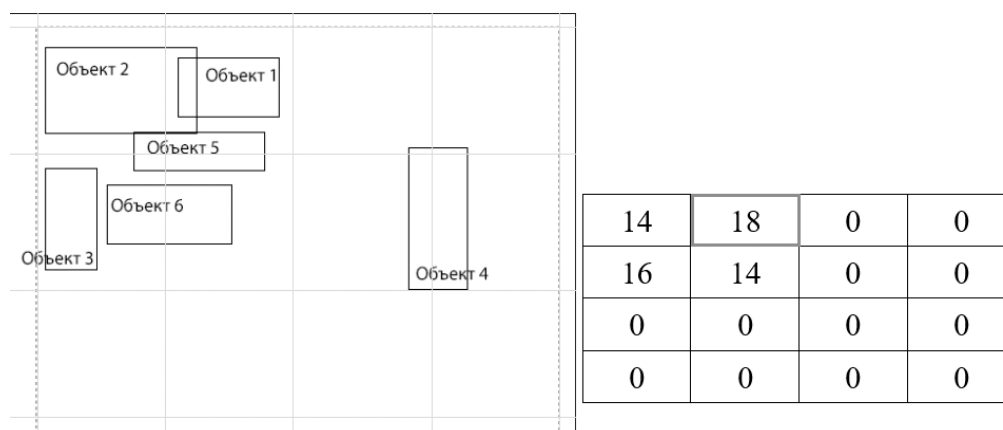


Таблица 2 – Результат работы метода нахождения секторов, изменяемых максимальное количество раз

Таким образом, были рассмотрены два метода, предназначенных для определения объектов на карте, которые за промежуток моментов времени не были изменены ни разу, а также объектов на карте, изменившихся максимальное количество раз. Необходимым условием для реализации обоих алгоритмов стало построение матрицы изменений.

1. Л.С. Берштейн, А.В. Боженюк. Использование темпоральных графов, как моделей сложных систем. «Известия Южного федерального университета. Технические науки» Выпуск №4, том 105, 2010. С. 198-203.

2. Еремеев С.В., Андрианов Д.Е, Веденин А.С. Построение и использование топологических отношений между группами пространственных объектов в геоинформационных системах, Вестник РГРТУ. №1. 2014. С. 130-133.

*Ю. В. Муругова*

Научный руководитель: доцент Ю. А. Подгорнова  
*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного  
учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет  
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

## **Кодирование данных методом LZW**

Сжатие данных — процесс преобразования данных посредством алгоритма, служащий для уменьшения их объема, а также для более эффективного использования устройств, передачи и хранения данных. Этот процесс необходим для устранения избыточности, которая содержится в исходных данных. Восстановление данных является процедурой обратной сжатия данных. Так же ее называют распаковкой или декомпрессией.

LZW-сжатие можно назвать наиболее универсальным методом сжатия данных. Он получил распространение благодаря своей простоте и гибкости. Этот алгоритм назван по имени его создателей Абрахама Лемпеля, Якоба Зива и Терри Велча [1].

Исходный метод сжатия данных впервые был заявлен в 1978 г. Над ним работали только двое ученых, поэтому ему присвоили название LZ78 (Lempel-Ziv). Позже, алгоритм был усовершенствован Терри Велчем, и опубликовал уже в 1984 г., как LZW-алгоритм.

LZW-сжатие производят для обработки файлов изображения в формате GIF, а также предлагается в качестве опции для форматов TIFF и PostScript.

Процесс сжатия состоит в следующем: алгоритмом динамически создается таблица, которая будет содержать преобразованные строки. Определенным символьным последовательностям ставятся соответствующие им группы бит имеющие определенную длину. Обычно, она является фиксированной и составляет 12 бит.

Происходит инициализация таблицы всеми одно-символьными строками. Алгоритм, во время кодирования, просматривает каждый символ текста, сохраняя каждую новую, уникальную двух-символьную строку в таблицу. Каждая строка представляет собой пару: код-символ, где код является ссылкой на соответствующий первый символ.

После сохранения в таблицу новой двух-символьной строки, происходит передача на выход кода первого символа. В процессе считывания, для очередного символа на входе, по таблице сопоставляется уже существующая строка с максимальной длиной бит, затем в таблицу записывается код этой строки и следующий символом на входе. В результате код этой строки выдается на выход, а в качестве начала новой применяется следующий символ.

Исходя из того, что любое гнездо словаря содержащее одно-символьные цепочки, исключая самые первые, содержит так же и копию некоторого другого гнезда, с одним символом, приписанным в конце, при реализации этого алгоритма на практике, существует возможность обойтись простой списочной структурой, имеющей одну связь.

Рассмотрим процесс сжатия, который выглядит следующим образом:

- 1) происходит последовательное считывание символов входного потока;
- 2) проверка на существование необходимой строки в созданной;
- 3) в случае ее существования, считывается следующий символ, в обратном случае в поток заносится код созданный для предыдущей найденной строки;
- 4) строка сохраняется в таблицу, а поиск начинается снова [2].

Для осуществления процесса декодирования, алгоритму на входе достаточно иметь лишь закодированный текст, так как существует возможность воссоздания необходимой таблицы преобразования опираясь на закодированный текст. Во время работы алгоритм генерирует однозначно декодируемый код. Это объясняется тем, что каждый раз, во время генерирования нового кода и добавлении строки в таблицу строк, LZW-алгоритм выполняет проверку, уточняя является ли строка уже известной. Если это так, то алгоритм не генерирует новый код, а выводит существующий. В результате, любая строка в таблице будет существовать строго в единственном экземпляре и иметь свой уникальный номер. Таким образом, при получении

нового кода, при дешифровании создается новая строка, а при получении уже известного, строка извлекается из словаря.

Преимущества LZW-алгоритма: высокая скорость работы при осуществлении упаковки или распаковки, требования малого объема памяти и сравнительно не сложная реализация на аппаратном уровне. Недостатки: степень сжатия информации значительно ниже, чем сжатие по схеме двухступенчатого кодирования. Это объясняется тем, что при переполнении словаря алгоритм может либо прекратить его заполнение, либо очистить (полностью или частично).

#### **Литература**

1. Ватолин Д. – Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео. - М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. -384 с.
2. Материалы сайта habrahabr.ru //URL: <https://habrahabr.ru> (дата обращения: 30.03.2018)

*Н.С. Гусев*  
Научный руководитель – проф., д.т.н. С.С. Садыков

*Муромский институт (филиал) Владимирского государственного университета  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов в наложенном состоянии**

Распознавание объектов в изображении является одной из самых популярных задач обработки изображений ввиду широкого спектра применения данной технологии.

Целью проекта является исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов в наложенном состоянии, а также реализация программы, построенной на этом алгоритме.

Программа, построенная на данном алгоритме, включает в себя шесть блоков, описанных ниже:

- блок предобработки изображения включает в себя фильтрацию изображения методом Гаусса, бинаризацию методом Отсу, а также удаление фона;

- блок формирования одноточечных контуров бинарных изображений объектов реализуется с помощью алгоритма метода направленного перебора;

- с помощью третьего блока формируются векторы признаков полученных изображений. Для описания контура изображения используются цепные коды, позволяющие кодировать две точки вектора одним символом, подлежащим конечному множеству по методу Фримена;

- задача четвертого блока состоит в распознавании класса объекта. Оптимальным методом для оценки сходства объектов будет являться метод ближайших соседей;

- в пятом блоке, после установления класса наложенного плоского объекта, определяется месторасположение отдельных плоских объектов, образующих сложный объект. Достижение данной цели происходит при помощи сравнения функции цепного кода наложенного объекта, класс которого был установлен, и эталонных функций двух отдельных плоских объектов по соответствующим формулам;

- в шестом блоке производится выделение цветом границ двух распознанных отдельных тестируемых плоских объектов в наложенном плоском объекте. По формулам из предыдущего блока выбираются два минимальных значения эталонов, запоминаются цепные коды и сдвиги, которые позволили получить данный результат. Затем происходит сдвиг сохраненного цепного кода на указанное значение, после чего данное значение вычитается из цепного кода наложенного плоского объекта. Участки, давшие значение ноль, окрашиваются в цвет соответствующего отдельного тестируемого плоского объекта. Аналогичные действия выполняются для второго цепного кода.

В результате тестирования программы, построенной на алгоритме распознавания отдельных плоских объектов в наложенном состоянии были сделаны выводы о целесообразности его использования в определенных случаях. Результат работы программы показал множество особенностей алгоритма, необходимых для его большего понимания, в частности:

- лучшие результаты при распознавании показывали классы, состоящие из двух эталонов одного отдельного плоского объекта или два отдельных объекта, имеющих наиболее отличную друг от друга форму. Объекты, для лучшего распознавания, не должны иметь длинные прямые участки или большие скругления;

- в наложенных объектах, у изображений которых одна из деталей делит вторую на две части, алгоритм позволяет маркировать лишь большую часть отдельного объекта, находящуюся по одну сторону от пересекаемой детали, меньшая же часть остается без маркировки. ;

Корректность работы программы проверена. В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов работы программы.



Олешко И.А.

*Научный руководитель: к.т.н., доцент А.А. Фомин  
Муromский институт (филиал) федерального государственного образовательного  
учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет  
имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23  
E-mail: oleshko.ilya@gmail.com*

### **Проблемы агрегирования web-ресурсов в формате XML**

Большое количество онлайн торговых площадок создает проблему выбора для конечного пользователя. Поэтому актуальной являются задачи агрегирования информации с разных ресурсов и представления ее в виде обобщенного списка. Одним из подходов к решению этой задачи является Web Mining.

Web Mining – это сбор данных (парсинг) с последующим сохранением в нужном формате. Фактически, задача сводится к написанию HTTP парсеров [2].

Существует несколько подходов к извлечению данных:

- Анализ DOM дерева, использование XPath;
- Парсинг строк;
- Использование регулярных выражений.

Анализ DOM дерева основывается на понятии иерархического дерева. Согласно DOM модели, каждый тег образует узел дерева с типом «элемент». Вложенные в него теги становятся дочерними узлами. Используя этот подход, данные можно получить напрямую по идентификатору, имени или других атрибутов элемента дерева (таким элементом может служить параграф, таблица, блок и т.д.). Кроме того, если элемент не обозначен каким-либо идентификатором, то к нему можно добраться по некоему уникальному пути, спускаясь вниз по DOM дереву.

Достоинства подхода:

- возможность получить данные любого типа и любого уровня сложности;
- возможность получить значение элемента, прописав путь к нему.

Недостатки подхода:

- различные HTML / JavaScript «движки» по-разному генерируют DOM дерево, поэтому нужно привязываться к конкретному «движку»;
- путь элемента может измениться, поэтому, как правило, такие парсеры рассчитаны на кратковременный период сбора данных;
- DOM путь может быть сложный и не всегда однозначный.

Следующим эволюционным этапом анализа DOM дерева является использования XPath – т.е. путей, которые широко используются при парсинге XML данных. Суть данного подхода в том, чтобы с помощью некоторого простого синтаксиса описывать путь к элементу без необходимости постепенного движения вниз по DOM дереву [1].

Парсинг строк базируется на построчном переборе кода страницы или документа с целью поиска заранее известного шаблона, и последующего извлечения интересующей информации. Для составления сложных парсеров данный метод не подходит, но в рамках метода анализа строк статичной структуры работает эффективней чем анализ DOM дерева или XPath.

Регулярные выражения – самый распространенный способ парсинга различных ресурсов [2]. Несмотря на кажущуюся простоту использования, этот подход является в корне неверным. Основной проблемой регулярных выражений является их размер, при парсинге небольшого объема информации это не сильно ощутимо. Но когда объем и сложность структуры данных возрастает использование регулярных выражений значительно усложняется. Регулярные выражения необходимо использовать только для извлечения данных, которые имеют строгий формат – электронные адреса, телефоны и т.д., в редких случаях – адреса, шаблонные данные.

При XML парсинге объемных документов часто используются методы:

- Simple XML;
- DOM;

- Xml\_parser;
- XMLReader.

#### Simple XML.

Достоинства: простота работы, работа «из коробки» (требует библиотеки libxml которая включена практически на всех серверах).

Недостатки: низкая скорость, вызванная необходимостью размещения всего файла в памяти и составления дерева документа в отдельном массиве.

#### DOM.

Достоинства: простота обработки результатов.

Недостатки: очень низкая скорость работы и высокие затраты памяти.

Из-за большого объема исходного файла эти методы использовать не представляется возможности, так как они могут очень сильно замедлить работу сервера.

#### Xml\_parser и XMLReader.

Оба способа выполняют построчное чтение файла, что подходит идеально для поставленной задачи.

Основное различие между Xml\_parser и XMLReader в том, что в первом случае необходимо писать собственные функции, которые будут реагировать на начало и конец тэга [1].

Метод Xml\_parser работает через 2 триггера – тэг открыт, тэг закрыт. Дальнейшие данные не учитываются, что значительно ускоряет работу метода.

Методы были протестированы на XML документах с различным объемом, итоговые данные приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результаты замера скорости чтения XML документа.

| Метод      | Время выполнения (19 Mb) | Время выполнения (190 Mb) |
|------------|--------------------------|---------------------------|
| Simple XML | 0.46 сек                 | 4.56 сек                  |
| DOM        | 0.52 сек                 | 4.09 сек                  |
| xml_parser | 0.22 сек                 | 2.25 сек                  |
| XML Reader | 0.26 сек                 | 2.18 сек                  |

Проблемы при парсинге данных:

– использование JavaScript / AJAX / асинхронных загрузок очень усложняют написание парсеров;

– различные «движки» для рендеринга HTML могут выдавать разные DOM деревья;

– большие объемы данных требуют писать распределенные парсеры, что влечет за собой дополнительные затраты на синхронизацию.

Нельзя однозначно выделить подход, который будет 100% применим во всех случаях, поэтому необходимо комбинировать существующие методы, что позволит компенсировать слабые стороны отдельных элементов парсинга.

## Литература

1. Ward Jacob Instant PHP Web Scraping. – Birmingham: Packt Publishing Ltd. – 2013. – 60 p.
2. Markov Z., Larose D.T. Data-mining the Web: Uncovering Patterns in Web Content, Structure, and Usage // Journal of Statistical Software. – Vol. 25. – Book Review 1. – 2008. – pp. 1–3.

С.А. Романов

Научный руководитель: к.т.н., доц. С.В. Еремеев

*Муромский институт (филиал) федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего профессионального образования "Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых", г. Муром, Россия*

## **Алгоритм сопоставления пространственных объектов на основе методов вычислительной топологии**

Сопоставление двумерных объектов на картах местности является актуальной задачей. Она имеет множество различных подзадач, среди которых обновление карт местности, сопоставление разномасштабных карт, поиск объектов на карте, выборка похожих объектов по определенным признакам. Карты хранят разнородную информацию, представленную в растровом или векторном виде. Можно выделить следующие способы решения задачи. Корреляционные методы, основанные на вычислении коэффициента корреляции между сравниваемыми изображениями. Также существует целый ряд алгоритмов и подходов, которые применяют геометрические признаки для сравнения схожих объектов. Вычисляются такие характеристики как центр масс, площадь и периметр выпуклой оболочки, а также их отношения и т.д. Данные методы целесообразно использовать, когда объекты идентичны друг другу и эти характеристики сохраняются при аффинных преобразованиях. Что касается картографических объектов, которые расположены на разных масштабах или изменяются во времени, то они могут иметь другую, но похожую форму со сравниваемым объектом.

После генерализации объекты упрощаются, происходит деформация исходного объекта, что затрудняет применение стандартных алгоритмов для сопоставления объектов на разных масштабах. Однако, один и тот же объект при генерализации сохраняет свою структуру и глобальные топологические признаки. Таким образом, естественно использовать топологические свойства объектов, которые инвариантны к подобным деформациям и искажениям.

Таким образом, в работе рассматривается задача для сопоставления пространственных объектов с небольшими деформациями без использования ключевых точек. Для ее решения за основу предлагается взять методы персистентной гомологии, которые учитывают топологические свойства набор точек.

Персистентная гомология относится к методам топологического анализа данных. Она широко начинает использоваться в разных областях: обработка изображений, сигналов, анализ ДНК, кластерный анализ, анализ текста. Основная суть метода заключается в том, чтобы выявить закономерности из малоразмерных данных. Т.е. выявить такие структуры, которые будут устойчиво сохраняться при топологических деформациях и искажениях. Метод работает за счет сравнения дыр, образующихся в процессе соединения точек, и компонент связности, которые так же, как и дыры несут информацию об устойчивых характеристиках объекта. Дырами называются замкнутые контуры, структуру которых нельзя описать треугольниками, построенными из ребер, соединяющих точки объекта. Компоненты связности представляют собой группу связанных точек, таким образом если точки соединены между собой и образуют группу точек, но не связаны с другой группой связанных точек, то такая конструкция имеет две компоненты связности. Данные признаки позволяют обнаружить общие черты объекта при его деформации или генерализации.

В результате разработана система, способная сопоставлять объекты растрового изображения при условии деформации и генерализации, что позволит в дальнейшем применять данную методологию при сопоставлении карт.

Фролов И.В.

*Научный руководитель: к.т.н. Е.Е. Канунова*

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Распознавание тональности текста на основе нейронных сетей**

Нейронная сеть – это громадный распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющих их для последующей обработки. Нейронная сеть сходна с мозгом с двух точек зрения:

- знания поступают в нейронную сеть из окружающей среды и используются в процессе обучения;

- для накопления знаний применяются связи между нейронами, называемыми синоптическими весами.

Основой представленной в докладе работы является исследование методов глубинного изучения (deep learning) с использованием нейросетевых моделей для решения задач обработки текстов. Для того чтобы проводить исследования, необходимо сначала перевести естественный язык в понятный для компьютера формат, в данном случае – числовой. Для представления слов и документов в векторном виде автором использовались различные модели, такие как «мешок слов» (Bag of Words), Word2Vec, Doc2Vec [1,2].

Одним из распространенных подходов является «мешок слов» (Bag-of-Words). «Мешок слов» – это модель, которая обучается на словаре, составленном из слов всех документов.

Алгоритм построения модели:

1. Составляем словарь из всех слов, встречающихся в тексте, предварительно исключив все знаки препинания, числа и «стоп-слова».

2. Для каждого документа определяем вектор, каждая компонента которого соответствует термину из словаря, а ее значение определяется числом, сколько раз это слово встретилось в тексте. Размерность вектора соответствует мощности словаря.

В модели Word2Vec для получения хороших векторов используется машинное обучение. Одним из популярных методов является построение искусственных нейронных сетей. Изначально задается размерность векторов, которые заполняются случайными величинами. Во время обучения значения компонент векторов будут меняться, причем вектор каждого слова будет максимально схож с векторами типичных соседей и максимально отличаться от векторов слов, которые соседями данному слову не являются. Сами компоненты векторов никак не связаны с конкретными словами из словаря.

Алгоритм построения модели:

1. Составляется словарь терминов, встретившихся во всех документах. Его размер практически не ограничивается, исключаются только слова, имеющие наименьшую встречаемость.

2. Каждому термину в словаре сопоставляется частота встречаемости во всех документах

3. Для кодирования словаря строится дерево Хаффмана.

4. Производится субдискретизация частых слов (параметр задается при создании модели).

5. Для этих слов применяется один из алгоритмов CBOW (Continuous Bag-of-Words) или Skip-gram.

6. Применяется нейронная сеть прямого распространения с функцией активации иерархический softmax или негативное семплирование (negative sampling).

Алгоритм Doc2Vec - алгоритм обучения без учителя, учится получать распределенные векторы для частей текстов. Тексты могут быть переменной длины: от предложения до большого документа.

В данной модели векторные представления документов обучаются предсказывать слова в документе, точнее берется вектор документа и объединяется с несколькими векторами слов из

него, и модель пытается предсказать следующее слово с учетом контекста. Векторы слов и документов обучаются с использованием метода стохастического градиентного спуска и метода обратного распространения ошибки. Векторы документов являются уникальными, а векторы одинаковых слов в разных документах совпадают.

В качестве примера обработки текста была выбрана задача определения тональности рецензий пользователей нескольких интернет - сервисов. Определение тональности текстов является весьма актуальной задачей. Ежедневно тысячи пользователей штудируют Интернет в поисках мнений о том или ином товаре, услугах организаций и прочее. Отзывы помогают определиться с выбором не только людям, но и компаниям, что также полезно. При помощи отзывов организация может судить о качестве своей работы. Естественно, не стоит забывать о более глобальных задачах, например, исследование политических настроений в преддверии выборов или оценка существующей власти.

Задача подразумевает обучение классификаторов на имеющемся множестве размеченных данных, которые будут разделены на два подмножества: обучающее и тестовое. Каждое подмножество представлено в виде текста рецензии на русском языке и оценки, несущей позитивный или негативный мотив.

На основе исследований можно сделать вывод, что нейросетевые модели являются передовыми в области обработки текстов на естественном языке.

### Литература

1 Классификация текста с помощью мешка слов <http://datareview.info/article/klassifikatsiya-tekstov-s-pomoshhyu-meshka-slov-rukovodstvo/>

2 Современные методы анализа тональности текста <http://datareview.info/article/sovremennyye-metodyi-analiza-tonalnosti-teksta/>

Чумазина С.Д.

*Научный руководитель – д.т.н. С.С. Садыков*

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов с использованием безразмерных признаков их выпуклых оболочек**

Распознавание объектов на изображении является одной из самых популярных задач обработки изображений ввиду широкого спектра применения данной технологии. Во многих отраслях промышленности успешно применяются системы технического зрения (СТЗ). Операция сортировки деталей при разработке алгоритмов обработки их изображений в СТЗ может быть сформулирована как задача распознавания образов, воспринимаемых видеокамерой системы. Для этого полученные изображения подвергаются обработке и анализу.

Целью проекта является исследование алгоритма распознавания отдельных плоских объектов, а также реализация программы, построенной на этом алгоритме.

Программа, построенная на данном алгоритме включает в себя:

- предварительную обработку изображения (медианная фильтрация, бинаризация, удаление фона);
- получение контура бинарного изображения объекта;
- построение выпуклой оболочки этого изображения;
- получение контура выпуклой оболочки объекта;
- вычисление базовых и безразмерных признаков;
- формирование эталонных векторов признаков объектов;
- обучение системы распознаванию;
- распознавание объектов.

В ходе исследования программы с использованием данного алгоритма сделаны выводы о целенаправленности использования определенных методов обработки, а также приведена оценка работы алгоритма. Также в ходе проведения экспериментов получено время, требуемое для распознавания поступающего на вход тестовой системы изображения реального объекта. Используемая для проведения экспериментов программа не подвергалась оптимизации. При вычислении коэффициентов дважды выделяется контур, сначала по исходному изображению, потом по выпуклой форме. Используемый алгоритм направленного перебора требует программной оптимизации.

Наибольшее время затрачивается на итерационный алгоритм формирования выпуклой формы. Сканирование масками можно оптимизировать, проходя только по контуру. Таким образом можно существенно уменьшить время работы всего алгоритма формирования безразмерных признаков по выпуклой оболочке изображения.

#### **Литература**

1 Садыков, С.С. Алгоритм построения выпуклой оболочки бинарного изображения и формирование его безразмерных признаков/С.С. Садыков//Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 2 (31). С.77-85.

2 Садыков, С.С. Экспериментальное исследование алгоритма распознавания отдельных тестовых плоских объектов на основе их безразмерных контурных признаков /С.С. Садыков, Я.Ю. Кульков //Алгоритмы, методы и системы обработки данных. 2015. № 3 (32). С.76-90.

Школов А.С.

*Научный руководитель: к.т.н. Е.Е. Канунова*

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»  
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23*

### **Настройщик струнных инструментов**

В современном обществе, информационные системы (ИС) играют немаловажную роль, призваны существенно облегчить процесс сбора, обработки и хранения информации. Целью информационной технологии является создание из информационного ресурса качественного информационного продукта, удовлетворяющего требованиям пользователя. Один из наиболее весомых плюсов ИС - это снижение временных затрат на обработку информации. Несмотря на новизну таких систем в России, они пользуются большим спросом. Находят свое место, как на крупных предприятиях, так и в малом, и среднем бизнесе. Наиболее полное развитие ИС можно рассмотреть на примере работы системы учета товаров в магазине музыкальных инструментов.

Актуальность данного проекта обусловлена необходимостью автоматизации документооборота, ведение учета имеющихся инструментов на складе. Особенностью проекта является возможность автоматизированной настройки струнных инструментов.

Целью работы является разработать и создать базу данных учета товара и настройщик музыкальных инструментов для нужд магазина.

В докладе описывается созданное приложение, состоящее из базы данных и клиентского приложения. База данных хранит в себе данные об инструментах, которые имеются на складе, их количество и эталонные звуки настраиваемых инструментов.

Клиентское приложение обеспечивает ввод информации в базу данных, добавление новых инструментов, редактирование информации, позволяет произвести калибровку гитары на основе сравнения эталонных звуков и звуков снятых с микрофона, ведет анализ настраиваемого инструмента, а также показывает текущую частоту струны и ближайшую ноту для нее. В приложении реализована возможность выбора разных наборов настроек для каждого инструмента.

Данное приложение обеспечивает:

1. возможность пополнения базы новыми записями и информацией о них;
2. ведение учета имеющегося товара;
3. оформление договора купли-продажи и составление отчета по проданным товарам;
4. составление отчетов по доставкам;
5. настройку струнных инструментов.

Для того, чтобы осуществить калибровку гитары или другого струнного инструмента требуется:

1. выбрать инструмент и строй в программе, который требуется настроить;
2. включить микрофон;
3. настроить инструмент.

Для реализации функции настройки инструмента будет использоваться алгоритм Оконного преобразования Фурье. Выбор данного алгоритма обусловлен особенностью работы компьютера со звуком. Компьютер может захватывать живой звук с помощью микрофона, подключенного к звуковой плате. Современные звуковые платы могут записывать цифровые сигналы. Цифровой сигнал – это набор дискретных звуковых значений, которые равномерно расположены в звуковом интервале. Цифровой сигнал не предоставляет никакой информации о частотах, которые присутствуют в звуке. Чтобы определить их, данные должны быть проанализированы.

Оконное преобразование Фурье дает изображение фазы и амплитуды сигнала. Результаты оконного преобразования могут быть использованы для создания спектрограммы сигналов: квадратичного частотно-временного распределения. В программе будет использоваться Быстрое преобразование Фурье чтобы сгенерировать спектрограммы сигналов на короткие периоды времени. После того, как спектрограммы рассчитываются, фундаментальная частота может быть определена путем нахождения индекса максимального значения величины в квадрате. Алгоритм находит несколько таких мест-«кандидатов», с величиной: максимальное значение в квадрате, в дальнейшем анализирует их, чтобы убедиться в правильности найденной частоты из данных сигналов.

Одной из характеристик музыкальной ноты является высота звука. Традиционно музыкальный алфавит частот делится на октавы, а затем на полутона. В октаве 12 именованных полей: C, C#, D, D#, E, F, F#, G, G#, A, A#, и B(H). Октавы также имеют названия: большая, малая, первая, вторая и т.д. Стандартная высота звука (A в первой октаве или A4) имеет частоту 440 Гц. Частоты двух соседних нот отличаются в  $2^{1/12}$  раза, а частоты нот с тем же именем в двух соседних октавах различаются в 2 раза.

Данное приложение позволит упростить и автоматизировать работу магазина музыкальных инструментов.

Корректность работы программы проверена. В докладе приведены многочисленные изображения промежуточных и конечных результатов работы программы. Оцениваются точностные и временные характеристики отдельных этапов работы и пути их дальнейшего улучшения.