

Клиент-серверное приложение является гибкой системой с возможностью добавления новых заведений питания, без обновления мобильного приложения. Система защищена от ложных заказов. Загрузка приложения не более 5 секунд, в первую загружаются необходимые данные, с последующей дозагрузкой остальных. Данные аутентификации предварительно шифруются для передачи протоколом SSL. Приложение использует метки подтверждения для выполнения следующего запроса пользователя к серверу. Аутентификации происходит следующим образом. Мобильное приложение отправляет запрос на авторизацию, на серверной стороне генерируется token пользователя, который отправляется в ответ на запрос от клиента. В последствии полученный token на стороне клиента добавляется как HTTP заголовок при каждом запросе к серверной части.

Список использованных источников:

1. Zambito, Christine. Process Impact Internet Application User Interface Standard, Version 2.0, [www.processimpact.com/corporate/standards/PI\\_internet\\_ui\\_std.doc](http://www.processimpact.com/corporate/standards/PI_internet_ui_std.doc)
2. Patterns of Enterprise Application Architecture / Martin Fowler. - Addison-Wesley Professional, USA, 2002. – 560 с.

## АЛГОРИТМЫ АНАЛИЗА ДАННЫХ, ПОЛУЧЕННЫХ ИЗ ОТКРЫТЫХ ИСТОЧНИКОВ СЕТИ ИНТЕРНЕТ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Крошнер А. О.*

*Самаль Д. А. – доцент, канд. техн. наук*

В современном мире в связи с бурным развитием информационных технологий все возрастающее накопление объема информации приводит к необходимости их классификации. При анализе объектов или явлений появляется необходимость учитывать все большее количество параметров. В результате разрабатываются и применяются методы, специализирующиеся на классификации многомерных данных. Во многих случаях возникает необходимость классифицировать данные или найти в них закономерности. Этого можно добиться, используя алгоритмы кластеризации.

Огромной популярностью пользуются социальные сети, которые генерируют подавляющую часть всего интернет-трафика. Примеры таких сетей: Facebook, Twitter, Instagram, SoundCloud, Вконтакте и многие другие. Несмотря на количество пользователей социальных сетей, их создатели заботятся о привлечении все новых и новых пользователей, поскольку это напрямую отражается на денежной конверсии таких ресурсов, значительную часть доходов которых составляет контекстная реклама. В то же самое время, реклама должна быть релевантной интересам пользователя. Поскольку пользователей очень много, сервисам необходимо составлять некоторые модели, описывающие поведение, привычки и интересы пользователей. Составить единую модель, которая будет покрывать всех пользователей, не представляется возможным ввиду их (пользователей) огромного количества и различий. Несмотря на это, можно попытаться составить несколько моделей для различных групп пользователей, которые вполне будут удовлетворять нуждам сервиса. Алгоритмы кластеризации помогают разделить пользователей на некоторые кластеры (группы), на основе которых могут быть составлены модели. Соответственно, сервис будет определять, в какой из групп находится текущий пользователь, и согласно модели данного кластера, предоставлять пользователю информацию.

Абсолютное большинство социальных сетей предоставляют API (программное средство для работы с базой данных сервиса), с помощью которого можно получить данные из сетей. Большинство сервисов предлагает публичные методы для получения информации о пользователях, такой как: базовая информация о пользователе (пол, возраст, образование), информация о связях с другими пользователями системы, новости, которые понравились пользователю и другого рода информация. API сервисов активно используют сторонние компании, которые, применив собственные реализации и комбинации алгоритмов анализа данных пользователей, могут извлечь некоторое полезное «знание», которое может быть использовано по их усмотрению.

Кластеризация представляет из себя задачу по разбиению множества объектов на кластеры. Отличительными признаками кластера являются однородность и изолированность. Однородность означает, что внутри кластера будут находиться схожие между собой объекты. Изолированность же показывает, что объекты одного кластера имеют как можно больше отличий от объектов в другом кластере.

Основной проблемой кластеризации данных является отсутствие универсального решения и, как следствие, необходимость выбора алгоритмов и их параметров экспериментальным путем. Выделение универсального решения задачи кластеризации невозможно по следующим причинам:

- разнородность данных и необходимость их предварительного преобразования;
- выбор параметров объекта, которые будут использоваться в процессе классификации;
- определение меры расстояния (сходства/подобия) между объектами;
- выбор метода кластеризации; заранее неизвестное итоговое количество кластеров.

Алгоритмы кластеризации могут быть классифицированы по результату работы алгоритма. Выделяют

неиерархические плоские алгоритмы и иерархические древовидные. На выходе иерархических древовидных алгоритмов на выходе получается дерево кластеров с некоторой степенью вложенности. На выходе же плоских неиерархических алгоритмов получается некоторое множество кластеров. *Плоские неиерархические* алгоритмы в свою очередь подразделяются на четкие и нечеткие. В четких алгоритмах кластеризуемый объект может принадлежать исключительно одному кластеру, в нечетких алгоритмах вычисляется вероятность принадлежности объекта к полученным кластерам. *Иерархические алгоритмы* кластеризации подразделяются на агломеративные и дивизивные. В агломеративных алгоритмах на начальной итерации каждому объекту ставится в соответствие кластер, которые объединяются в более крупные кластеры при последующих итерациях алгоритма. Дивизивные алгоритмы представляют из себя противоположность агломеративным: на начальной итерации все объекты состоят в одном кластере, а при последующих итерациях кластеры делятся на вложенные меньшего размера. Графическая визуализация результатов работы иерархических алгоритмов может быть представлена в виде дендрограммы, которая позволяет отобразить взаимные связи объектов для исходного множества.

Список использованных источников:

1. Мандель И. Д. Кластерный анализ. М.: Финансы и статистика, 1988. – 176с
2. Sammut C., Webb J. Encyclopedia of Machine Learning – NY, USA, 2010.

## СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ АНАЛИЗА МУЗЫКАЛЬНОГО РИТМА

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Шабловский К. С.*

*Одинец Д. Н. – к. т. н., доцент*

В настоящее время наблюдается бурный рост числа пользователей сети, которые отдают предпочтение музыкальным сервисам, ориентированным на поиск музыки и онлайн радиовещание, как альтернативу домашним коллекциям. За последнее десятилетие наметилась устойчивая тенденция к росту объемов медиа-трафика в интернете, поэтому научные исследования в области классификации музыки и автоматической генерации метаданных являются весьма актуальными.

Задача анализа музыкального ритма сводится к нахождению последовательности сильных долей(ударов) и слабых долей(интервалов) между ними, с последующим выделением ритмических паттернов на их основе. Ритмическая структура произведения может быть однозначно задана при помощи последовательности обнаруженных ритмических паттернов [1].

В настоящей работе был проведено сравнение точности следующих алгоритмов анализа темпа:

- алгоритм Мигеля Алонсо [2];
- алгоритм Саймона Диксона [3];
- алгоритм Анси Клапури [4];
- алгоритм Эрика Шейрера [5];
- алгоритм Джоджа Тзанетакиса [6];
- алгоритм Кристиана Угле [7];

В результате экспериментального анализа выявлено, что алгоритм А.Клапури является наиболее точным из приведенных. Его точность для не зашумленных аудиозаписей составляет около 80% и незначительно зависит от величины темпа и жанра музыки [8].

Алгоритм Клапури включает следующие этапы:

1. частотно-временной анализ;
2. разбиение сигнала с использованием набора полосовых фильтров [5];
3. определение акцентов, тактов и ритмических паттернов с помощью вероятностного алгоритма для каждого из частотных интервалов;
4. построение фазовой модели на основе шагов 2 и 3;
5. генерация ритмической картины, на основе данных, полученных на шагах 3 и 4;

В результате анализа экспериментальных данных сделано заключение о том, что ключевыми преимуществами алгоритма Клапури, позволяющими добиться высокой точности, являются:

- применение полосовых фильтров, и последующий анализ ритмической картины для различных частотных диапазонов;
- комбинация вероятностного и детерминированного алгоритмов при получении конечного результата;