

Большие данные на службе рекламного бизнеса

Александр Петров

Курс “специалист по большим данным”
Лаборатория новых профессий

13.10.2017

Обо мне



Занимаюсь большими данными с 2009 года

Работал в Yandex, Mail.ru, Tinkoff Digital

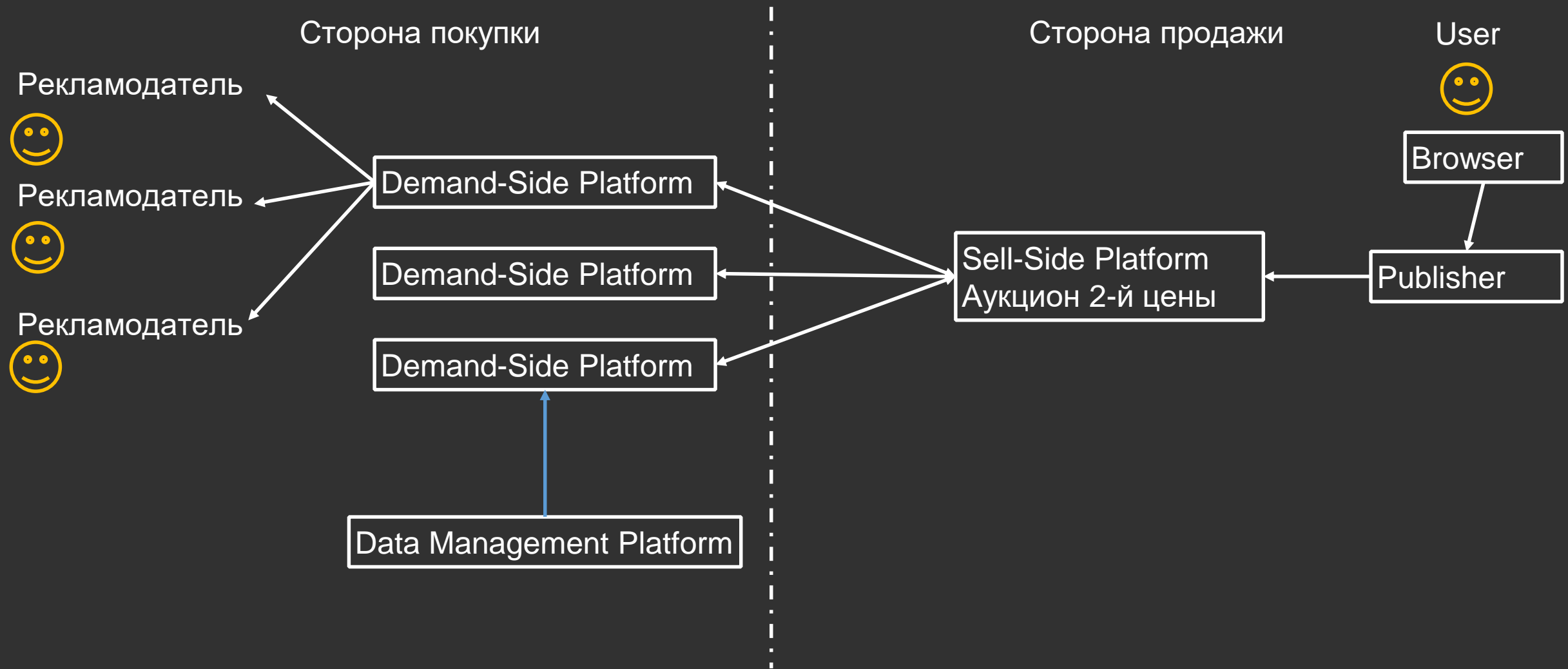
Co-Founder : DCA, E-Contenta

Сейчас – Senior SDE в Amazon.com

RTB (Real Time Bidding)

- Модель по продаже рекламы по модели аукциона в реальном времени
- Торги происходят за каждый конкретный показ баннера
- Модель не только для рекламы, но и вообще для чего угодно
- Конкуренция знаниями и алгоритмами

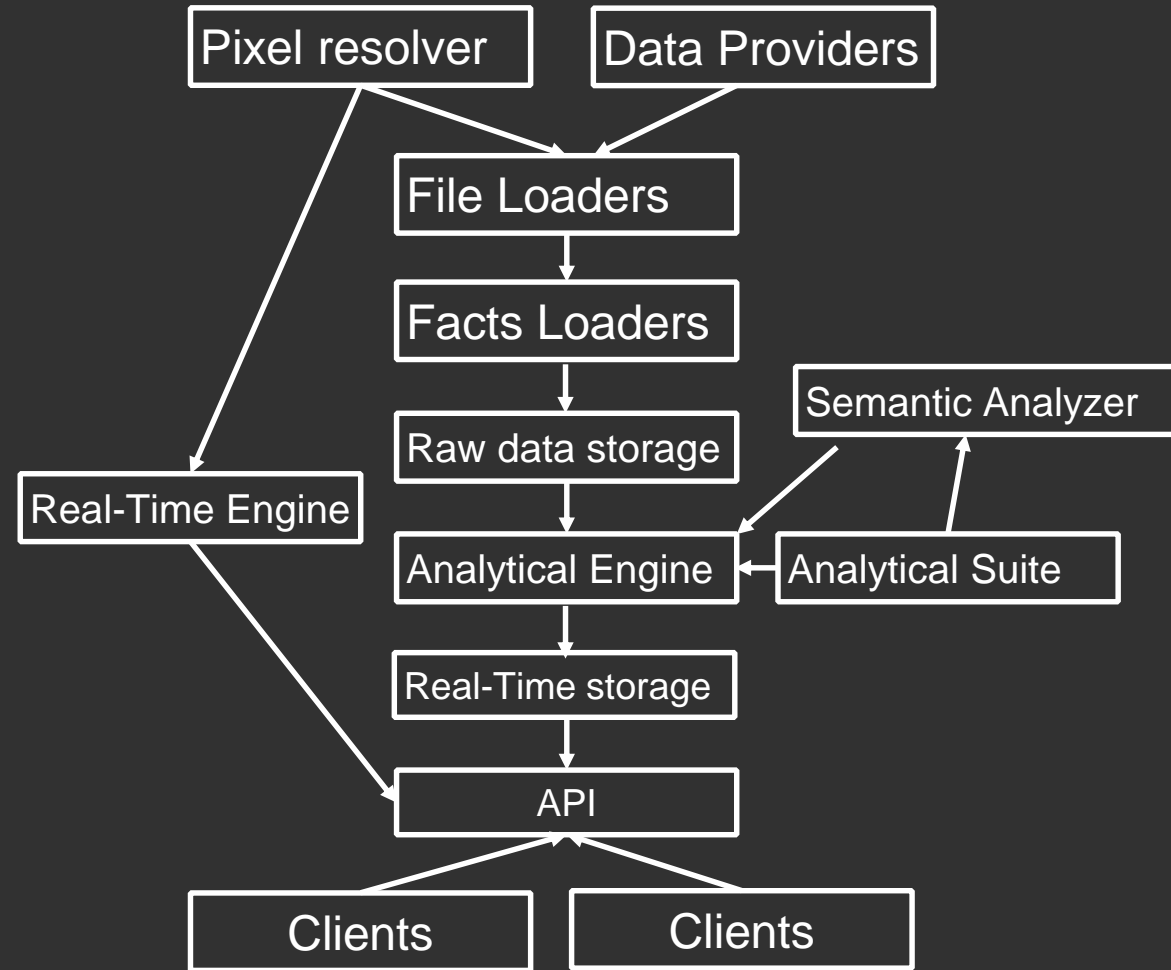
Как работает RTB



Основные понятия RTB

- **User** - произвольный пользователь интернета
- **Publisher** – сайт, который размещает рекламу
- **Sell Side Platform (SSP)** – рекламная биржа, которая проводит аукцион. Как правило обслуживает большое количество Publisher'ов
- **Advertiser** – рекламодатель, заинтересованный в покупке рекламы
- **DSP** – Demand Side Platform – платформа, которая представляет интересы рекламодателей. Как правило, агрегирует много Advertiser
- **DMP** – обладает большим количеством знаний о пользователях

Архитектура реальной DMP



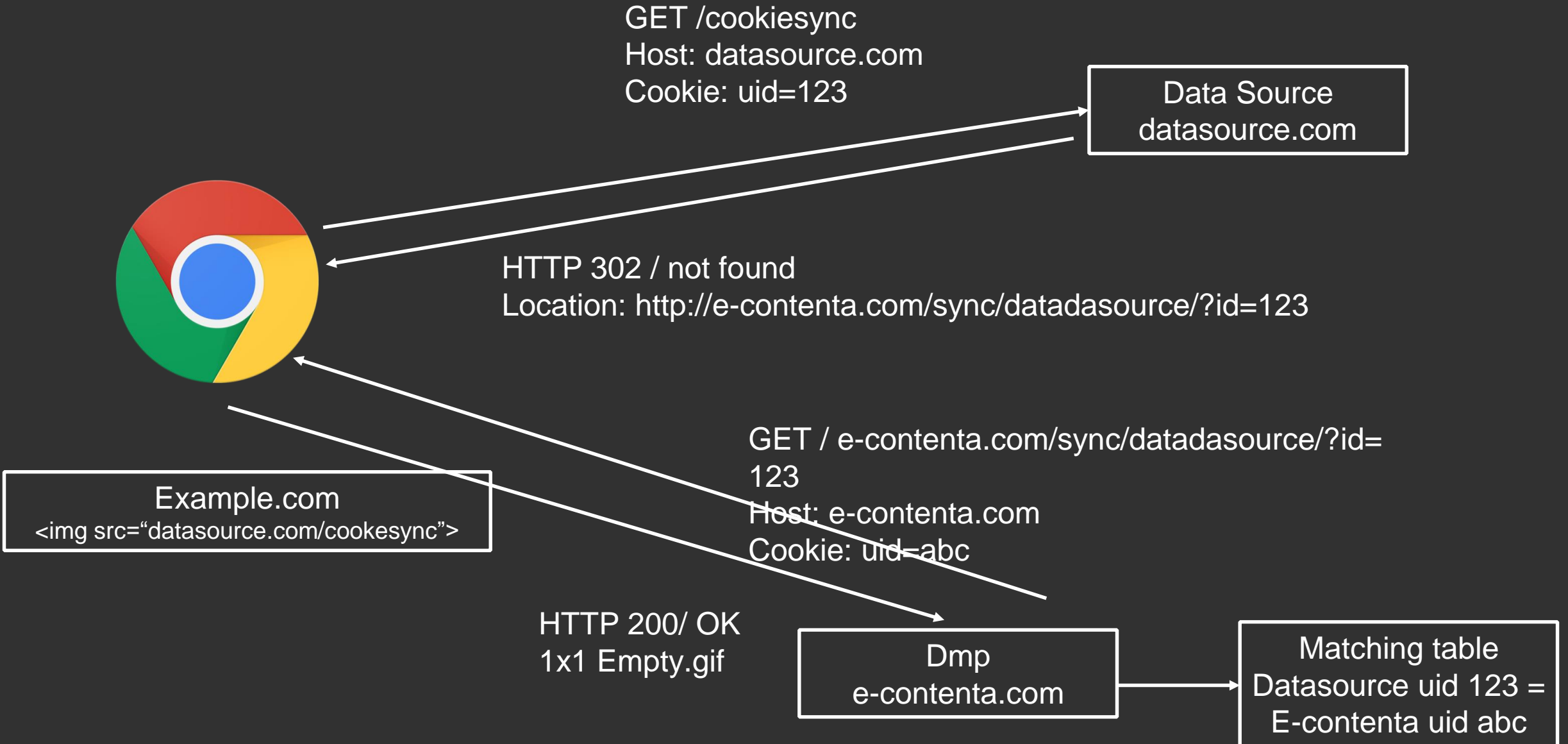
DMP: Основные концепции

- Не должно быть единой точки отказа
- Горизонтальная масштабируемость
- Возможность построения любых сколь угодно сложных сегментов над пользователями
- Минимизация ручного труда

Cookie matching

- Cookie – некоторая информация, которую сервер может сохранить в браузере
- Cookie используются для идентификации пользователей
- У каждого пользователя своя Cookie
- Для того, чтобы обмениваться информацией о пользователе необходим механизм синхронизации

Cxema Cookie Matching



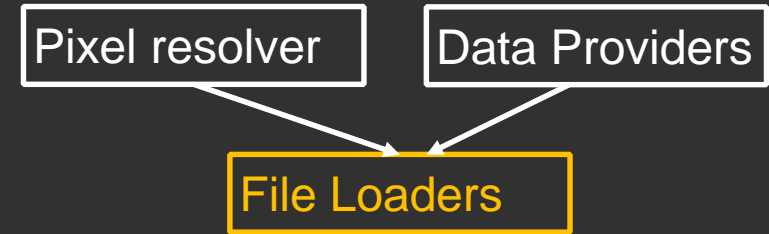
Pixel Resolver

Pixel resolver

- Выполняет cookie sync
- Собирает данные по referer'ам по партнерской сети

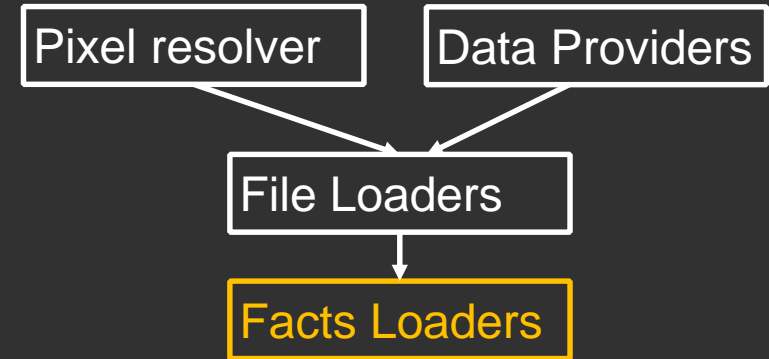
Files Loaders

- Универсальный framework позволяющий загрузить данные в максимально сыром виде
- Сохраняет данные в виде файлов на HDFS
- Сохраняем в максимально сыром виде не выполняя никаких преобразований



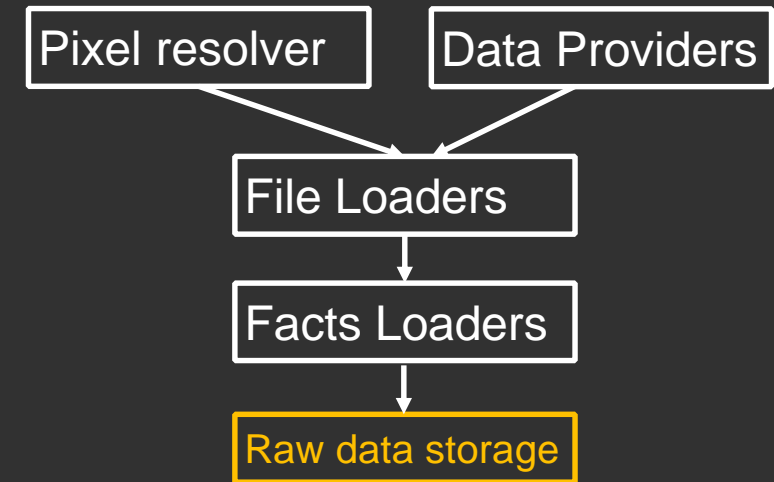
Facts Loaders

- Framework для загрузки данных в Hbase
- Периодически запускается и перекладывает в HBase накопившиеся данные



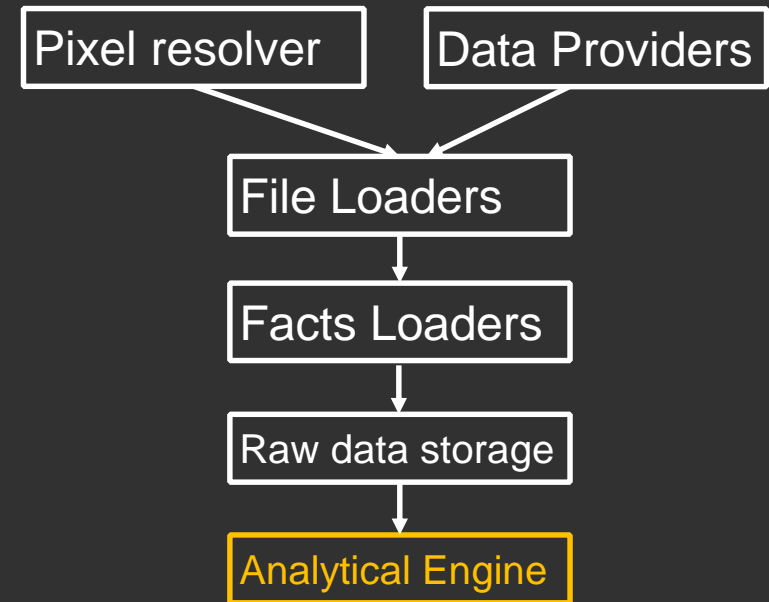
Raw data storage

- Основано на Hbase (колоночная база данных из стека hadoop)
- Данные отсортированы по пользователям
- Данные разобраны по типам (URL – отдельно, поисковики – отдельно)



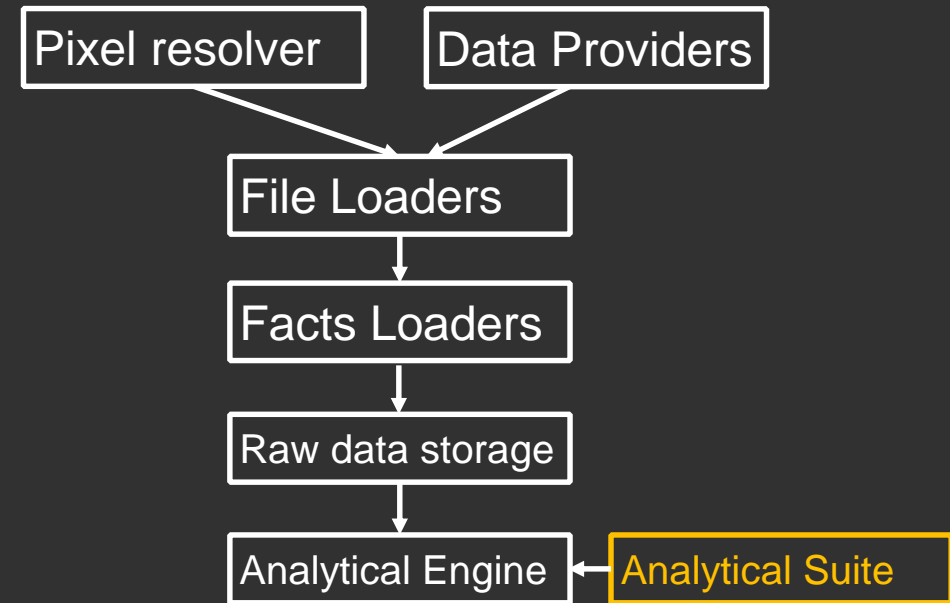
Analytical Engine

- Map-Reduce Job
- Загружает из внешнего хранилища (MongoDB) скрипты для разметки пользователей сегментами
- Результаты складывает в Real-Time storage
- Запускается раз в сутки



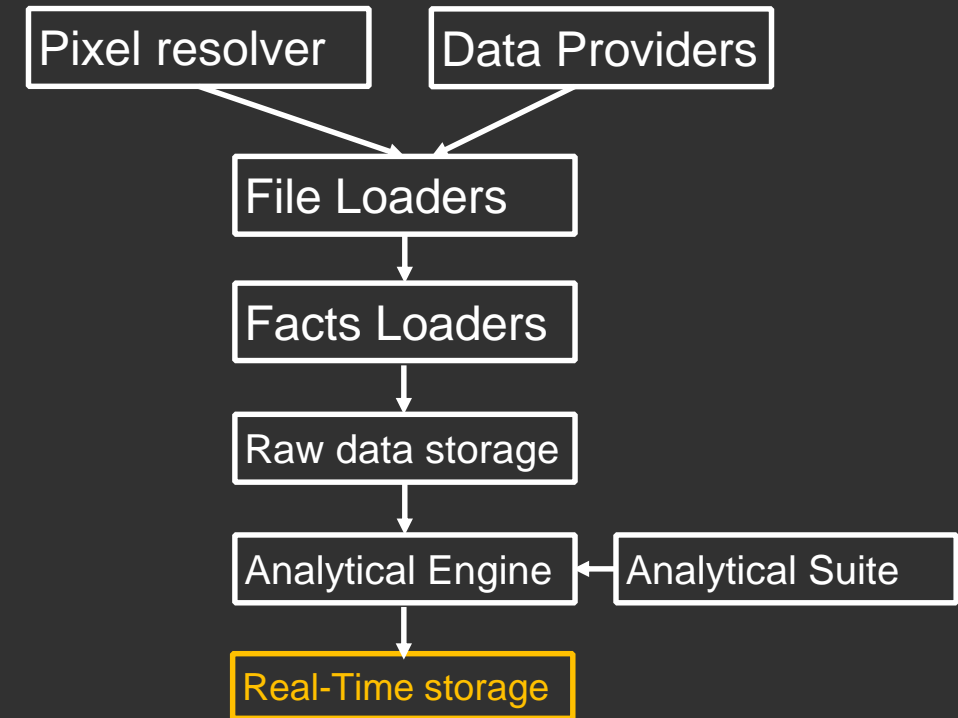
Analytical Suite

- Набор инструментов для аналитика
- Библиотеки для Python для доступа к данным
- Средства для отладки Groovy-скриптов
- Средства сериализации/десериализации данных
- Средства визуализации данных



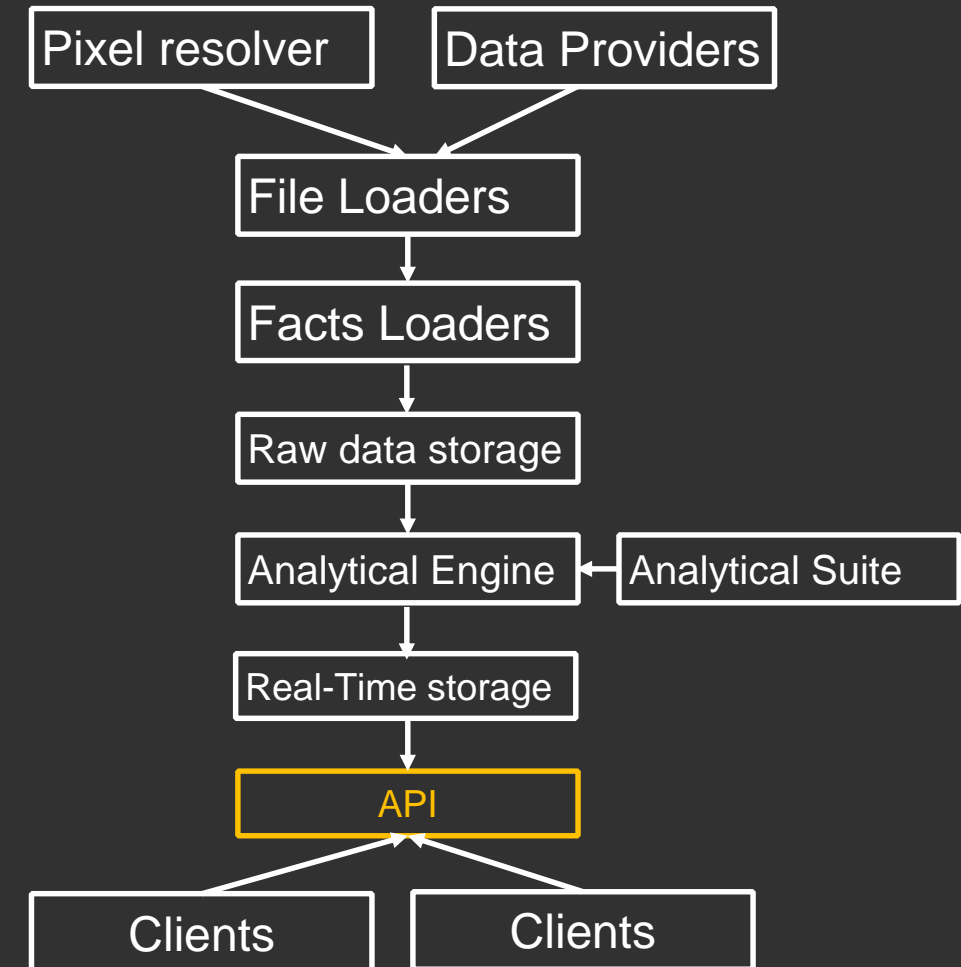
Real Time Storage

- Реализовано на основе Aerospike (очень быстрая и отказоустойчивая key-value база данных)
- Хранит сегменты в привязке к куке
- Хранит индексы
- Должен быть очень быстрым, отказоустойчивым и масштабируемым



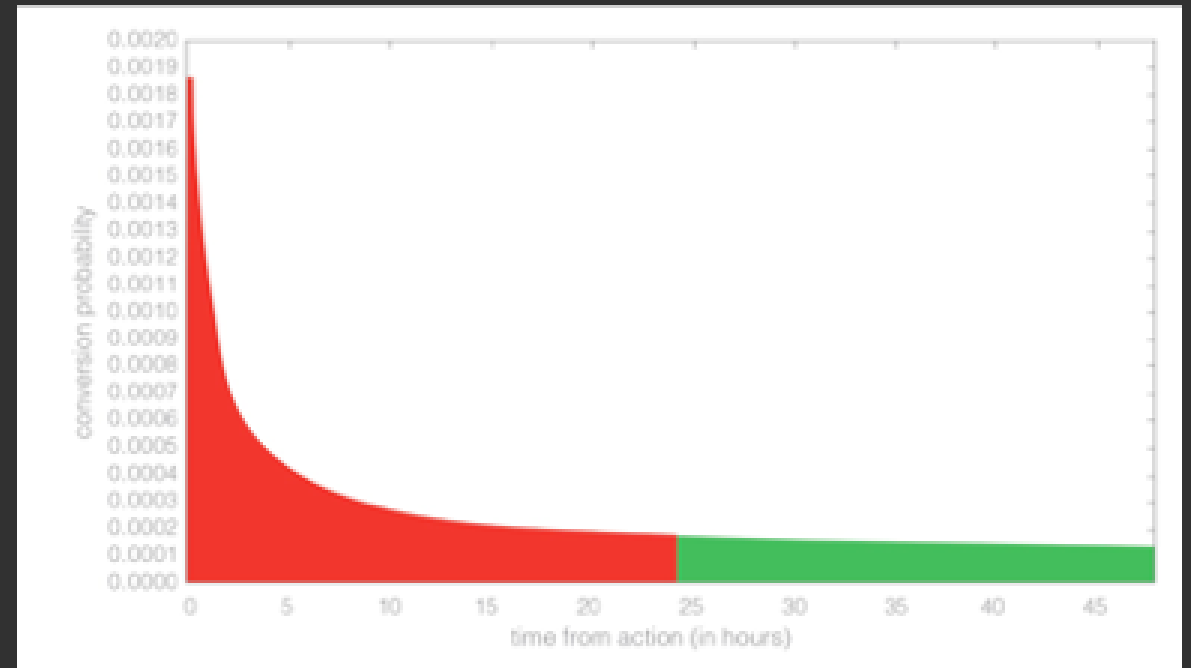
API

- HTTP-сервис, точка доступа к DMP для клиентов
- Основное назначение – обогатить данными запрос
- Запросы во внешние DMP
- Главное - ответить



Real-Time engine

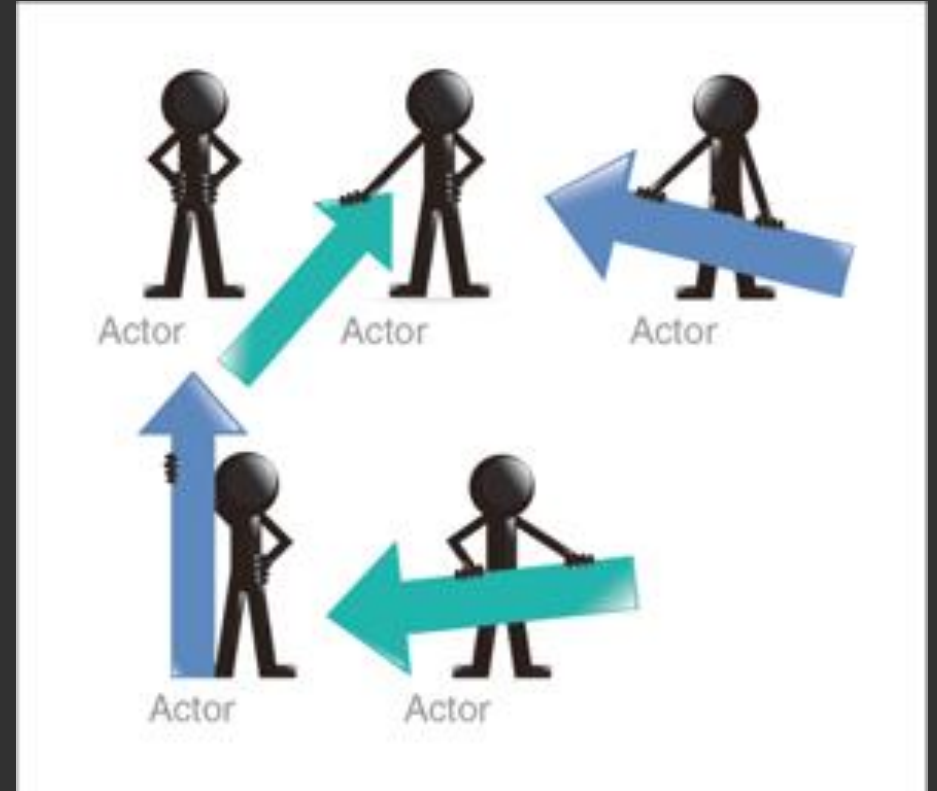
- Сутки – это очень долго
- Некоторые сегменты актуальны только в течение нескольких часов
- Пример: вероятность покупки телефона через N часов после просмотра



Модель акторов

Актор — это примитив параллельного программирования, который умеет:

- Принимать сообщения
- Посылать сообщения
- Создавать новых актор'ов
- Устанавливать реакцию на сообщения



Akka

Фреймворк для java и scala для работы с акторами

Akka cluster - масштабирование акторов на много машин

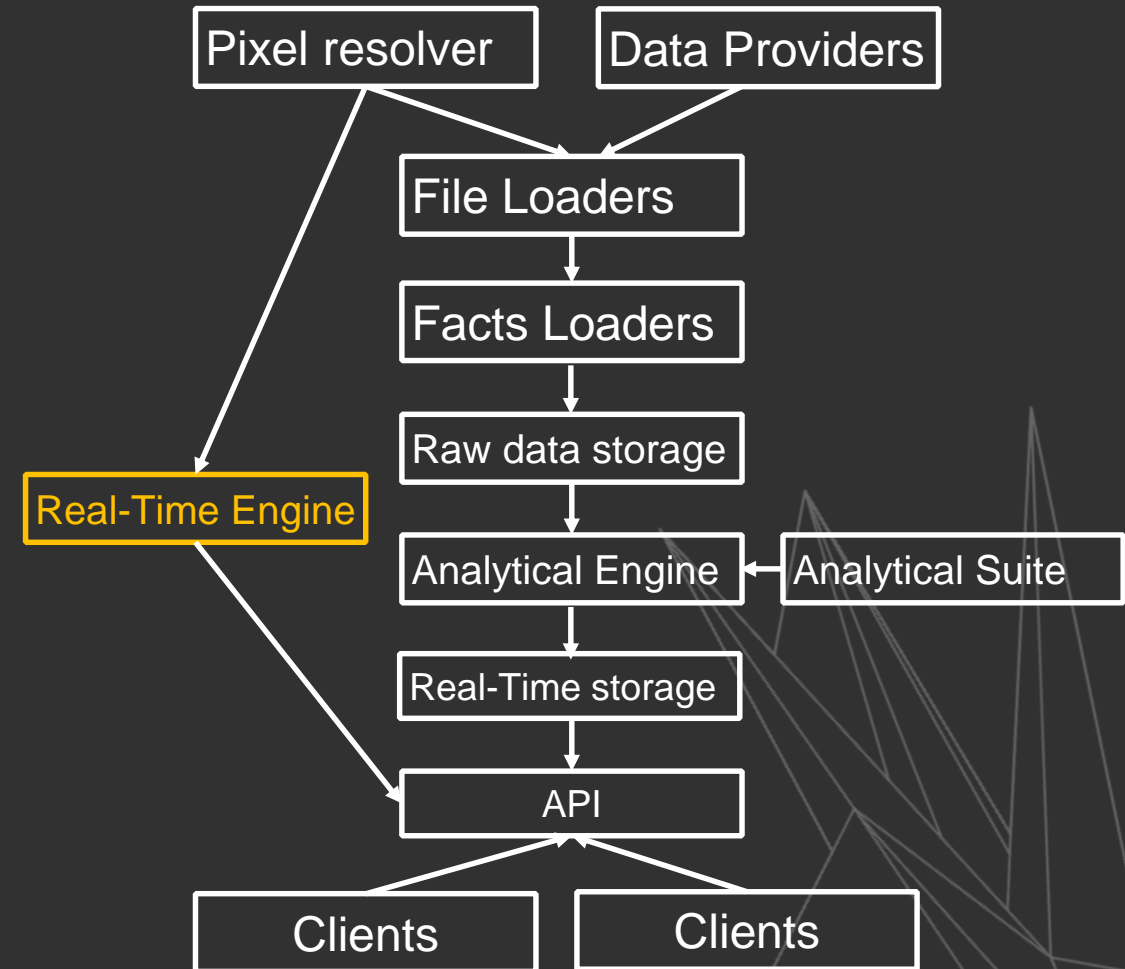
«Принципы реактивного программирования» - хороший курс на coursera по реактивному программированию.

<https://www.coursera.org/course/reactive>



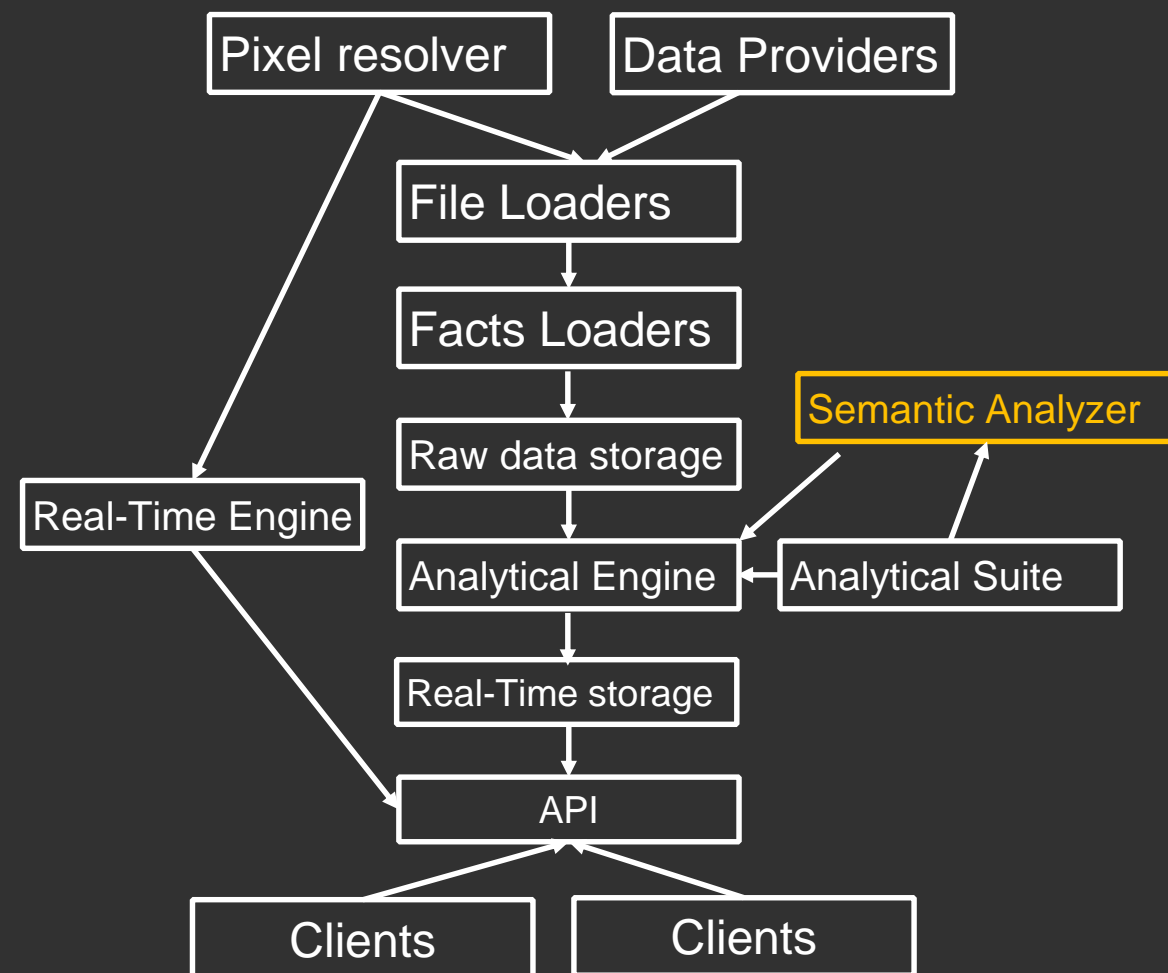
Real-Time Engine

- Полноценный Realtime-движок на акторах
- Для каждого онлайн-пользователя в интернете заводится объект содержащий всю информацию о нем в памяти
- Выполняются те же скрипты, что и в Analytical Engine
- Можно рассчитывать сегменты произвольной сложности
- Подробности:
<http://habrahabr.ru/company/dca/blog/260845/>



Семантический анализатор

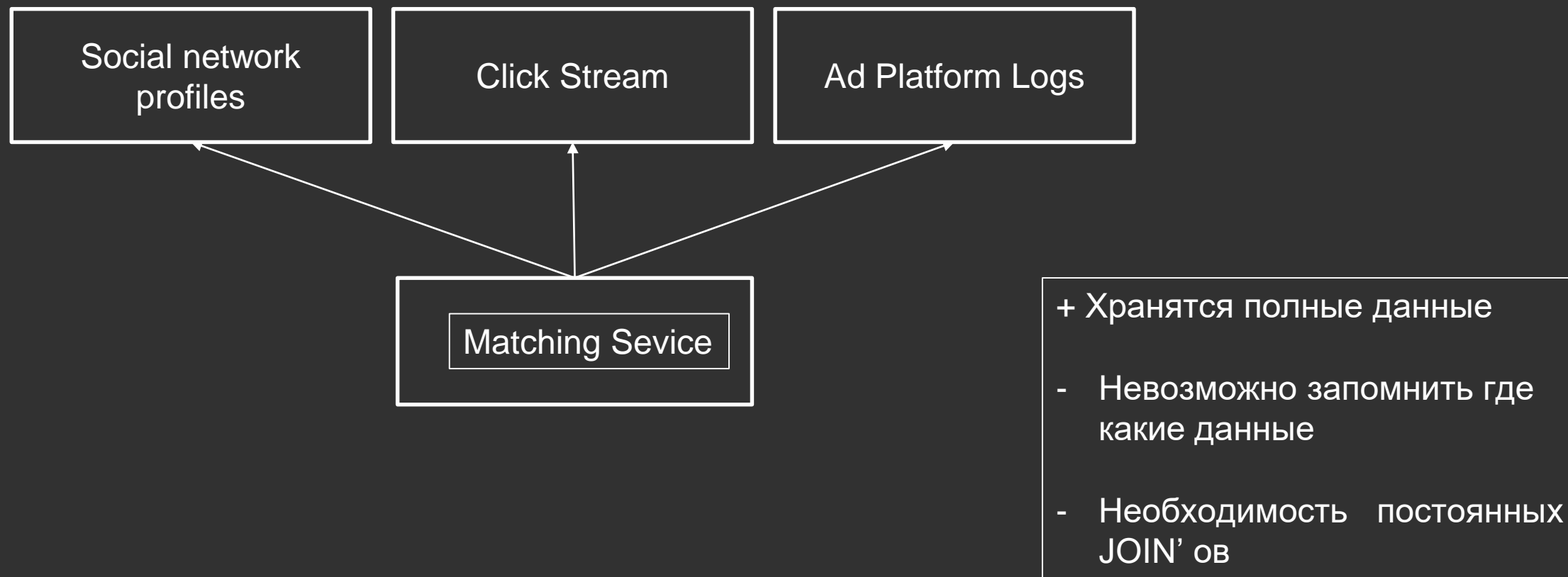
- Составление обучающей выборки на основе поисковых запросов
- Иерархическая классификация
- 15 % выборка для feature selection, 70% обучающая, 15% контрольная
- Взвешенная F-мера для оценки качества классификации.
- Визуализация качества.
- Подробности:
<http://habrahabr.ru/company/dca/blog/261677/>



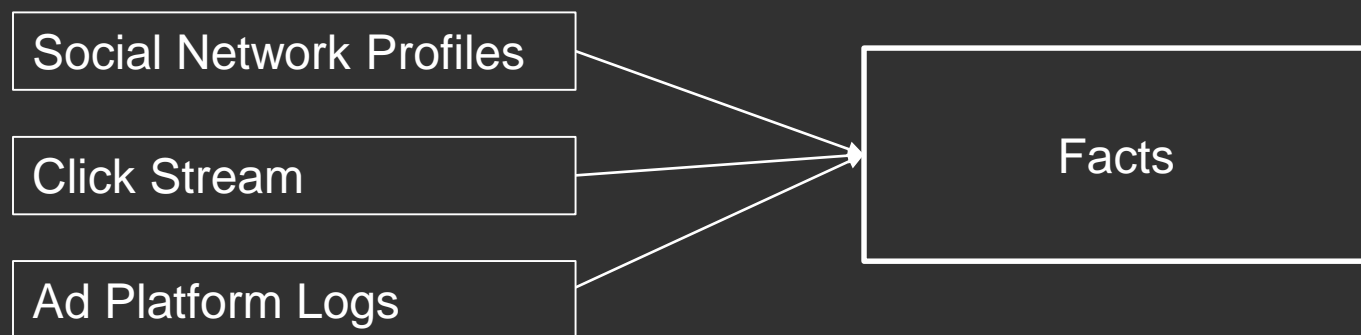
Challenge #1. Хранение данных

- Задача – сохранить информацию о поведении пользователей
- Сотни миллионов пользователей
- Десятки миллиардов фактов
- Десятки поставщиков, данные каждого немного разные.

Challenge #1. Много таблиц в Hbase



Challenge #1. Одна большая таблица в hbase



- + Все данные хранятся вместе, однотипные данные хранятся в одних колонках

- + Легко достать все данные относящиеся к одному пользователю

- При отсутствии синхронизации на момент заливки – теряем данные

Challenge #2. Запись данных в Hbase

- Десятки тысяч событий в секунду
- Ограниченный размер кластера (~10 машин в HBASE – кластере)

Challenge #2. Запись данных. Put

- + Данные доступны в Hbase в реальном времени(сразу как пришли)
- Нужно много памяти для MemStore
- Не очень высокая скорость записи

Отставание от realtime-потока примерно в 1.5 раз

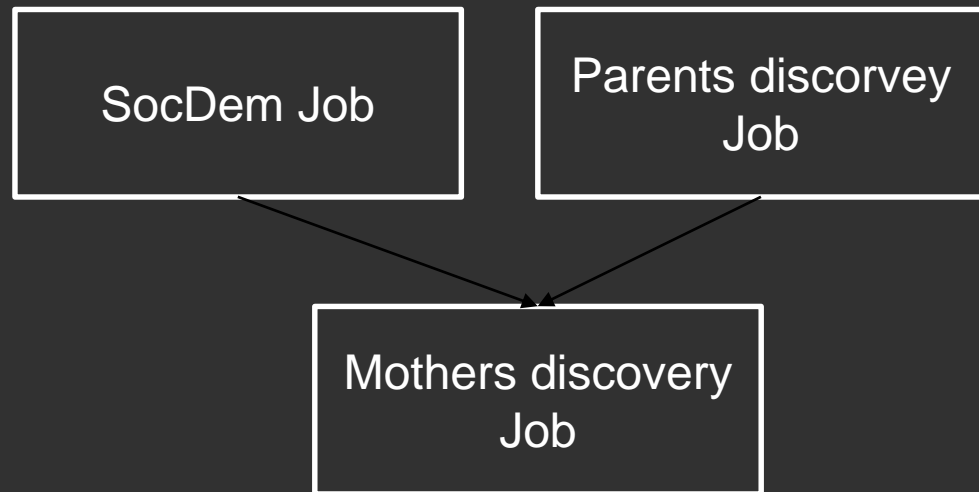
Challenge #2. Запись данных. Bulk Load

- + Можно записывать практически неограниченные объемы
- + Меньше требований к оперативной памяти.
- Задержка по сравнению с Real Time
- Мелкие Data-файлы для небольших поставщиков, увеличение интенсивности Compaction'ов

Challenge #3. Analytical Engine

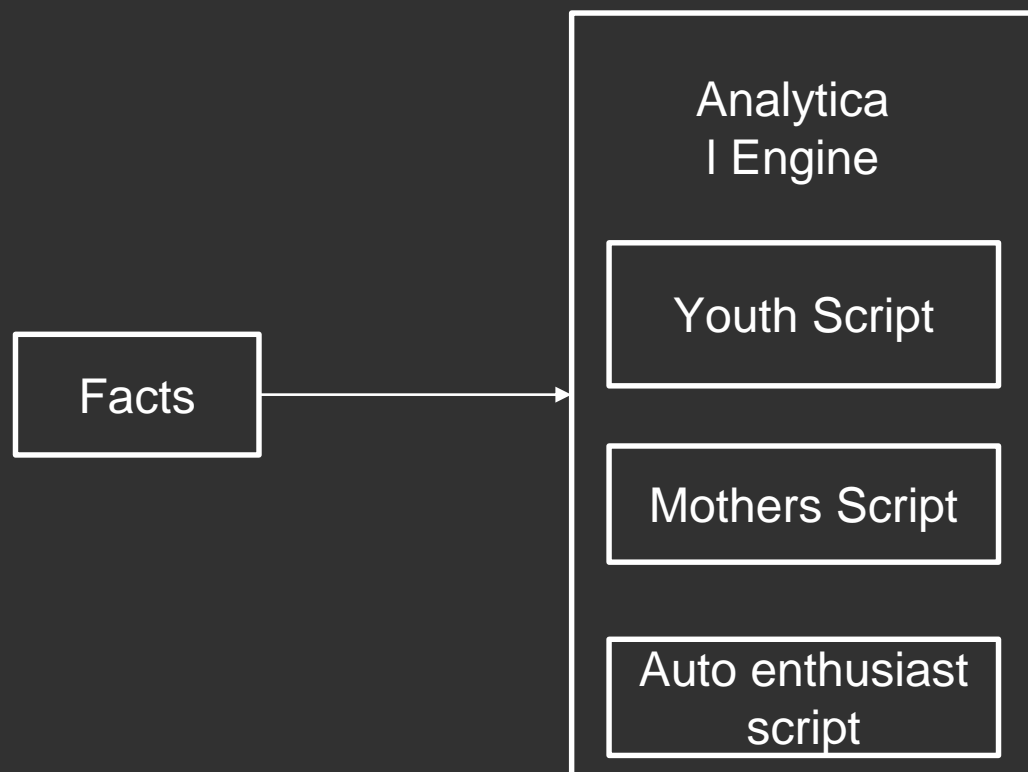
- Задача — делать выводы о профиле пользователя на основе фактов хранящихся в Hbase
- Сотни миллионов пользователей
- Сотни характеристик пользователей

Challenge #3. Analytical Engine: Цепочка Map-Reduce job-ов



- + Универсальность, вычисление сколько угодно сложных комбинированных сегментов
- Необходимость постоянных Join-ов
- Много MapReduce, большое время выполнения

Challenge #3. 1 большой Map-Only. 1 сегмент = 1 скрипт



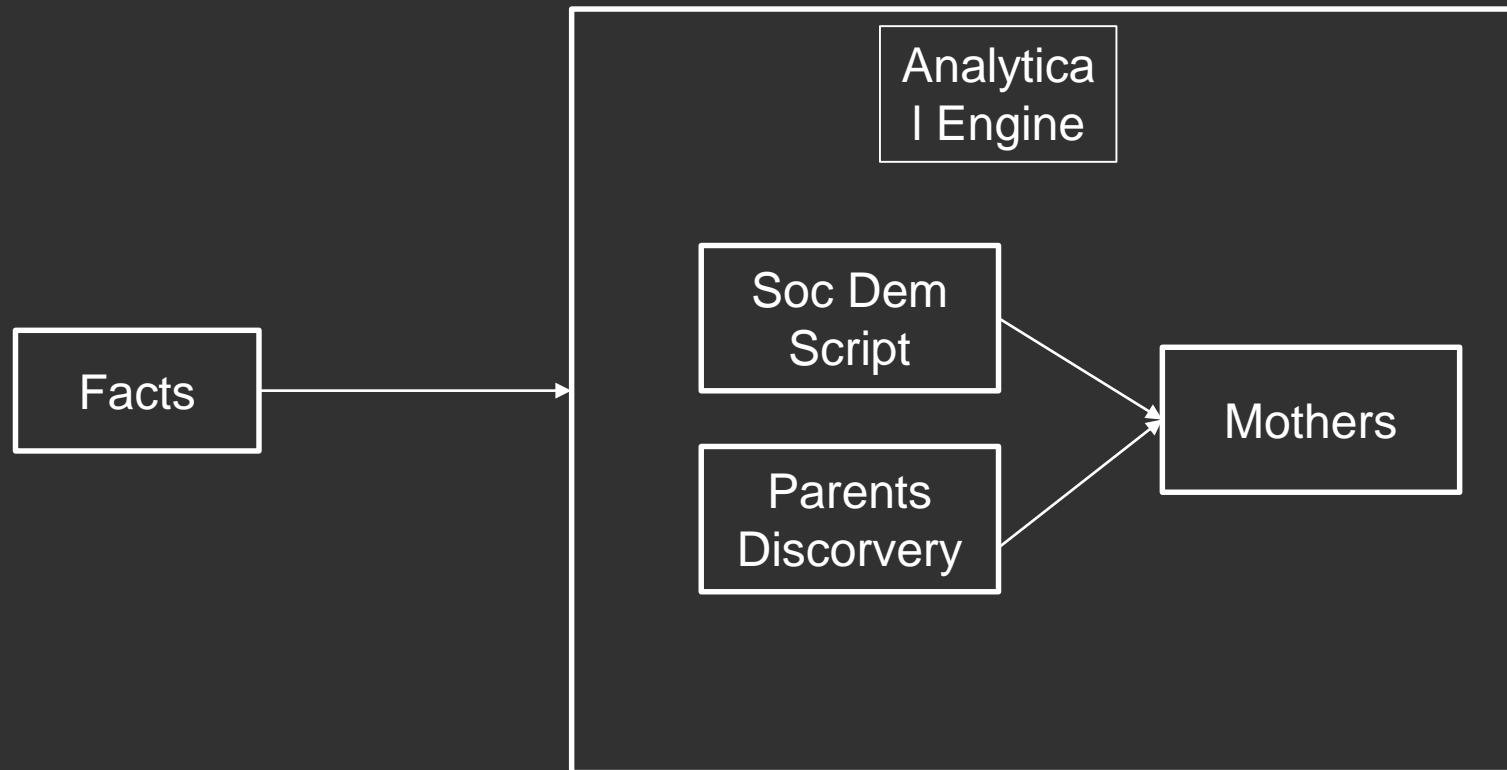
+ Разметка за 1 проход

+ Отсутствие Join-ов

- Невозможность разметки в несколько сегментов в одном скрипте

- Невозможность построения производных сегментов

Challenge #3. Текущий подход



- + Один map-only
- + Нет Join'ов
- + Производные сегменты любой сложности
- + Можно размечать несколько сегментов из одного скрипта
- Задержка между фактом и разметкой в сегмент.

Challenge #5. Real Time Storage

- Нужно хранить информацию о характеристиках сотен миллионов пользователей интернета
- Нагрузка на чтение — десятки тысяч запросов в секунду
- Необходимое время ответа $< 15\text{ms}$
- Полное обновление раз в сутки $\rightarrow \sim 10000$ в секунду на запись

Challenge #5. Real Time Storage: MongoDB

- + Шардинг из коробки
- + Репликация из коробки
- + Простота использования в клиенте, хорошая документация
- Сложность администрирования шардированного кластера
- Деградация скорости при одновременном чтении и записи
- Деградация скорости в случае когда объем хранимых данных превышает объем оперативной памяти

Challenge #5. Real Time Storage: Aerospike

- + Шардинг и репликация из коробки
- + Простота в администрировании
- + Очень быстрый, даже в случае когда данные не влезят в память (заточен на работу с SSD)
- Не очень хорошо работающие клиенты под разные языки программирования
- Не самая лучшая документация

Challenge #4. BI

- Задача – уметь быстро анализировать логи рекламных кампаний и отвечать на вопросы на вроде “Сколько кликов был вчера по рекламной кампании Mazda в разбивке по регионам”
- Десятки измерений
- Десятки показателей эффективности
- Желание агрегировать и фильтровать данные по произвольному срезу

Challenge #4. BI: Предагрегаты на MapReduce

- Заранее понимаем какие срезы нам потребуются
 - Рассчитываем на MapReduce.
-
- + достаточно простой и дешевый способ
 - + отображение сформированного отчета за доли секунды
-
- Необходимость заранее определить необходимые срезы
 - Комбинаторный взрыв количества отчетов
 - Задержка между попаданием записи в лог и ее появлением в статистике

Challenge #4. BI Google Big Query

- Псевдо-SQL база данных
- Произвольные срезы и агрегации на полных данных
- Оплата за отпроцешенные терабайты
- - Дорого

Challenge #4. BI Impala

- Псевдо-SQL, процессинг данных в памяти
- Opensource, оплата только за железо
- Интерактивность
 - Процессинг сотен миллионов строк занимает несколько секунд

Challenge #5. Сбор тематических сегментов

- Задача: собирать сегменты по интересам пользователей интернета
- Древовидные категории
- Интересы в первую очередь на основе URL.

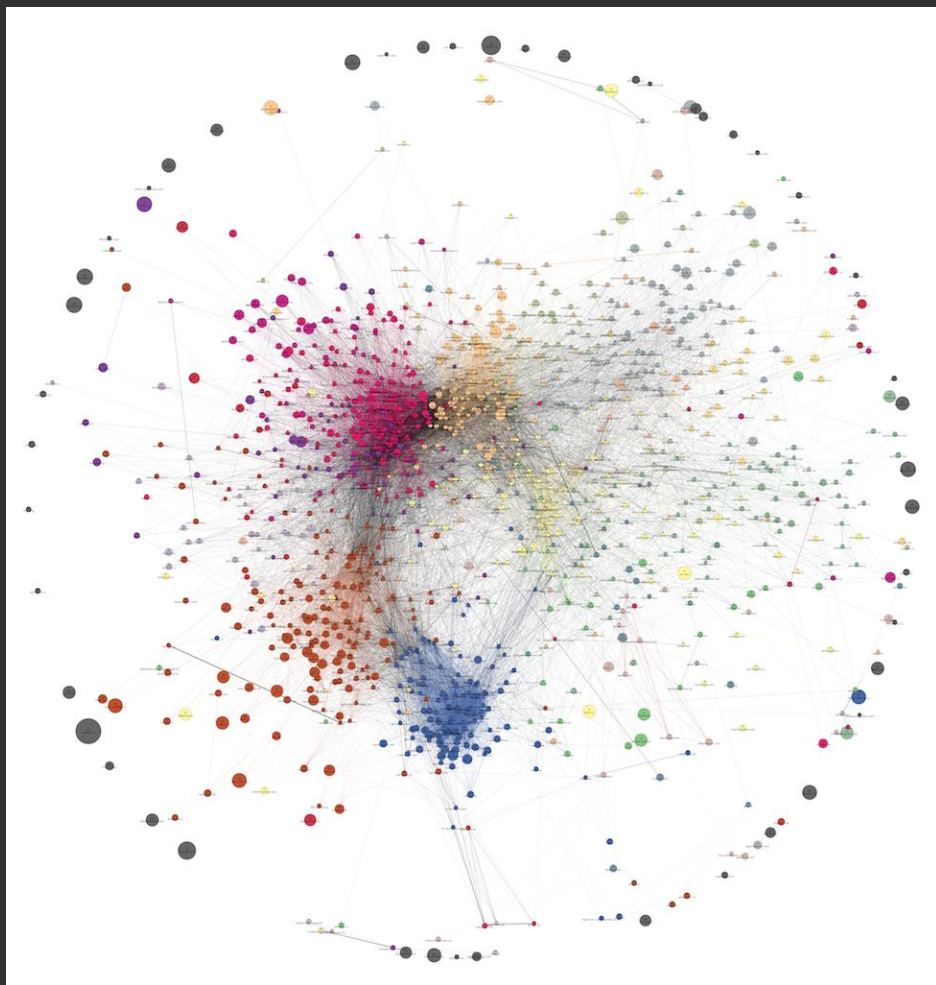
Challenge #5. Ручная сборка

+ Простота, отсутствие формализации

- Скорость работы

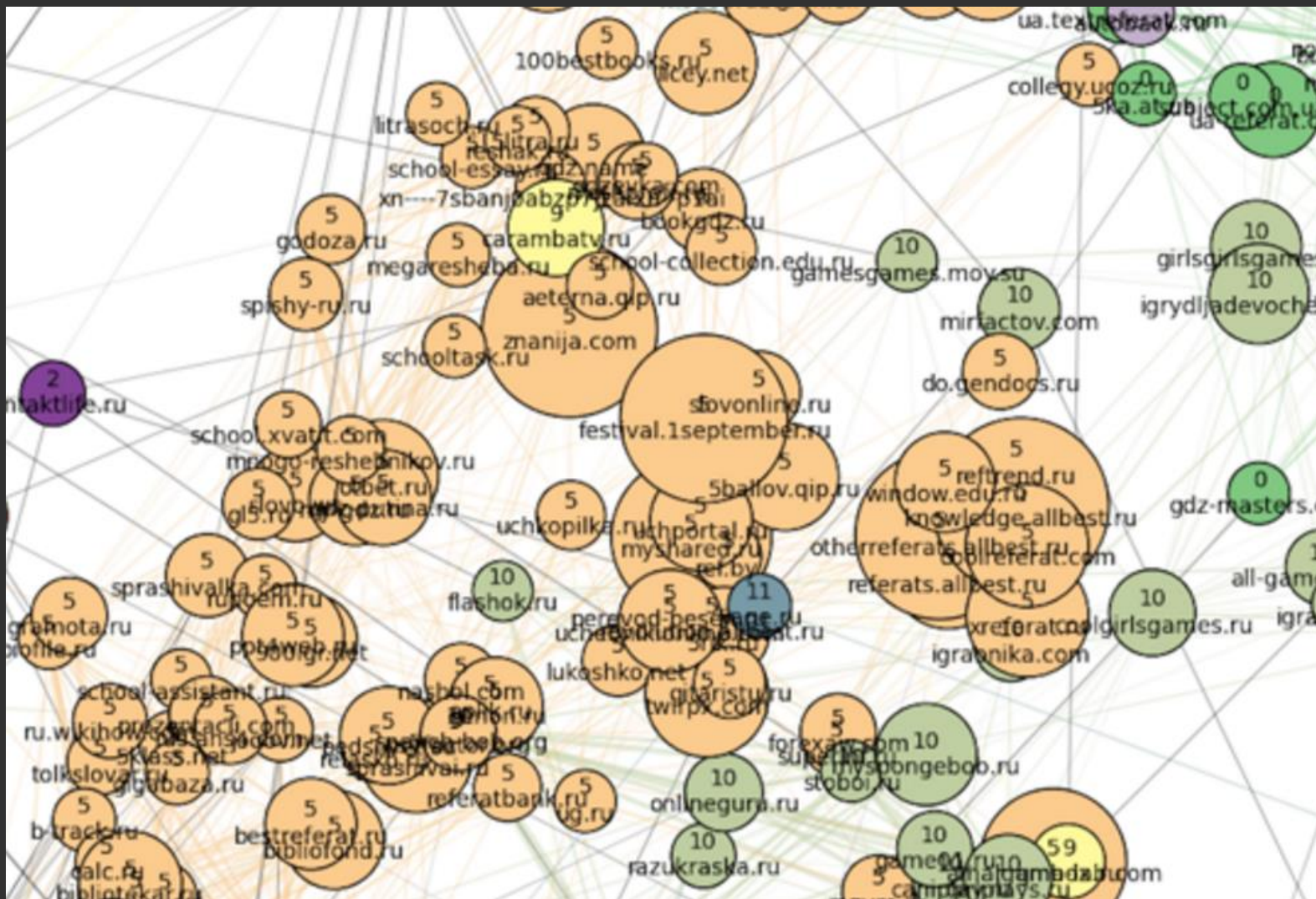
- Удобство

Challenge #5. Кластеризация доменов

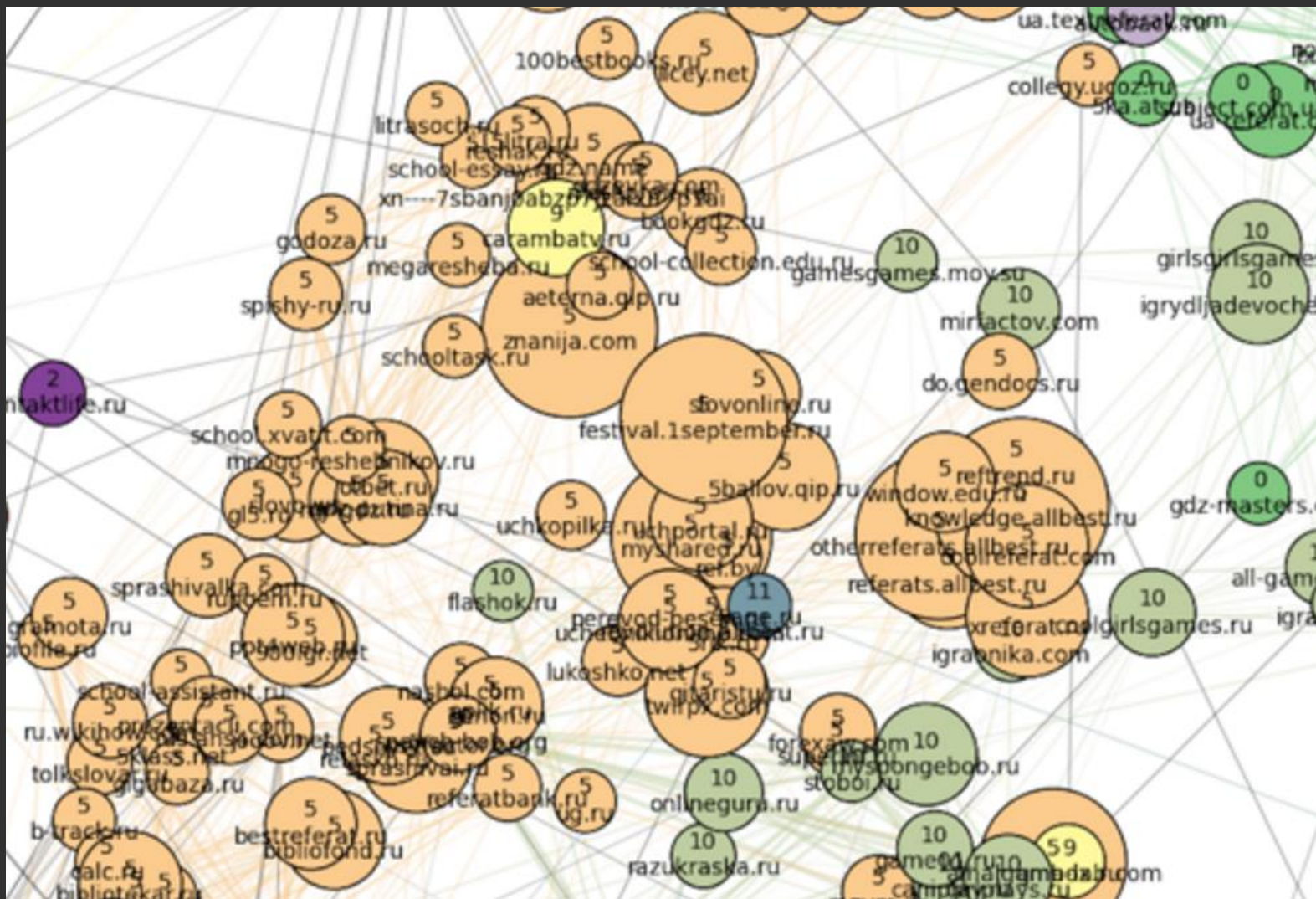


- Строим граф из всех сайтов в интернете
- Если 2 сайта посещают чаще чем их по отдельности – добавляем ребро
- Находим области графа, где вершины более плотно объединены ребрами
- Даем области адекватное имя

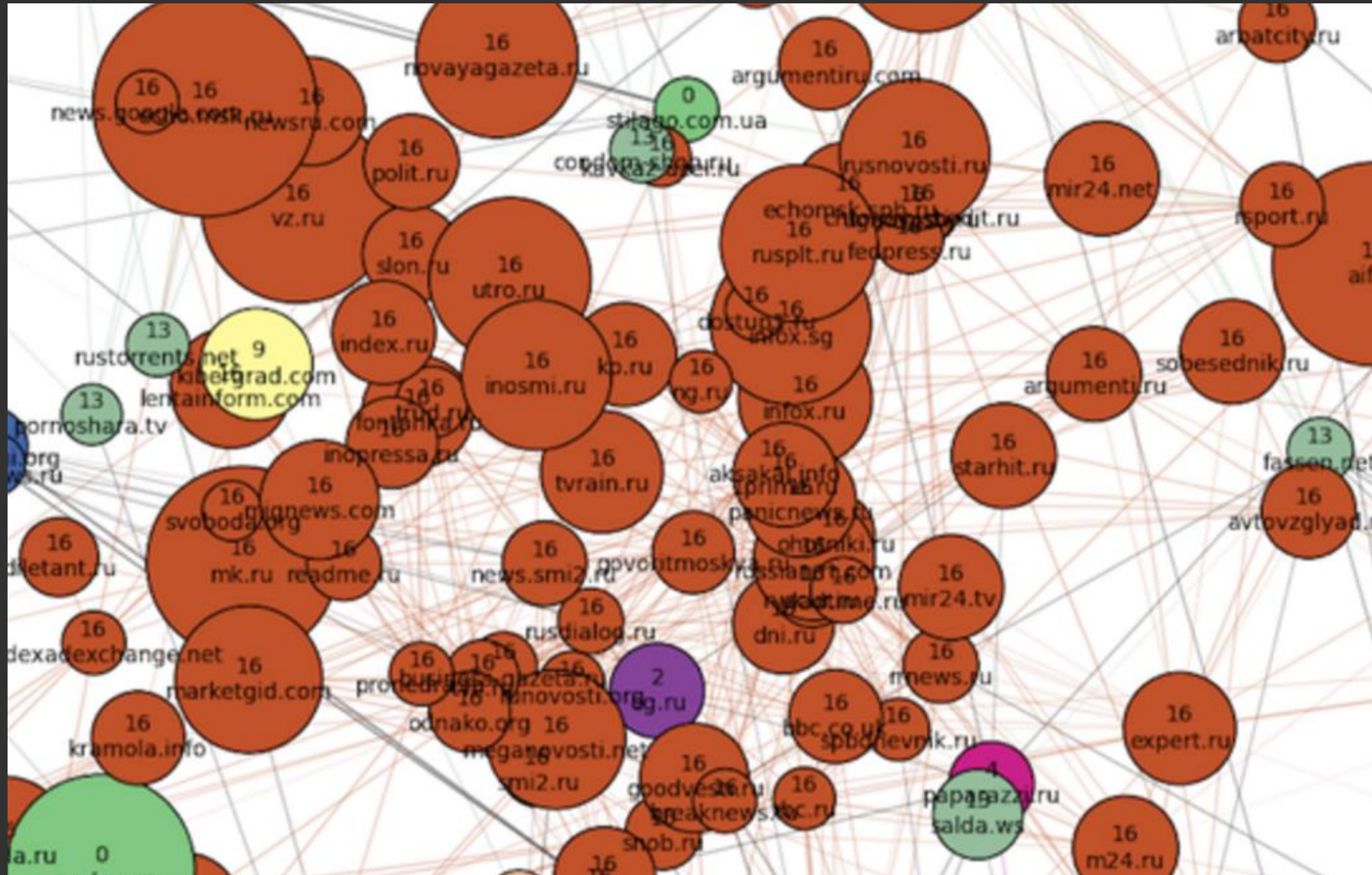
Challenge #5. Кластеризация доменов



Challenge #5. Кластеризация доменов



Challenge #5. Кластеризация доменов



Challenge #5. Семантический анализ URL.

- Семантическое зеркало от “Ашманов и Партнеры”
 - + “Поставил и работает”
 - + Простой API
 - + Готовое дерево категорий
- Дорого
- Заточенность категорий под другие задачи
- Невозможность влиять на список категорий

Challenge #5. Семантический анализ URL. Собственное решение

- Каждая категория описывается несколькими поисковыми запросами
 - Обучающая выборка формируется как выдача поисковика по этим запросам
 - Multi-Label классификатор в каждом узле дерева
-
- + Возможность формирования собственного дерева категорий
 - + Простота в использовании
 - + Бесплатное использование

Challenge #6. Machine Learning

- Задача 1: По имеющейся обучающейся выборке восстанавливать характеристики пользователей.
 - Пол, возраст, интересы.
- Задача 2: По имеющемуся классу построить группу “похожих” пользователей – пользователей которые ведут себя похожим образом в интернете. “look-a-like”

Challenge #6. Machine Learning: Weka

- Библиотека машинного обучения для Java
- + Удобно интегрируется в hadoop-экосистему
- Не очень быстрая
- Нету таких удобных средств отладки моделей как Ipython, sklearn, pandas, matplotlib
- Аналитики отлаживают модели в python, а потом переводят на weka.

Challenge #6. Machine Learning: Python Daemon

- На каждой ноде поднимаем сервер содержащий python-модели
- В mapper-е кидаем объект User в сервер и получаем в ответ список сегментов
- Можно использовать python-модели

Подписывайтесь на меня на Youtube

<https://www.youtube.com/c/APTechChannel>

Спасибо за внимание!