

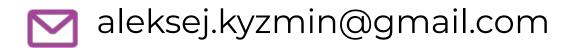
Лекция 5

HADOOP & SPARK

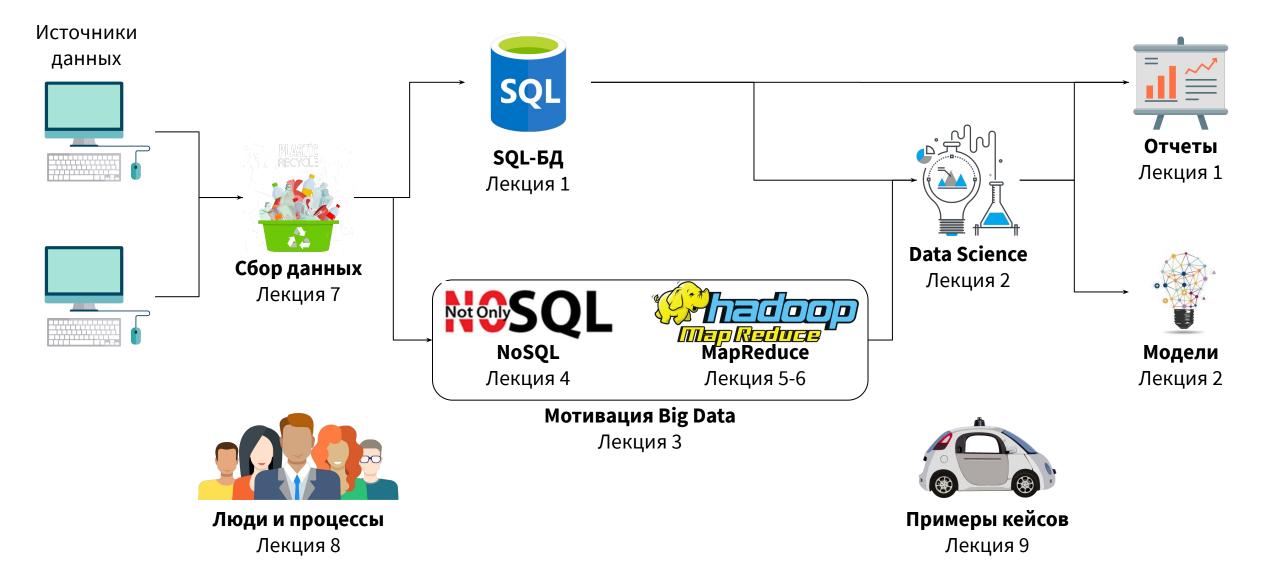


Алексей Кузьмин

Директор разработки; Data Scientist ДомКлик.ру



Работа с данными



План

Сегодня - теоретическая часть

В следующий раз - практика Spark (PySpark)

Принципы работы с большими данными

- Независимое обрабатываем независимо
 - Это позволит обрабатывать независимые данные параллельно
- •Принцип локальности данных
 - Обрабатываем там же, где храним
- •Пошаговая работа
 - Сложный процесс обработки можно декомпозировать на несколько простых.

Hadoop



- Проект "The ApacheTM HadoopTM" разрабатывает open-source ПО для отказоустойчивых, мастштабируемых и распределенных вычислений
- – Работает с BigData на обычных серверах
- – Сильное open-source комьюнити
- – Много различных продуктов и средств используют Hadoop

Кластер Hadoop

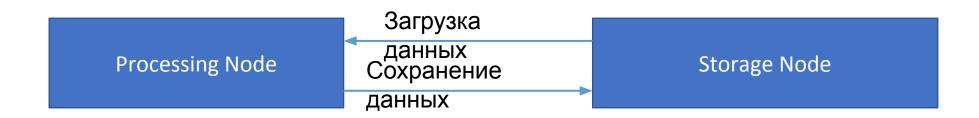
- • "Дешевое" обычное железо (Commodity Hardware)
- • Соединенное по сети
- • Расположено в одном месте Сервера в стойках в датацентре

Принципы Hadoop

- Горизонтальное масштабирование вместо вертикального
- Отправляем код к данным
- Уметь обрабатывать падения и отказы оборудования
- Инкапсуляция сложности работы распределенных и многопоточных приложений

Доставка кода к данным

- Традиционная архитектура системы обработки данных
 - – Ноды системы разделяются на вычислительные и стораджи, соединяются высокоскоростным линком
 - – Многие приложения обработки данных являются CPU-bound, что приводит к проблемам с сетью



Доставка кода к данным

- Hadoop сближает вычислительный процессор и данные
- - Код копируется к данным (небольшой расход, Кб)
- Исполнитель выполняет код на локально расположенных данных



Узел Hadoop

Отказы оборудования

- Чем больше количество машин, тем чаще будут отказы железа
 - – На больших кластерах отказы бывают несколько раз в день
- • Hadoop разрабатывался с учетом отказов железа
 - – Репликация данных
 - – Перезапуск тасков

Экосистема

- Изначально Hadoop был известен в основном из-за двух ключевых компонент:
 - – HDFS: Hadoop Distributed FileSystem
 - MapReduce: Фреймворк распределенной обработки данных
- Сейчас, в дополнении к этому, также известны следующие продукты:
 - – Hbase: Column-oriented DB, поддержка последовательного и произвольного чтения, поддержка простых запросов
 - - Zookeeper: Highly-Available Coordination Service
 - – Oozie: Диспетчер задача для Hadoop
 - - Pig: Язык обработки данных и среда выполнения
 - – Hive: Data warehouse с SQL интерфейсом

HDFS

HDFS

- Hadoop Distributed File System
- Для пользователя как "один большой диск"
- Работает поверх обычных файловых систем
- Основывается на архитектуре Google's Filesystem GFS
- - research.google.com/archive/gfs-sosp2003.pdf
- Fault Tolerant
- – Умеет справляться с выходом из строя дисков, машин и т.д.

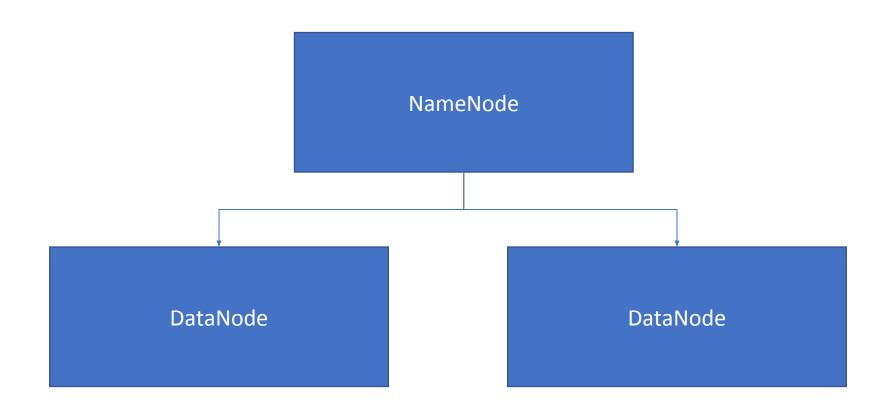
HDFS хорош для

- Хранения больших файлов
 - – Терабайты, петабайты..
 - – Миллионы (но не миллиарды) файлов Файлы размером от 100 Мб
- Стриминг данных
 - – Паттерн "write once / read-many times"
 - - Оптимизация под последовательное чтение
 - • Нет операциям произвольного чтения
- Обычные сервера

Узлы HDFS

- Для управления файловой системой есть два основных типа узлов
- – Namenode
 - Отвечает за файловое пространство (namespace), мета-ифномрацию и
 - расположение блоков файлов
 - Запускается на выделенной машине (иногда добавляют secondary namenode)
- – Datanode
 - Хранит и отдает блоки данных
 - Отправляет ответы о состоянии на Namenode
 - Запускается обычно на всех машинах кластера

Узлы HDFS



Файлы в HDFS

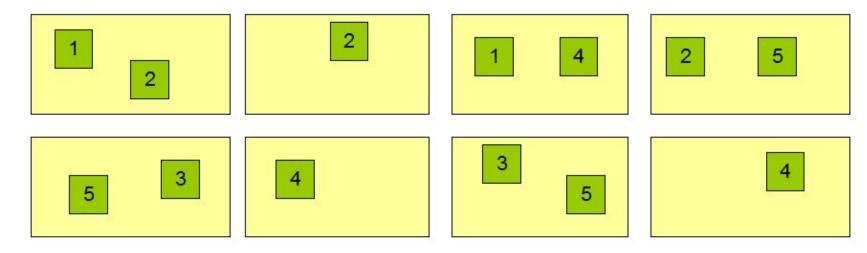
- Файлы в HDFS состоят из блоков
 - Блок единица хранения данных
- Управляется через Namenode
- Хранится на Datanode
- Реплицируются по машинам в процессе записи
 - – Один и тот же блок хранится на нескольких Datanode
- Фактор репликации по умолчанию равен 3

Файлы в HDFS

Block Replication

Namenode (Filename, numReplicas, block-ids, ...)
/users/sameerp/data/part-0, r:2, {1,3}, ...
/users/sameerp/data/part-1, r:3, {2,4,5}, ...

Datanodes



Блоки в HDFS

- Стандартный размер блоков 64Мб или 128Мб
- Основной мотив этого снизить стоимость *поиска* по сравнению со скоростью передачи данных

Репликация блоков

- Namenode определяет, куда копировать реплики блоков
- Размещение блоков зависит от того, в какой стойке стоит сервер
 - – Баланс между надежностью и производительностью
 - • Попытка снизить нагрузку на сеть (bandwidth)
 - • Попытка улучшить надежность путем размещения реплик в разных стойках
 - – Фактор репликации по умолчанию равен 3
 - • 1-я реплика на локальную машину
 - 2-я реплика на другую машину из той же стойки
 - • 3-я реплика на машину из другой стойки

Принцип работы

- Namenode не выполняет непосредственно операций чтения/записи данных
 - – Это одна из причин масштабируемости Hadoop
- Клиент обращается к Namenode для получения информации о размещении блоков для чтения/записи
- Клиент взаимодействует напрямую с Datanode для чтения/записи данных

Принцип работы

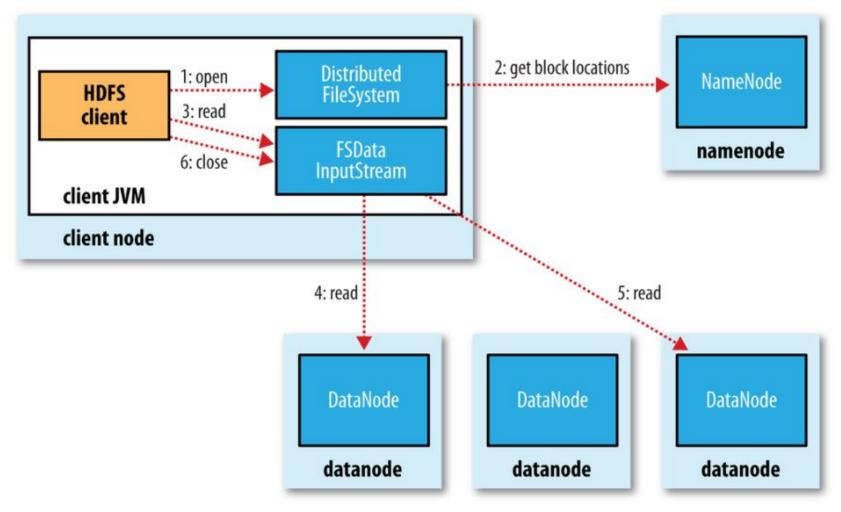
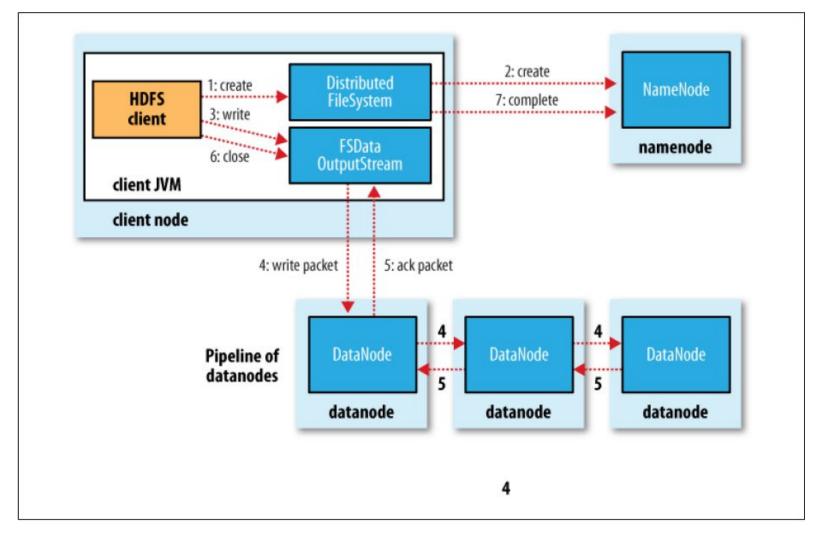


Figure 3-2. A client reading data from HDFS

Запись файла

- 1. Запрос на запись
- 2. Создаем файл на NN и определяем расположение блоков
- 3. Начинаем запись
- 4. Записываем файлы по все ноды
- 5. Получаем подтверждение
- 6. Закрываем файл
- 7. Отправлем подтверждение на NN



NameNode

- Для быстрого доступа вся мета-информация о блоках хранится в ОЗУ Namenode
 - – Чем больше кластер, тем больше ОЗУ требуется
 - Лучше миллионы больших файлов (сотни мегабайт), чем миллиарды маленьких
 - Работает на кластерах из сотен машин
- Hadoop 2+
 - Namenode Federation
 - Каждая Namenode управляет частью блоков
 - Горизонтальное масштабирование Namenode
 - Поддержка кластеров из тысячи машин

MapReduce

MapReduce

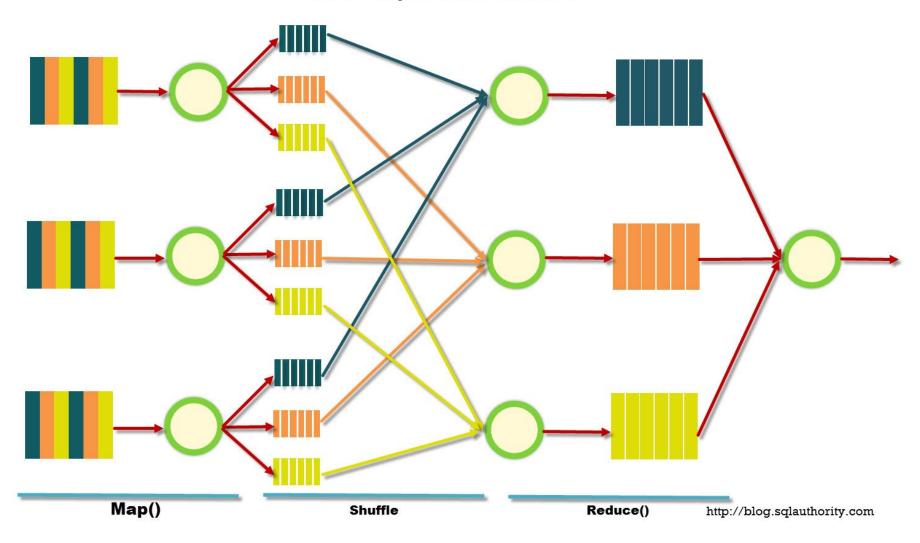
• Самая известная парадигма обработки больших данных

• Предложена компанией Google в 2004 году

• Имеет множество имплементаций (в том числе open source)

Схема работы

How MapReduce Works?



MapReduce

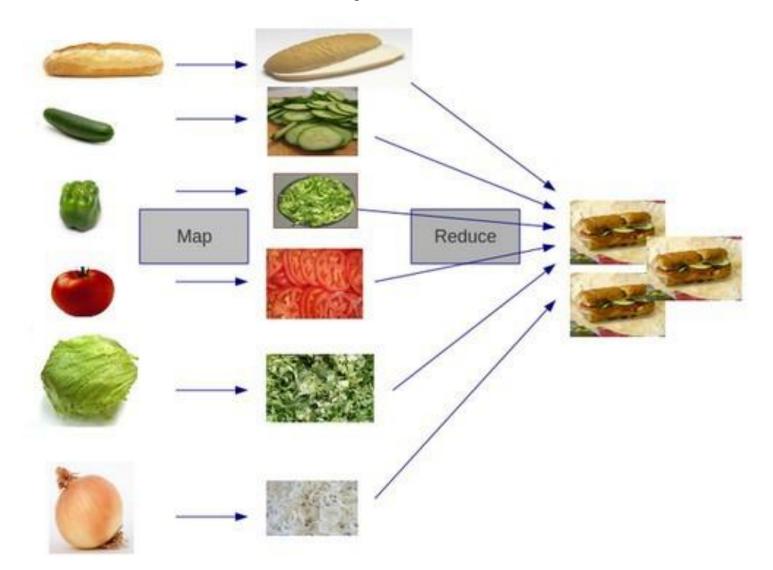
- Мар-шаг
 - Вход исходный объект
 - Выход множество пар ключзначение
- **Shuffle** данные сортируются по ключу
- и распределяются по редьюсерам
- Reduce-шаг
 - Вход Ключ -> список значений
 - Выход Ключ –> значение

Задача шага **map** – предобработать данные и выделить в них **ключ** - признак по которому данные будут агрегированы

Задача шага **shuffle** разложить данные по "корзинам" в соответствии с ключом

Данные обладающие одним ключом обрабатываются вместе.

Sandwich MapReduce



Мар-шаг: порезать продукты на кусочки.

Shuffle – разобрать порезанные продукты по корзинкам (2 половинки хлеба, 3 кусочка огурца, 2 помидора и тд)

Reduce-по каждой из корзинок собрать готовый сэндвич.

Word Count

- •Дано файл со строками.
 - •Одна строка = 1 документ

- •Посчитать:
 - Сколько раз встречается каждое слово в исходном файле

Решение

```
def map(string):
    for word in string.split():
        return (word , 1)

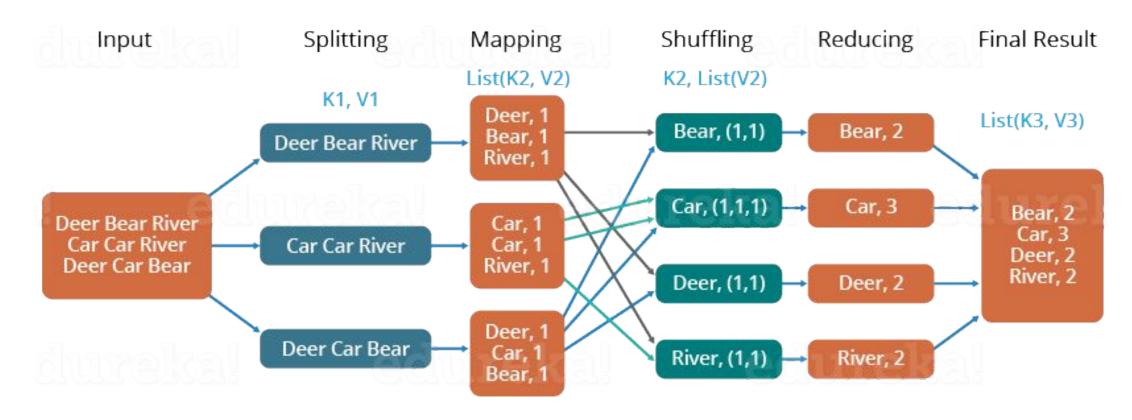
def reduce(word, list_of_one):
    return (word, sum(list of one)
```

Shuffle шаг реализуется фреймворком и не задается пользователем

WordCount

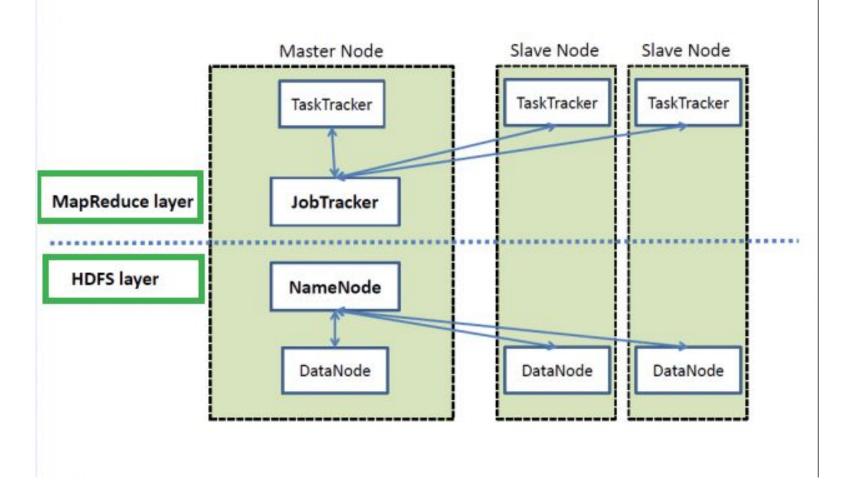
The Overall MapReduce Word Count Process

edureka!



MapReduce & HDFS

High Level Architecture of Hadoop



MapReduce "Runtime"

- Управление запуском задач
 - – Назначает воркерам таски *тар* или *reduce*
- Управление "data distribution"
 - – Перемещает код к данным
- – Запускает таски (по возможности) локально с данными
- • Управление синхронизацией
 - - Собирает, сортирует и объединяет промежуточные данные
- Управление обработкой ошибкой и отказов
 - - Определяет отказ воркера и перезапускает таск
- • Все работает поверх распределенной FS

MapReduce

- MapReduce работает поверх демонов
 - • JobTracker и TaskTracker
- JobTracker
 - – Управляет запуском тасков и определяет, на каком *TaskTracker* таск будет запущен
 - – Управляет процессом работы MapReduce задач (*jobs*)
 - - Мониторит прогресс выполнения задач
 - – Перезапускает зафейленные или медленные таски
- • MapReduce имеет систему ресурсов основанную на слотах (slots)
 - - На каждом *TaskTracker* определяется, сколько будет запущено слотов
 - – Таск запускается в одном слоте
 - - М мапперов + R редьюсеров = N слотов

Spark

Мотивация

- *MapReduce* отлично упрощает анализ *big data* на больших, но ненадежных, кластерах
- Но с ростом популярности фреймворка пользователи хотят большего:
 - - Итеративных задач, например, алгоритмы machine learning
 - – Интерактивной аналитики

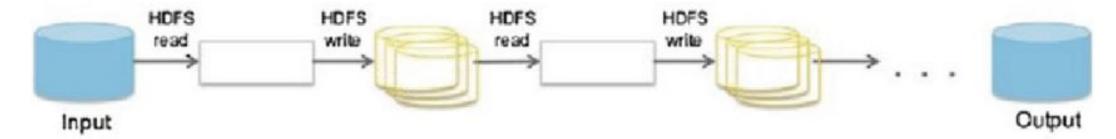
Мотивация

- Для решения обоих типов проблем требуются одна вещь, которой нет в MapReduce...
 - – Эффективных примитивов для общих данных (Efficient primitives for data sharing)
- В MapReduce единственный способ для обмена данными между задачами (*jobs*), это надежное хранилище (*stable storage*)
- Репликациятакжезамедляетсистему, ноэто необходимо для обеспечения fault tolerance

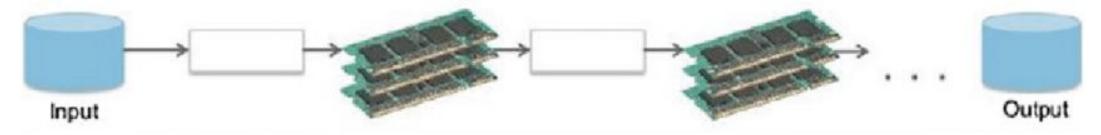
Решение

• Обработка и разделение данных в памяти (RAM)

Hadoop MapReduce: Data Sharing on Disk



Spark: Speed up processing by using Memory instead of Disks



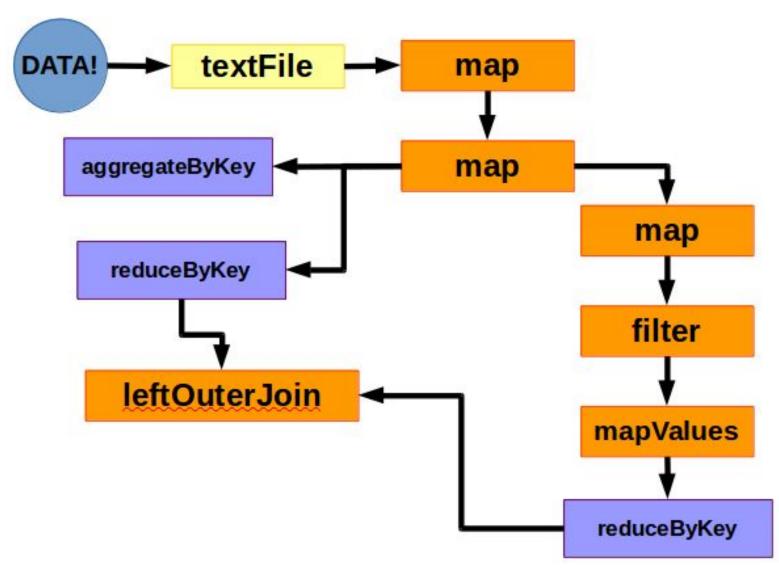
Resilient Distributed Datasets (RDD)

- Задача Разработать дизайн абстракции распределенной памяти с поддержкой fault tolerant и эффективности
- Абстрактное представление распределенной RAM
- Immutable коллекция объектов распределенных по всему кластеру
- RDD делится на партиции, которые являются атомарными частями информации
- Партиции RDD могут хранится на различных нодах кластера

Программная модель

- Основана на parallelizable operators
- Эти операторы являются функциями высокого порядка, которые выполняют *user- defined* функции параллельно
- Поток обработки данных состоит из любого числа data sources, operators и data sinks путем соединения их inputs и outputs

Программная модель



Основные операторы

• Существует два типа операторов – transformations и actions

Transformations:

• lazy-операторы, которые создают новые RDD

• Actions:

• запускают вычисления и возвращают результат в программу или пишут данные во внешнее хранилище

Операторы

	$map(f: T \Rightarrow U)$:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[U]$			
	$filter(f : T \Rightarrow Bool)$:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[T]$			
	$flatMap(f : T \Rightarrow Seq[U])$:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[U]$			
	sample(fraction: Float)	:	$RDD[T] \Rightarrow RDD[T]$ (Deterministic sampling)			
Transformations	groupByKey()	:	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, Seq[V])]$			
	$reduceByKey(f : (V, V) \Rightarrow V)$	0	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, V)]$			
	union()	ř	$(RDD[T], RDD[T]) \Rightarrow RDD[T]$			
	join()	:	$(RDD[(K, V)], RDD[(K, W)]) \Rightarrow RDD[(K, (V, W))]$			
	cogroup()	:	$(RDD[(K, V)], RDD[(K, W)]) \Rightarrow RDD[(K, (Seq[V], Seq[W]))]$			
	crossProduct()	:	$(RDD[T], RDD[U]) \Rightarrow RDD[(T, U)]$			
	$mapValues(f : V \Rightarrow W)$	\$	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, W)]$ (Preserves partitioning)			
	sort(c: Comparator[K])	;	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, V)]$			
	partitionBy(p:Partitioner[K])	:	$RDD[(K, V)] \Rightarrow RDD[(K, V)]$			
Actions	count() :	- 3	$RDD[T] \Rightarrow Long$			
	collect() :		$RDD[T] \Rightarrow Seq[T]$			
	$reduce(f:(T,T)\Rightarrow T)$:		$RDD[T] \Rightarrow T$			
	lookup(k:K):		$RDD[(K, V)] \Rightarrow Seq[V]$ (On hash/range partitioned RDDs)			
	save(path: String) :		Outputs RDD to a storage system, e.g., HDFS			

Контекст

- Основная точка входа для работы со Spark
- Доступнав*shell*какпеременная**sc**
- В standalone-программах необходимо создавать отдельно

Shared Variable

- Когда Spark запускает выполнение функции параллельно как набор тасков на различных нодах, то отправляется копия каждой переменной, используемой в функции, на каждый таск
- Иногда нужно, чтобы переменная была общая между тасками или между тасками программой-драйвером

Shared Variable

- Обновления переменных нераспространяются обратно в вызывающую
- Использование обычных *read-write* общих переменные между тасками неэффективно
 - К примеру, необходимо отправить на каждую ноду большой датасет
- Есть два типа shared variables
 - - broadcast variables
 - - accumulators

BroadCast Variables

- Read-only переменные **кешируются** на каждой машине вместо того, чтобы отправлять копию на каждый таск
- Broadcast Variables не отсылаются на ноду больше одного раза

Accumulators

- Могут быть только добавлены
- Могут использоваться для реализации **счетчиков** и **сумматоров**
- Таски, работающие на кластере, могут затем добавлять значение используя оператор +=

Еще в Spark

• MLLib – библиотека машинного обучения для spark.

• graphx – библиотека работы с графами для apache spark

• SparkSQL – библиотека для трансляции SQL-запросов (альтернатива HIVE)

• Spark streaming – библиотека обработки потоковых данных

Другие инструменты Hadoop

Стек Hadoop

- Hadoop-Common общие библиотеки hadoop
- HDFS распределенная файловая система
- Yarn Фреймвок управления распределенными задачами
- Hadoop MapReduce Yarn-based реализация mapreduce

- Множество других hadoop-related проектов
 - Hbase, hive, pig, zookeeper, spark, cassandra (тысячи их 😊)

Apache Hive

• Транслятор SQL-like запросов в цепочки MapReduce запросов

• Очень сильно упрощает жизнь при разработке big data проектов

• Часто используется в enterprise решениях

Hbase

• Колоночная база данных

• 3х-мерная, ключ-значение, timestamp

• Позволяет объединить достоинства массивной обработки данных и записи данных по ключу.

Сборки Hadoop

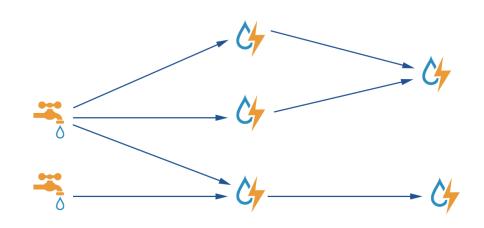
Несколько основных поставщиков Hadoop:

- Cloudera
- Hortonworks
- MapR

Потоковая обработка данных

- МарReduce оффлайн алгоритм пакетной обработки данных
- Не подходит для задач где данные поступают быстро и на них необходимо быстро реагировать
- Примеры
 - Автомобильные пробки
 - Поиск мошеннических операций в банке

Потоковая обработка данных







Мини практика (для заинтересованных)

Как развернуть локально?

Проще всего - запустить в докере.

Инструкция -

https://hortonworks.com/tutorial/sandbox-deployment-and-install-guide/section/3/

Начало работы

docker ps -> ищем id контейнера с hdp docker exec -it a5c86792bcd1 /bin/bash -> подключаемся к контейнеру

ambari-admin-password-reset -> устанавливаем пароль

Начало работы

http://localhost:1080/



GET HELP





NEW TO HDP

Explore the Hortonworks Data Platform (HDP)

Walk through a typical use case with the tutorial

LAUNCH DASHBOARD



ADVANCED HDP

Expand your Hortonworks Data Platform (HDP) experience

Access components in Sandbox

QUICK LINKS

Считаем слова на Python

Цель - реализовать mapreduce на пальцах

Как - используем Python и <u>Hadoop Streaming API</u> для передачи данных через потоковый ввод-вывод

Считаем слова на Python

```
#!/usr/bin/env python
"""mapper.py"""
import sys
# input comes from STDIN (standard input)
for line in sys.stdin:
  # remove leading and trailing whitespace
  line = line.strip()
  # split the line into words
  words = line.split()
  # increase counters
  for word in words:
    # write the results to STDOUT (standard output);
    # what we output here will be the input for the
    # Reduce step, i.e. the input for reducer.py
    # tab-delimited; the trivial word count is 1
     print '%s\t%s' % (word, 1)
```

Считаем слова на Python

```
#!/usr/bin/env python
"""reducer.py"""
```

from operator import itemgetter import sys

```
current_word = None
current_count = 0
word = None
```

input comes from STDIN for line in sys.stdin:

```
# do not forget to output the last word if needed!
if current_word == word:
    print '%s\t%s' % (current word, current count)
```

```
# remove leading and trailing whitespace
line = line.strip()
# parse the input we got from mapper.py
word, count = line.split('\t', 1)
# convert count (currently a string) to int
try:
  count = int(count)
except ValueError:
  # count was not a number, so silently
  # ignore/discard this line
  continue
# this IF-switch only works because Hadoop sorts map output
# by key (here: word) before it is passed to the reducer
if current word == word:
  current count += count
else:
  if current word:
     # write result to STDOUT
     print '%s\t%s' % (current_word, current_count)
  current count = count
  current word = word
```

Копируем файлы

docker cp onegin.txt a5c86792bcd1:/tmp docker cp mapper.py a5c86792bcd1:/tmp docker cp reducer.py a5c86792bcd1:/tmp

Подключаемся к контейнеру

docker exec -it a5c86792bcd1 /bin/bash

Подключаемся к контейнеру

```
[root@sandbox-hdp /]# cd /tmp/
[root@sandbox-hdp tmp]# mkdir test
[root@sandbox-hdp tmp]# cp mapper.py test
[root@sandbox-hdp tmp]# cp onegin.txt test
[root@sandbox-hdp tmp]# cp reducer.py test
[root@sandbox-hdp tmp]# cd test/
[root@sandbox-hdp test]# ||
```

Работаем в контейнере

```
[root@sandbox-hdp test]# chmod a+x mapper.py
[root@sandbox-hdp test]# chmod a+x reducer.py
[root@sandbox-hdp test]# echo "foo foo quux labs foo bar quux" |
./mapper.py
foo
foo
quux 1
. . .
```

Работаем в контейнере

```
[root@sandbox-hdp test]# hdfs dfs -copyFromLocal . /tmp/test
[root@sandbox-hdp test]# hdfs dfs -ls /tmp/test/
Found 3 items
-rw-r--r-- 1 root hdfs 552 2019-08-25 10:19 /tmp/test/mapper.py
-rw-r--r-- 1 root hdfs 1029830 2019-08-25 10:19
/tmp/test/onegin.txt
-rw-r--r-- 1 root hdfs 1044 2019-08-25 10:19 /tmp/test/reducer.py
```

Запускаем map-reduce

```
[root@sandbox-hdp hadoop]# /bin/hadoop jar
/usr/hdp/current/hadoop-mapreduce-client/hadoop-streaming.jar \
> -file /tmp/test/mapper.py -mapper /tmp/test/mapper.py \
> -file /tmp/test/reducer.py -reducer /tmp/test/reducer.py \
> -input /tmp/test/onegin.txt -output /tmp/test/output
```

Запускаем map-reduce

```
19/08/25 10:35:34 WARN streaming. Stream Job: -file option is deprecated, please use generic option -files instead.
```

• • •

19/08/25 10:35:40 INFO mapreduce.Job: The url to track the job: http://sandbox-hdp.hortonworks.com:8088/proxy/application_156672 6469154 0002/

19/08/25 10:35:40 INFO mapreduce.Job: Running job: job 1566726469154 0002

Отслеживаем

http://localhost:8088/proxy/application_1566726469154_0002/



MapReduce Job job_1566726469154_0002

								Job Overvi		
	Job Name:	streamjob870375	3639274997889.jar							
	User Name:									
	Queue Name:	default								
	State:	RUNNING								
	Uberized:	false								
	Started:	: Sun Aug 25 10:41:38 UTC 2019 I: 17sec								
	Elapsed:									
	•									
ApplicationMaster										
Attempt Number		Start 1	Time			Logs				
200	57 UTC 2019			sandbox-hdp.horto	<u>logs</u>					
Task Type	Progre	ress Total			Pending	Running		Complete		
Мар	5,000,000		2	<u>o</u>		<u>0</u>	2			
Reduce			1	<u>o</u>		1	<u>0</u>			
Attempt Type	Ne	ew	Running		Failed	Killed		Successful		
Maps	<u>0</u>	<u>0</u>		0		<u>0</u>	2			
Reduces	0	1		0		0	0			

Полезные материалы

- Hadoop: The Definitive Guide, Tom White
- Hadoop in Action, Chuk Lam

Что мы сегодня узнали

- Технологии больших данных нужны только если данных действительно много
- MapReduce хороший подход для организации процессинга больших данных
- Hadoop opensource проект, лидер на рынке больших данных
- Spark расширяет и ускоряет Hadoop
- Установить Наdoop можно из одной из сборок
- Не для любой задачи подходит MapReduce

Домашнее задание

- Прочитать про операторы Spark. Прислать ответы на вопросы
- Какие команды отвечают за:
 - Сохранение результата в текстовый файл (Это Action или Transformation?)
 - Как получить первые n-элементов массива (Это Action или Transformation?)
 - Объединить два RDD в один (Это Action или Transformation?)
 - В чем разница между Reduce и CoGroup-операторами (Это Action или Transformation?)
- Нарисовать DAG для Spark'а для подсчета количества уникальных слов в файле



Спасибо за внимание!

Алексей Кузьмин



aleksej.kyzmin@gmail.com