

Интеллектуальные информационные системы

Фреймворк Spark

Кафедра управления и интеллектуальных технологий НИУ «МЭИ»
2023 г.

Фреймворк Spark

Lightning-fast cluster computing

Фреймворк для обработки больших объемов данных.

Имеет парадигму отличную от MapReduce

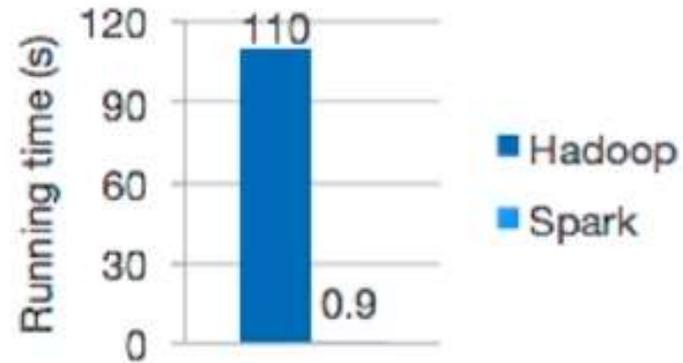
Написан на языке Scala

Разработан в 2009 году Matei Zaharia в UoC Berkley



<https://spark.apache.org/>

Фреймворк Spark



Logistic regression in Hadoop and Spark

```
file = spark.textFile("hdfs://...")  
  
file.flatMap(lambda line: line.split())  
      .map(lambda word: (word, 1))  
      .reduceByKey(lambda a, b: a+b)
```

Word count in Spark's Python API

Фреймворк Spark

Подходит для итеративных задач и интерактивных вычислений.

Позволяет обрабатывать данные как по частям (batch), так и потоковые (streaming)

Встроенные инструменты для работы с разными типами данных – текст, графы, базы данных

Имеет более 80 встроенных высокоуровневых функций для обработки данных (кроме map и reduce)



<https://spark.apache.org/>

Фреймворк Spark

APACHE SPARK

**SPARK
SQL**

**SPARK
Streaming**

**SPARK
Graph X**

**SPARK
MLlib**

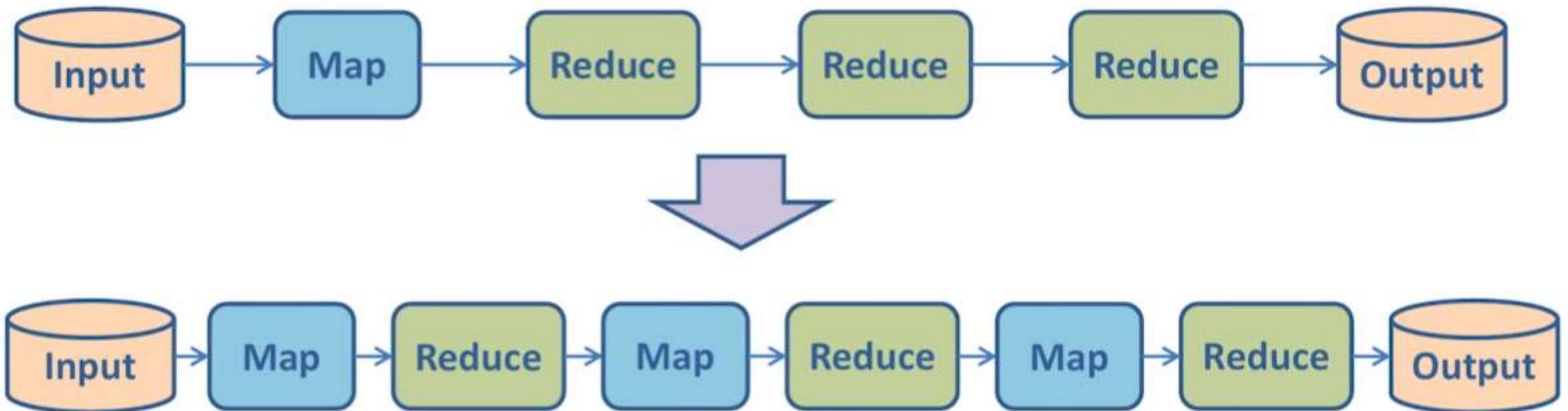
Недостатки MapReduce

Нет эффективных примитивов для общих данных

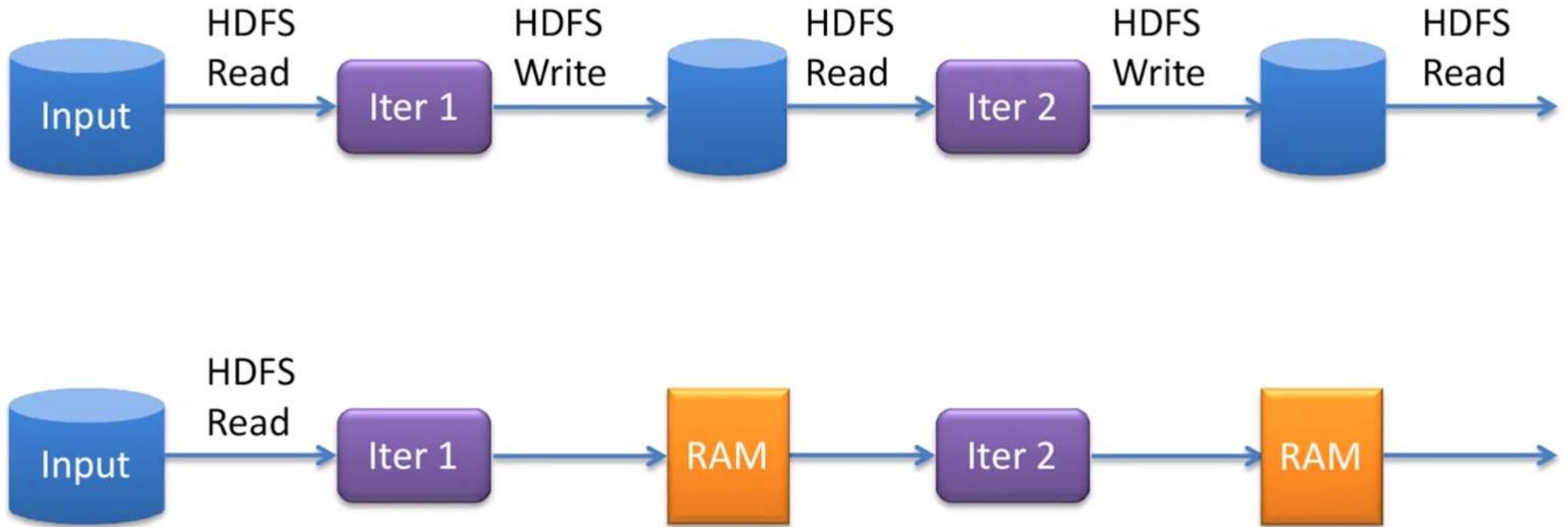


Недостатки MapReduce

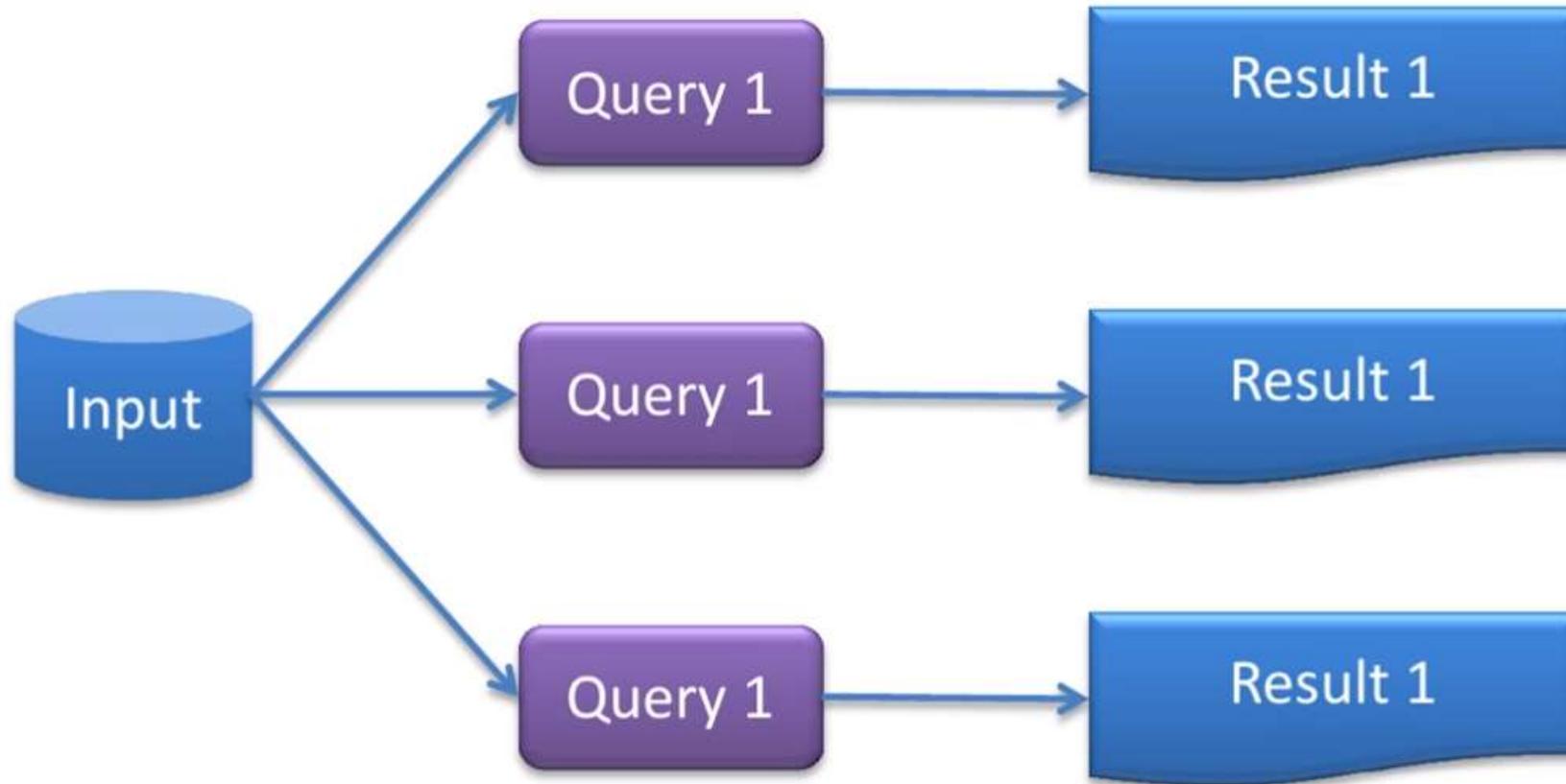
Необходимость применять шаблон MapReduce



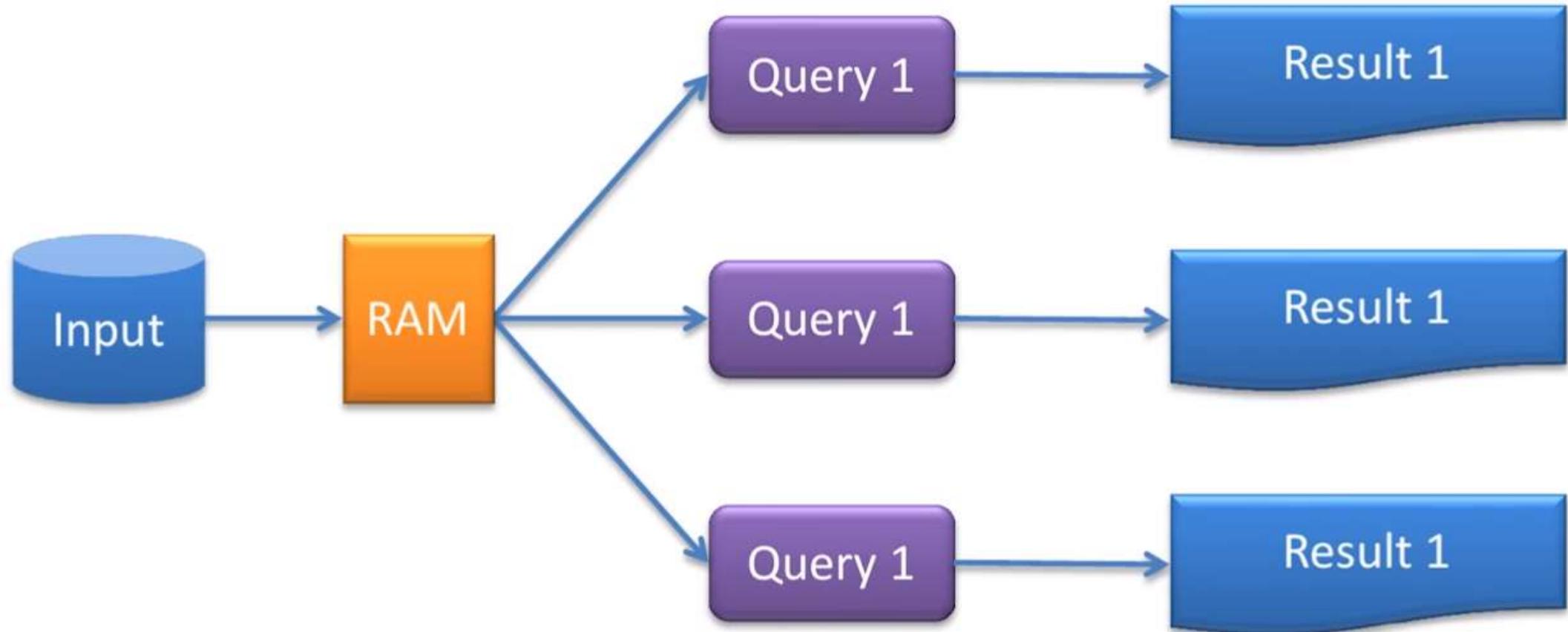
In-Memory Data Processing & Sharing



In-Memory Data Processing & Sharing



In-Memory Data Processing & Sharing



Resilient Distributed Datasets (RDD)

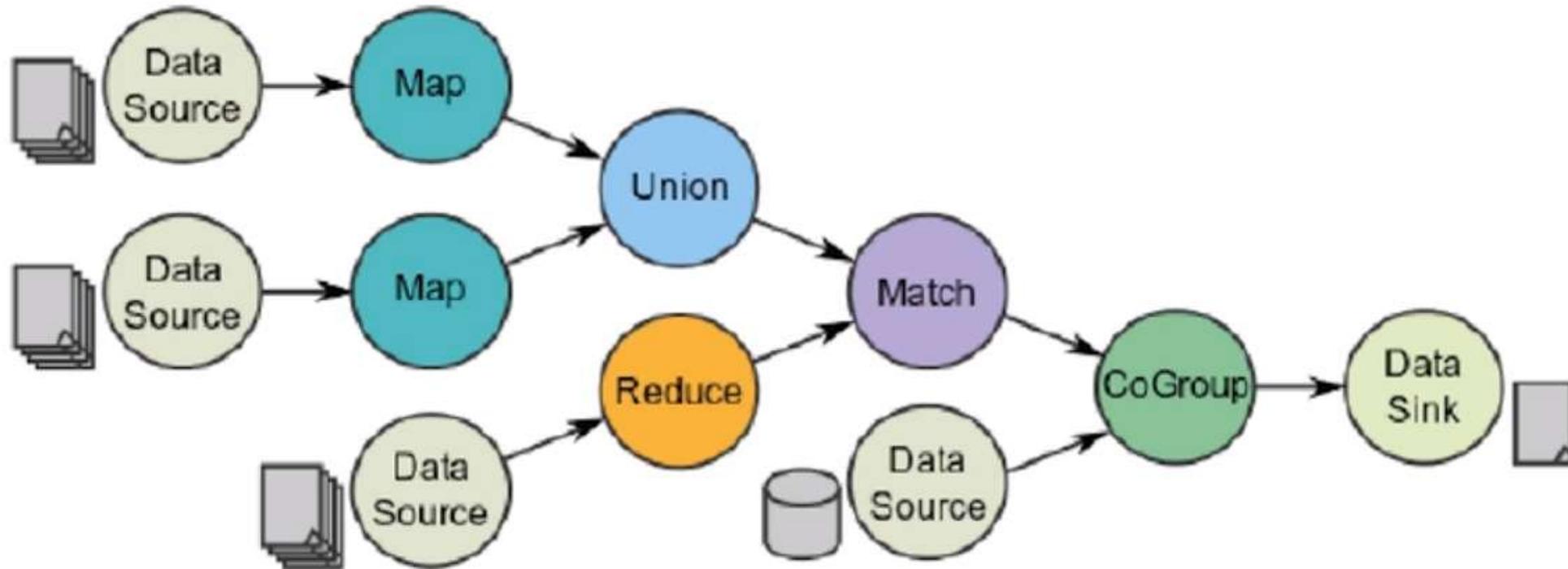
- Абстрактное представление распределенной RAM
- RDD делится на партиции, которые являются атомарными частями информации
- Партиции RDD хранятся на различных серверах
- Над RDD можно производить операции
- При этом сами RDD остаются неизменными (immutable)

Программная модель Spark

- Основана на **parallelizable operators**
- Поток обработки данных состоит из любого числа **data sources, operators** и **data sinks** путем соединения их *inputs* и *outputs*

Directed Acyclic Graph (DAG)

Любая программа может быть представлена в виде DAG



Высокоуровневые операции

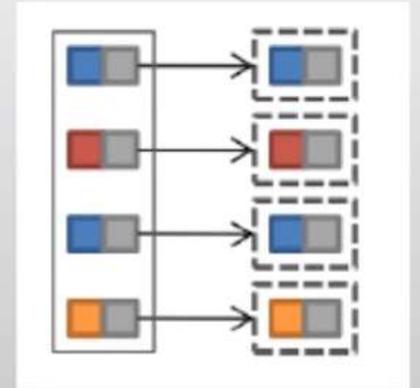
- Существует два типа RDD операторов:
 - **transformations**
 - **actions**
- **Transformations:** lazy-операторы, которые создают новые RDD
- **Actions:** запускают вычисления и возвращают результат в программу или во внешнее хранилище

Высокоуровневые операции

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

RDD transformations - Map

```
// passing each element through a function.  
val nums = sc.parallelize(Array(1, 2, 3))  
val squares = nums.map(x => x * x) // {1, 4, 9}  
  
// selecting those elements that func returns true.  
val even = squares.filter(x => x % 2 == 0) // {4}  
  
// mapping each element to zero or more others.  
nums.flatMap(x => Range(0, x, 1)) // {0, 0, 1, 0, 1, 2}
```



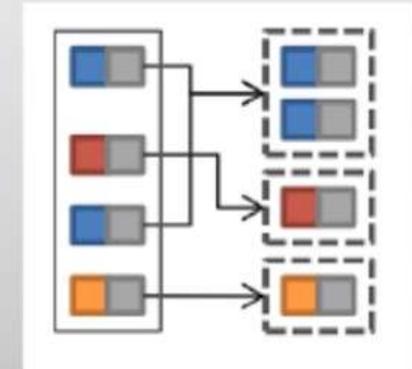
Все пары обрабатываются независимо

RDD transformations - Reduce

```
val pets = sc.parallelize(
  Seq(("cat", 1), ("dog", 1), ("cat", 2)))

pets.reduceByKey((x, y) => x + y)
// {(cat, 3), (dog, 1)}

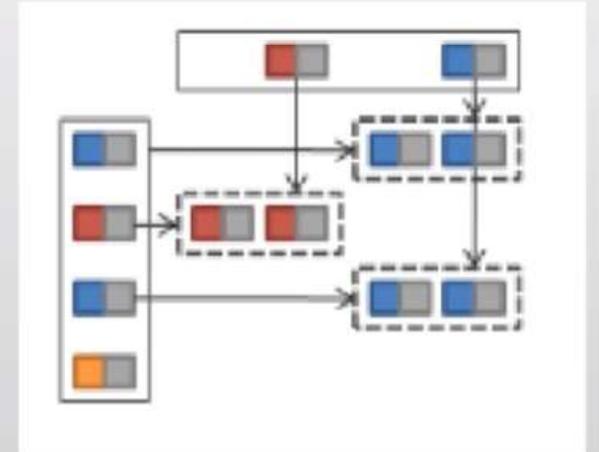
pets.groupByKey()
// {(cat, (1, 2)), (dog, (1))}
```



Пары с одинаковыми ключами группируются
Группы обрабатываются независимо

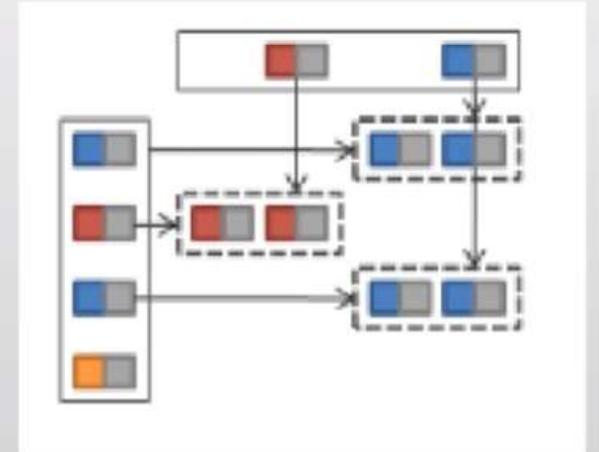
RDD transformations - JOIN

```
val visits = sc.parallelize(  
  Seq(("index.html", "1.2.3.4"),  
    ("about.html", "3.4.5.6"),  
    ("index.html", "1.3.3.1")))  
  
val pageNames = sc.parallelize(  
  Seq(("index.html", "Home"),  
    ("about.html", "About")))  
  
visits.join(pageNames)  
// ("index.html", ("1.2.3.4", "Home"))  
// ("index.html", ("1.3.3.1", "Home"))  
// ("about.html", ("3.4.5.6", "About"))
```



RDD transformations - JOIN

```
val visits = sc.parallelize(  
    Seq(("index.html", "1.2.3.4"),  
        ("about.html", "3.4.5.6"),  
        ("index.html", "1.3.3.1"))  
  
val pageNames = sc.parallelize(  
    Seq(("index.html", "Home"),  
        ("about.html", "About"))  
  
visits.join(pageNames)  
// ("index.html", ("1.2.3.4", "Home"))  
// ("index.html", ("1.3.3.1", "Home"))  
// ("about.html", ("3.4.5.6", "About"))
```

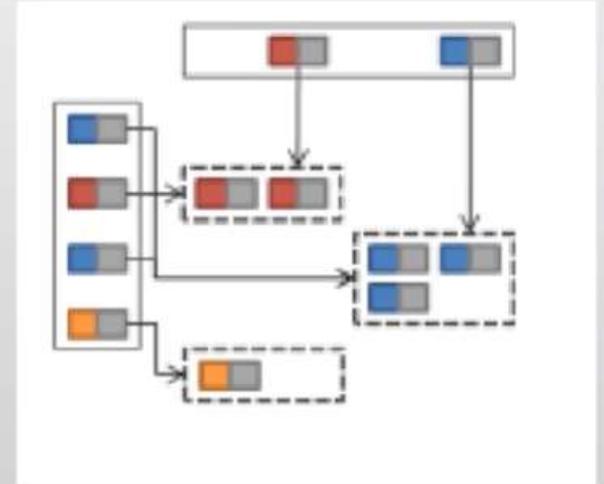


RDD transformations - CoGroup

```
val visits = sc.parallelize(  
  Seq(("index.html", "1.2.3.4"),  
    ("about.html", "3.4.5.6"),  
    ("index.html", "1.3.3.1")))
```

```
val pageNames = sc.parallelize(  
  Seq(("index.html", "Home"),  
    ("about.html", "About")))
```

```
visits.cogroup(pageNames)  
// ("index.html", (("1.2.3.4", "1.3.3.1"), ("Home")))  
// ("about.html", (("3.4.5.6"), ("About")))
```



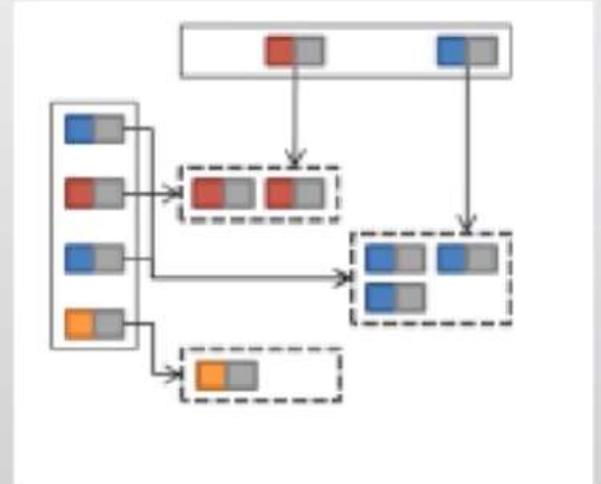
Каждый *input* группируется по ключу
Группы с одинаковыми ключами обрабатываются вместе

RDD transformations - CoGroup

```
val visits = sc.parallelize(  
  Seq(("index.html", "1.2.3.4"),  
    ("about.html", "3.4.5.6"),  
    ("index.html", "1.3.3.1")))
```

```
val pageNames = sc.parallelize(  
  Seq(("index.html", "Home"),  
    ("about.html", "About")))
```

```
visits.cogroup(pageNames)  
// ("index.html", (("1.2.3.4", "1.3.3.1"), ("Home")))  
// ("about.html", (("3.4.5.6"), ("About")))
```



Каждый *input* группируется по ключу
Группы с одинаковыми ключами обрабатываются вместе

RDD Actions

Возвращает все элементы RDD в виде массива

```
val nums = sc.parallelize(Array(1, 2, 3))  
nums.collect() // Array(1, 2, 3)
```

Возвращает массив с первыми n элементами RDD

```
nums.take(2) // Array(1, 2)
```

Возвращает число элементов в RDD

```
nums.count() // 3
```

RDD Actions

Агрегирует элементы RDD используя заданную функцию:

```
nums.reduce((x, y) => x + y)  
// или  
nums.reduce(_ + _) // 6
```

Записывает элементы RDD в виде текстового файла:

```
nums.saveAsTextFile("hdfs://file.txt")
```

Создание RDD

Преобразовать коллекцию в RDD:

```
val a = sc.parallelize(Array(1, 2, 3))
```

Загрузить текст из локальной FS, HDFS или S3:

```
val a = sc.textFile("file.txt")  
val b = sc.textFile("directory/*.txt")  
val c = sc.textFile("hdfs://namenode:9000/path/file")
```

Пример Scala

Посчитать число строк содержащих **MAIL**

```
val file = sc.textFile("hdfs://...")
val sics = file.filter(_.contains("MAIL"))
val cached = sics.cache()
val ones = cached.map(_ => 1)
val count = ones.reduce(_+_)
```

```
val file = sc.textFile("hdfs://...")
val count = file.filter(_.contains("MAIL")).count()
```

Что выведет программа?

Input:

Jingle bells

Jingle bells

Jingle all the way

```
val text = sc.textFile("latin.txt")  
text.flatMap(line => line.split(" ")) .map(x => (x, 1)) .count()
```

Что выведет программа?

Input:

Jingle bells

Jingle bells

Jingle all the way

```
val text = sc.textFile("latin.txt")  
text.flatMap(line => line.split(" ")) .map(x => (x, 1)) .count()
```

Shared variables

Два типа общих переменных:

- Broadcast variable
- Accumulator

Shared variables - broadcast

- Read-only переменные **кешируются** на каждой машине
- Не отсылаются на ноду больше **одного раза**

```
scala> val broadcastVar = sc.broadcast(Array(1, 2, 3))
broadcastVar: spark.Broadcast[Array[Int]] =
spark.Broadcast(b5c40191-...)

scala> broadcastVar.value
res0: Array[Int] = Array(1, 2, 3)
```

Shared variables - accumulator

- Могут быть только **добавлены**
- Могут использоваться для реализации **счетчиков**

```
scala> val accum = sc.accumulator(0)
accum: spark.Accumulator[Int] = 0

scala> sc.parallelize(Array(1, 2, 3, 4)).foreach(x => accum += x)
...

scala> accum.value
res2: Int = 10
```

Shared variables - accumulator

- Могут быть только **добавлены**
- Могут использоваться для реализации **счетчиков**

```
scala> val accum = sc.accumulator(0)
accum: spark.Accumulator[Int] = 0

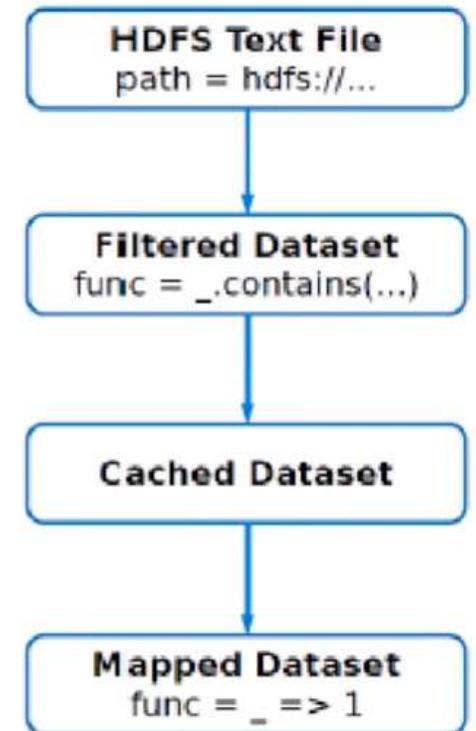
scala> sc.parallelize(Array(1, 2, 3, 4)).foreach(x => accum += x)
...

scala> accum.value
res2: Int = 10
```

Lineage – цепочка преобразований для RDD

- **Lineage:** это transformations, используемые для построения RDD
- **RDD** сохраняются как цепочка объектов, охватывающих весь **lineage** каждого RDD

```
val file = sc.textFile("hdfs://...")
val mail = file.filter(_.contains("MAIL"))
val cached = mail.cache()
val ones = cached.map(_ => 1)
val count = ones.reduce(_+_)
```

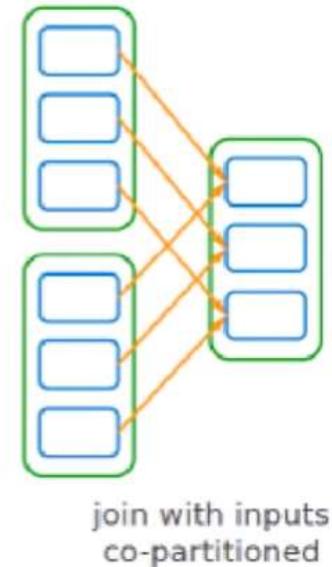
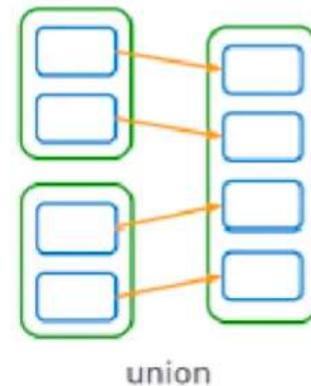
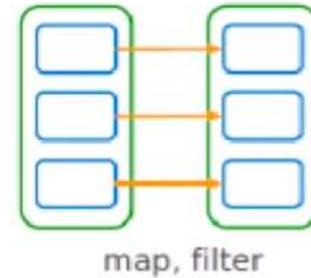


Dependencies - зависимости

- Два типа зависимостей между RDD
 - **Narrow**
 - **Wide**

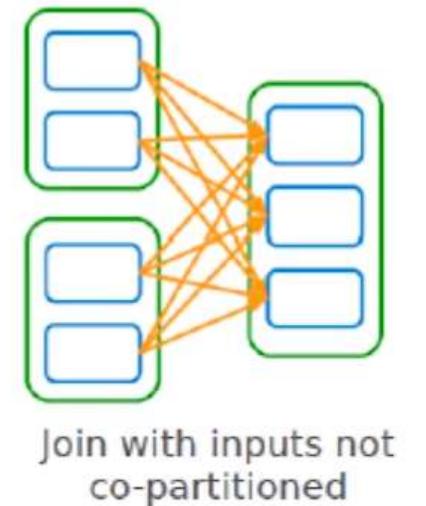
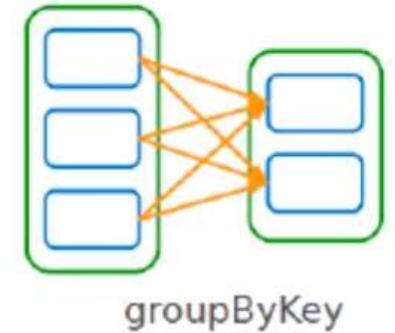
Narrow dependencies

- **Narrow:** каждая партиция родительского RDD используется максимум в одной дочерней партиции RDD
- *Narrow dependencies* позволяют выполнять **pipelined execution** на одной ноде кластера:
 - Например, фильтр следующий за Map

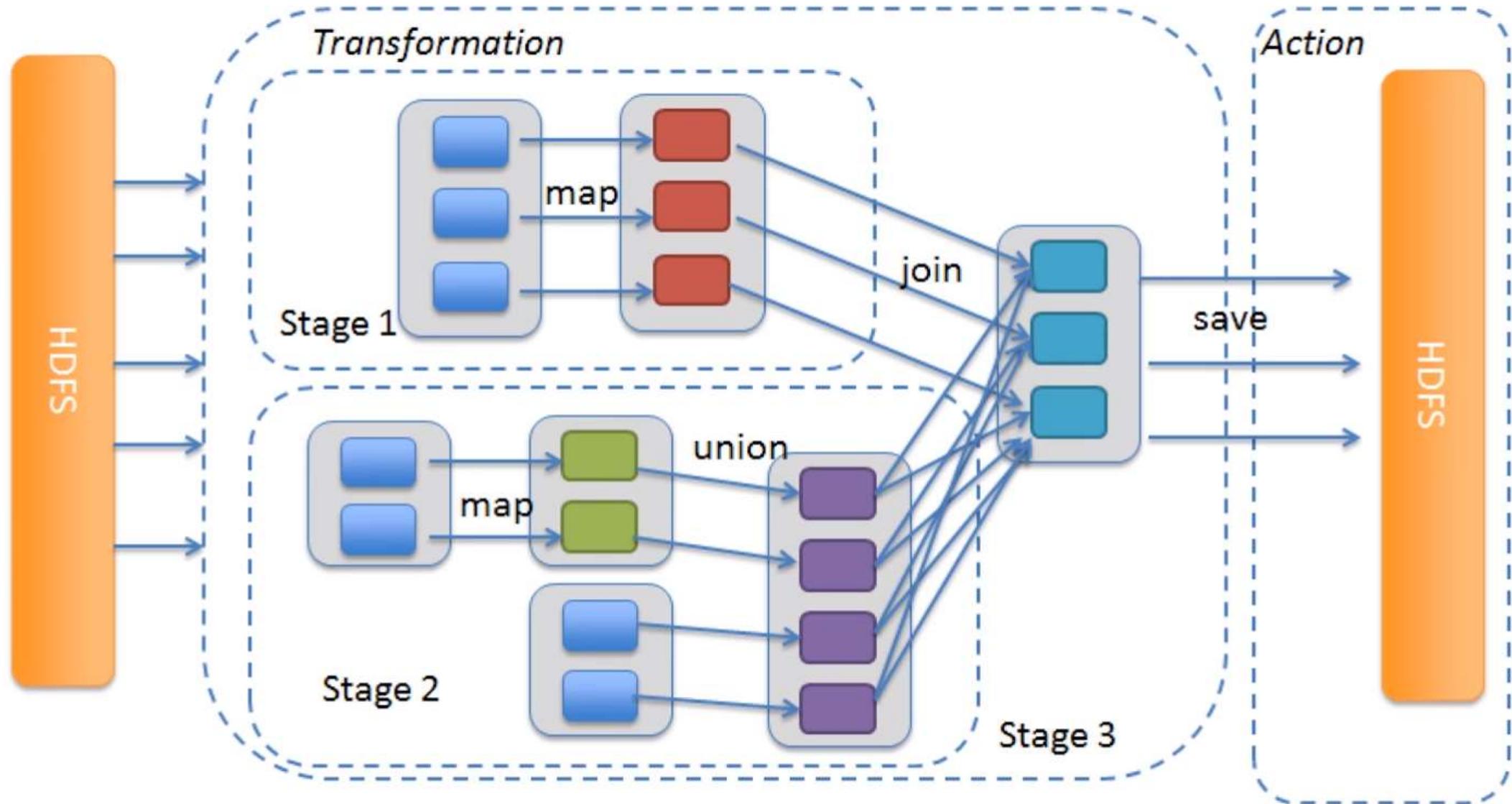


Wide dependencies

- **Wide:** каждая партиция родительского RDD используется во множестве дочерних партиций RDD



Пример lineage задачи



Управление памятью

- Если недостаточно памяти для **НОВЫХ** партиций RDD, то будет использоваться механизм вытеснения **LRU** (*least recently used*)
- Spark предоставляет 3 опции для хранения *RDD*
 - В *memory storage* в виде *deserialized Java objects*
 - В *memory storage* в виде *serialized Java objects*
 - На *disk storage*
- Функция *cache()* явным образом указывает, что RDD нужно хранить в памяти