

# UNIDAD 2: MODELO DE MAPEO Y REDUCCIÓN

## EXTENSIONES

---

Blanca Vázquez

Febrero 2022

Los entornos de trabajo de mapeo y reducción se encargan de:

- Dividir los datos de entrada
- Planificar la ejecución de los programas en todo el clúster
- Agrupar por llaves
- Manejo de fallas
- Administrar la comunicación entre máquinas

# MAPREDUCE EN PARALELO

## MAP:

Read input and produces a set of key-value pairs

Intermediate

## Group by key:

Collect all pairs with same key  
(Hash merge, Shuffle, Sort, Partition)

## Reduce:

Collect all values belonging to the key and output

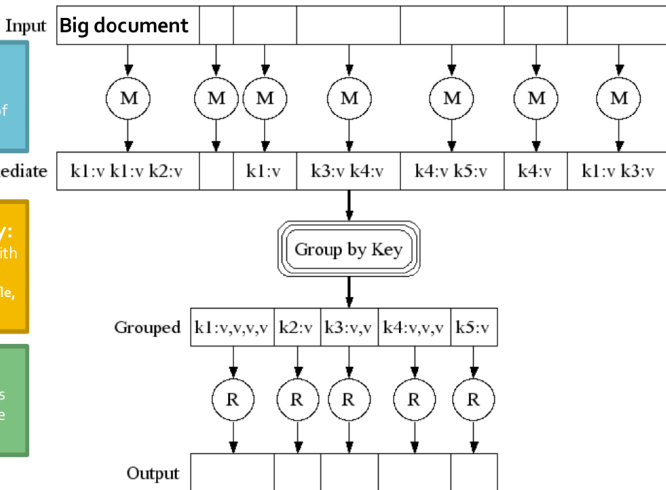


Imagen tomada de J. Leskovec, A. Rajaraman, J. Ullman.

Se encarga de la coordinación de las actividades en el clúster de cómputo.

- Estatus de las tareas / nodos: esperando, en progreso, completada
- Planifica las tareas de mapeo y reducción
- Cuando una tarea de mapeo está completa, el nodo maestro envía la localización y tamaño de los archivos intermedios (R) a los nodos de reducción.
- Para detectar fallas, el nodo maestro periódicamente se comunica con demás nodos

- Las entradas y salidas son almacenadas en el sistema de archivo distribuido (DFS).
  - Las tareas de mapeo son planificadas en nodos cercanos a la localización física de los datos
- Los resultados intermedios son almacenados en sistemas locales de archivos (nodos de mapeo y reducción): evitar tráfico en la red y sobrecarga de datos
- Las salidas son frecuentemente la entrada hacia otra tarea de mapeo.

- Cuando falla el nodo de mapeo
  - Las tareas de mapeo completadas o en progreso se vuelven a programar para su ejecución
  - Los nodos de reducción son notificados indicando que la tarea de mapeo fue reprogramada.
- Cuando falla el nodo de reducción
  - Únicamente las tareas en progreso son reprogramadas hacia otro nodo.
- Cuando falla el nodo de maestro
  - Todas las tareas de mapeo y reducción son abortadas / canceladas.
  - El cliente es notificado

## ¿CUÁNTAS TAREAS DE MAPEO Y REDUCCIÓN DEBEMOS PLANIFICAR?

Objetivo: identificar  $M$  (número de tareas de mapeo) y  $R$  (número de tareas de reducción) que deben ser planificadas

- El número de tareas  $M$  debe ser más grande que el número de nodos en el clúster.
- Mejora el balanceo de cargas y acelera la recuperación en caso de fallas.
- Usualmente  $R$  es más pequeño que  $M$ .
- El archivo de salida se reparte en los  $R$  nodos.

- Dificultad para programar directamente: muchos algoritmos no se describen fácilmente con funciones de mapeo y reducción.
- Cuellos de botella: para preservar la persistencia de los datos, el tiempo que se toma en dividir y almacenar los datos es considerable.
  - Incurre en gastos considerables debido a la replicación de datos, E/S de disco y serialización.



- Basadas en un sistema de archivos distribuido
- Procesamiento se realiza de forma distribuida con muchas tareas repetitivas que son instancias de funciones definidas por el usuario
- Incorporan estrategias de manejo de fallas

- Cómputo se expresa como un grafo acíclico que representa el flujo de trabajo de un conjunto de funciones
  - Que un vértice  $a$  se conecte a otro vértice  $b$  representa que la salida de la función  $a$  es la entrada de la función  $b$
  - El modelo de mapeo y reducción es un sistema de flujo de trabajo con dos pasos
- Los datos fluyen de una función a otra y cada función se puede realizar en múltiples tareas con distintas partes de los datos de entrada
- Un nodo maestro se encarga de dividir las tareas en distintos nodos y resolver posibles fallas



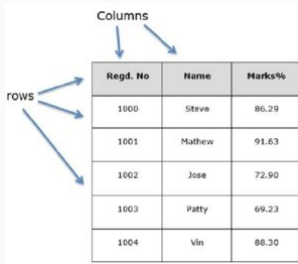
Apache Spark extiende el modelo  
de programación MapReduce

- Extensión del modelo de mapeo y reducción
  - Se basa en un sistema de operaciones (transformaciones - acciones) realizadas sobre colecciones de datos distribuidos (RDD)
  - Actualmente, es el sistema más popular de flujo de datos
- Más rápido
  - Evita guardar resultados intermedios a disco
  - Activa la caché de datos para consultas repetitivas (ejemplo, para aprendizaje máquina)
- Presenta funciones extras (más allá de mapeo y reducción)
- Compatible con Apache Hadoop

- Es código abierto (Apache Foundation)
- Soporta Java, Scala y Python
- Principal contribución: Conjunto de datos distribuidos y resilientes (RDD)
- Integra APIs de alto nivel
  - En las versiones más recientes de Spark incluye Dataframes y Datasets
  - Ofrece APIs para agregar datos, lo cual permite soportar SQL.

# ¿QUÉ ES UN DATASET?

- Es un conjunto de datos
- Puede contener cualquier tipo de información



The diagram shows a table with three columns and five rows. The columns are labeled 'Regd. No', 'Name', and 'Marks%'. The rows are labeled 'rows' on the left. Arrows point from the labels to the corresponding parts of the table.

Regd. No	Name	Marks%
1000	Steve	86.29
1001	Mathew	91.63
1002	Jose	72.90
1003	Patty	69.23
1004	Vin	88.30

Imagen tomada de IMF BUSINESS SCHOOL

- Archivo de objetos de un tipo
  - Estructura principal de Spark
  - Están particionados sobre los nodos del clúster
  - Son inmutables: cuando transformamos un RDD realmente estamos creando uno nuevo
  - Distribuye los datos en modo lectura
  - Tolerante a fallos
  - Pueden ser creados desde Hadoop

## ¿CÓMO SE CREA UN RDD?

- Archivo de objetos de un tipo

Existen dos formas comunes para crear un RDD:

- A través del objeto *SparkContext*
- A partir de conjuntos de datos externos



El método *SparkContext.parallelize* nos permite crear un RDD a partir de una lista o tupla:

```
lista = ['en', 'un', 'lugar', 'de', 'la', 'mancha']  
listardd = sc.parallelize(lista, 4)
```

- *sc* es una instancia de la clase *SparkContext*
- la lista se pasa como argumento a *sc* y se paralelizará automáticamente por Spark
- El programador puede decidir en cuántas partes debe paralelizarse un RDD (ej., 4)

A partir de una fuente de almacenamiento utilizando la función *textFile* del SparkContext:

```
texto = sc.textFile("loremipsum.txt")
```

- Como argumento se pasa un archivo (texto, binario) almacenado en disco
- El método *textFile* cargaría el archivo como un RDD.

- Los RDDs no son valiosos solamente por los datos que contienen, sino por las operaciones que podemos realizar sobre ellos.
- Spark proporcionar un conjunto de acciones para procesar y extraer información: *collect ()*, *reduce()*, *count()*, *first*, *foreach()*

## ACCIÓN: COLLECT()

`collect()` retorna todos los elementos de un RDD.

```
rdd = sc.parallelize([4, 1, 2, 6, 1, 5, 3, 3, 2, 4])  
lista = rdd.collect()  
print ("El tercer elemento de la lista es%d"% lista[2])  
>> El tercer elemento de la lista es 2
```

Importante: si el RDD es muy grande, podemos tener problemas al volcar toda la colección en memoria.

*count()* retorna el número elementos del RDD.

```
rdd = sc.parallelize([4, 1, 2, 6, 1, 5, 3, 3, 2, 4])  
print("El RDD contiene%d elementos"% rdd.count())  
>> El RDD contiene 10 elementos
```

*countByValue()* retorna un diccionario con el número de apariciones de cada elemento en un RDD.

```
rdd = sc.parallelize([4, 1, 2, 6, 1, 5, 3, 3, 2, 4])  
rdd.countByValue()
```

```
>> 1: 2, 2: 2, 3: 2, 4: 2, 5: 1, 6: 1
```

*reduce(func)* agrega los elementos de un RDD según la función que se le pase como parámetro. La función debe cumplir con las siguientes propiedades para que pueda ser calculada en paralelo.

- Conmutativa:  $(A + B) = B + A$   
Asegurando que el resultado será independiente del orden de los elementos en el RDD.
- Asociativa:  $(A + B) + C = A + (B + C)$   
Asegurando que cualquiera de los dos elementos asociados en la agregación a la vez no afecta el resultado final.

## EJEMPLO: REDUCE()

Crea un RDD que multiplique por 2 sus valores y sumar los resultados:

```
rdd = sc.parallelize([1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 3, 3, 4])  
rdd2 = rdd.map(lambda x: x*2)  
tSum = rdd2.reduce(lambda x,y: x+y)  
print (tSum)  
  
>> 40
```



## EJEMPLO: REDUCEBYKEY()

Crea un diccionario con elementos (x,1) y suma las apariciones por elemento

```
rdd_text = sc.parallelize(['red', 'red', 'blue',  
    'green', 'green', 'yellow'])  
rdd_aux = rdd_text.map(lambda x: (x,1))  
rdd_result = rdd_aux.reduceByKey(lambda x,y: x+y)  
print (rdd_result.collect())  
  
>> [('blue', 1), ('green', 2), ('yellow', 1), ('red',  
2)]
```

*foreach()* ejecuta la función que se le pasa por parámetro sobre cada elemento del RDD.

```
rdd = sc.parallelize([4, 1, 2, 6, 1, 5, 3, 3, 2, 4])
def impar(x):
    if x% 2 == 1:
        print ("%d es impar"% x)
rdd.foreach(impar)
>> 1 es impar
1 es impar
5 es impar
3 es impar
3 es impar
```

*saveAsTextFile(directorio)* guarda el RDD como un conjunto de archivos de texto dentro de directorio.

`collectAsMap()` retorna los elementos de un RDD clave/valor como un diccionario de python.

```
sc.parallelize ([('a','b'),('c','d')]).collectAsMap()  
>>  'a': 'b', 'c': 'd'
```

Función	Valor que retorna
<i>first()</i>	Devuelve el primer valor del RDD
<i>mean()</i>	Devuelve el valor medio
<i>variance()</i>	Devuelve la varianza
<i>stdev()</i>	Devuelve la desviación estándar
<i>take(n)</i>	Devuelve una lista con los n elementos del RDD

No siempre se podrá ejecutar las acciones directamente sobre un RDD, debido a las siguientes razones

- El RDD podría no estar en un formato adecuado
- El RDD podría tener más datos de los necesarios a analizar (*calcular la media de edades*)
- El RDD podría no contener todos los datos necesarios

Antes de realizar acciones sobre los RDD, primero deben realizarse transformaciones sobre los RDDs

- Para garantizar que cada RDD contenga los datos unificados, filtrados y formateados para evitar errores
- Al aplicar una transformación sobre un RDD original, regresará un nuevo RDD
- Las transformaciones no modifican el RDD original
- Spark evalúa las transformaciones de manera 'perezosa' (*lazy evaluation*)

Las transformaciones construyen RDDs a través de operaciones como: `map()`, `filter()`, `sample()` y `union()`.



*map(func)* retorna un nuevo RDD, resultado de pasar cada uno de los elementos de un RDD original como parámetro de la función

```
rdd = sc.parallelize([4, 0, 2, 6, 1, 5, 3, 9, 7, 8])  
t1 = rdd.map(lambda x: x*2)  
t1.collect()  
>> [8, 0, 4, 12, 2, 10, 6, 18, 14, 16]
```

*filter(func)* retorna un nuevo RDD que contiene los elementos que cumplen la función

```
num = sc.parallelize ([1,2,3,4,5,6,100,2000,4000])  
menor50 = num.filter(lambda x : x < 50)  
menor50.collect()  
>> [1, 2, 3, 4, 5, 6]
```

*distinct()* retorna un nuevo RDD que contiene una sola copia de los diferentes elementos del RDD

```
num=sc.parallelize([1,2,3,4,4,3,2,5])  
num.distinct().collect()
```

```
>> [4, 1, 5, 2, 3]
```

*union()* retorna un nuevo RDD que contiene la unión de los elementos de un RDD y del que se le pasa como argumento

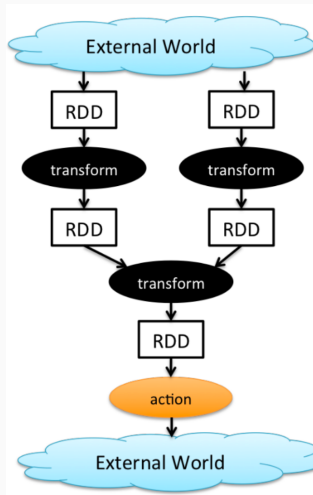
```
city1=sc.parallelize(['Barcelona','Madrid','Paris'])
city2=sc.parallelize(['Madrid','Londres','Roma'])
city1.union(city2).collect()

>> ['Barcelona', 'Madrid', 'Paris', 'Madrid',
    'Londres', 'Roma']
```

Función	Valor que retorna
<i>intersection()</i>	Devuelve la intersección de 2 RDDs
<i>keys()</i>	Devuelve únicamente las llaves del RDD
<i>sortBy(func)</i>	Ordena un RDD según un criterio

- Cada tarea de Spark crea un DAG para se ejecuten en un clúster
- Los DAG pueden tener cualquier número de estados (MapReduce, tiene 2 estado predefinidos)
- Caché de datos
- Los DAG permiten programar hilos complejos de ejecución en paralelo.

# GRAFO ACÍCLICO DIRIGIDO (DAG)



J. Leskovec, A.Rajaraman, J. Ullman: Mining of Massive Datasets, <http://www.mmds.org>

# COMPONENTES DEL ECOSISTEMA DE HADOOP

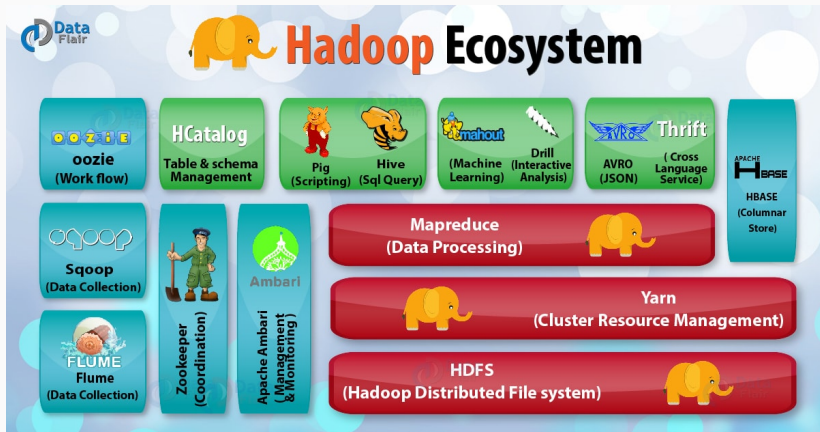
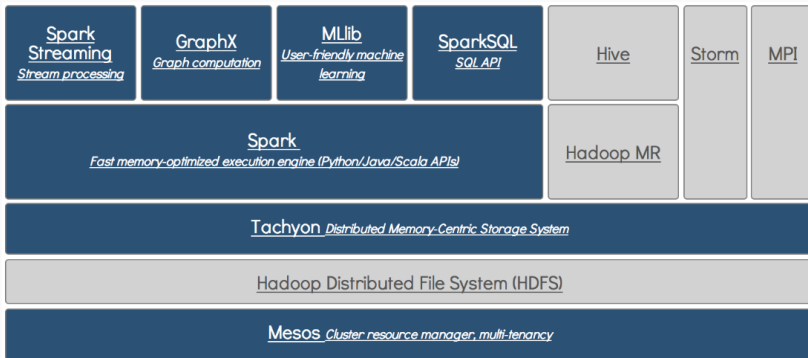


Imagen tomada de <https://bit.ly/2JgZwjx>



# MÓDULOS DE APACHE SPARK



J. Leskovec, A.Rajaraman, J. Ullman: Mining of Massive Datasets, <http://www.mmids.org>