GRADO

INTRODUCCIÓN AL MANEJO DE DATOS MASIVOS CON HADOOP

PRÁCTICA DE LA ASIGNATURA SISTEMAS DE BASES DE DATOS

2017-2018

Versión 1.0

Dr. Agustín C. Caminero Herráez — Dr. Luis Grau Fernández

GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA

CONTENIDO

1 ¿Qué son los datos masivos o *Big Data*?

Los datos masivos, también conocidos como *Big Data*, son datos que cumplen entre otras las siguientes condiciones (conocidas como las 3 Vs):

- Tienen gran **volumen**. Estamos hablando de terabytes o petabytes de información, al menos.
- Tienen gran **velocidad**. Son datos que varían muy rápidamente, lo que hace que su tiempo de vida sea muy limitado. Esto impone severas restricciones temporales a su almacenamiento y procesamiento, ya que si no se utilizan las técnicas apropiadas, estos datos no se podrán aprovechar convenientemente.
- Tienen una gran **variedad**. No están limitados a texto, sino que incluyen cualquier tipo de dato, como por ejemplo vídeo, audio, imágenes.

Estas condiciones hacen que los sistemas de almacenamiento y procesamiento de datos tradicionales (como por ejemplo las bases de datos relacionales tradicionales) no sean los más indicados para trabajar con Big Data – esto se verá en mayor detalle más adelante en este documento. Por eso, se han desarrollado tecnologías que permiten el trabajo con datos de estas características, una de las más ampliamente utilizadas es Hadoop.

El Big Data se puede aprovechar en una gran cantidad de campos. Por ejemplo, en temas médicos (expedientes médicos, resultados de pruebas, ...), negocios (compras, ventas, transacciones entre empresas, movimientos de la Bolsa, *Business Intelligence*...), redes sociales (mensajes de Twitter, Facebook, ...), o servidores de Internet (logs que recogen los accesos que reciben los servidores, ...).

En esta práctica vamos a introducir la herramienta de Big Data conocida como Hadoop. Profundizaremos en su estructura y en sus componentes principales (el sistema de archivos HDFS y el modelo de programación MapReduce), presentaremos algunos ejemplos de funcionamiento, antes de proponer una serie de ejercicios de evaluación.

2 Introducción a Hadoop

2.1 ¿Qué es Hadoop?

Hadoop es un entorno software para el almacenamiento, procesamiento y análisis de datos masivos, también conocidos como *Big Data*. Entre sus características más importantes se encuentran las siguientes:

- Hadoop es **distribuido**:
    - Se ejecuta en un *cluster* de ordenadores, un conjunto de ordenadores conectados entre ellos mediante una red de interconexión que funcionan de forma coordinada (ver Figura 1).
    - El cluster permite que el usuario del sistema no tenga que preocuparse de realizar tareas tales como decidir en qué ordenador se ejecutan los trabajos, o de iniciar sesión en la máquina adecuada.
    - El cluster ofrece una imagen única de sistema (*Single System Image*, SSI) a sus usuarios, de forma que estos no tienen que ser conscientes de las infraestructuras subyacentes.

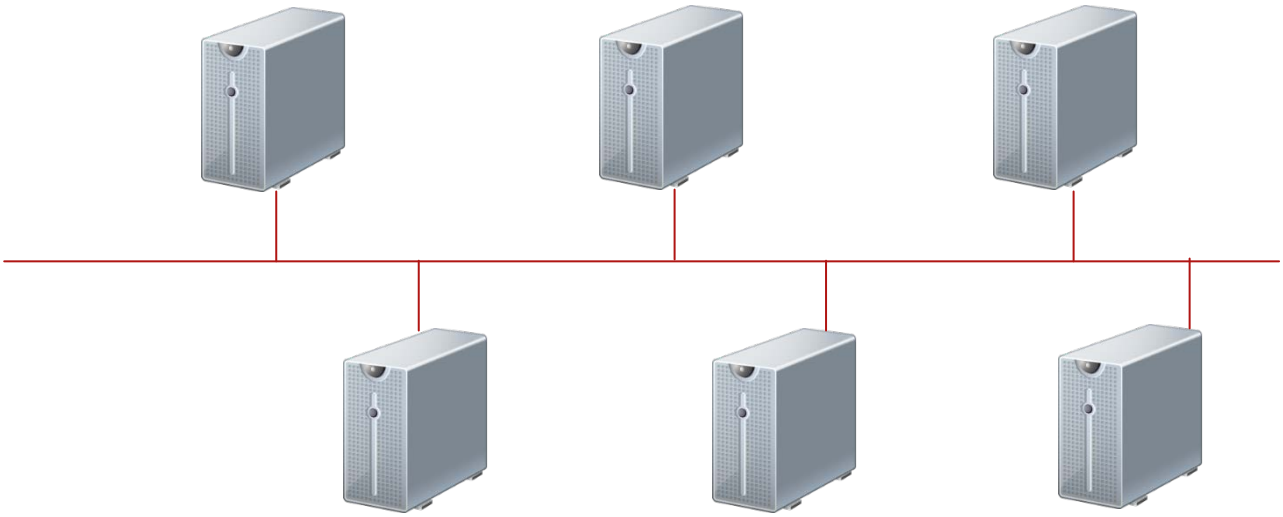


Figura 1. Cluster de ordenadores

- Hadoop es **escalable**:
    - Añadir nodos incrementa la capacidad de forma proporcional (ver Figura 2). Al contrario que otras tecnologías, que al incrementar el número de nodo implica un sobrecoste, en Hadoop el incremento de los nodos del cluster incrementa directamente la capacidad de procesamiento.

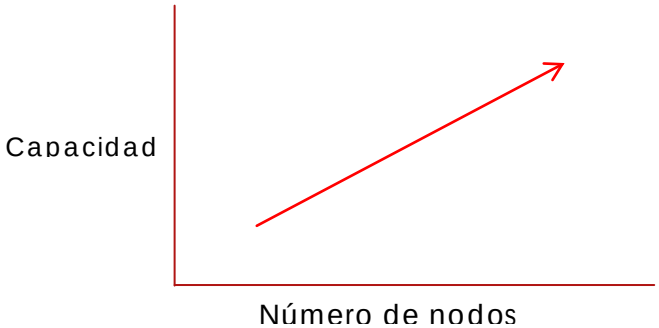


Figura 2. Escalabilidad de un sistema Hadoop

- Hadoop es **tolerante a fallos**:
    - Los fallos son normales en sistemas distribuidos. En grandes sistemas informáticos, como por ejemplo, Google, que están formados por cientos de miles de ordenadores, suceden fallos a diario.
    - El fallo de un nodo no afecta al sistema, que continúa funcionando. El sistema debe ser capaz de detectar el fallo y adaptarse a él con el fin de seguir proporcionando el servicio mientras el fallo se soluciona.
    - El maestro reasigna las tareas a otro nodo. De esta forma, el servicio sigue siendo proporcionado por las máquinas que siguen en funcionamiento.
    - No hay pérdida de datos gracias a la replicación. No solamente el servicio se debe seguir proporcionando, sino que la información almacenada debe seguir estando disponible sin pérdidas.
    - Cuando un nodo se recupera, vuelve al sistema automáticamente.

- Hadoop es **open-source**:
    - Su código fuente está disponible de forma abierta para que quien lo desee lo descargue, modifique, ...
    - Una gran cantidad de desarrollos software se publican de forma open-source (ver Figura 3), entre los más conocidos se encuentran el sistema operativo para smartphones Android, el navegador de Internet Mozilla Firefox, o el cliente de correo electrónico Mozilla Thunderbird.

Figura 3. Proyectos open-source

2.2 Necesidad de Hadoop

La creciente necesidad de datos hace que los sistemas distribuidos tradicionales no sean eficientes. El principal problema que presentan es el almacenamiento de los datos, ya que se suelen almacenar en una base de datos externa a los nodos de cómputo, tal como muestra la Figura 4.

De esta forma, cada vez que se inicia un procesamiento sobre los datos, los nodos de trabajo deben recuperar la información de la base de datos, lo cual supone un cuello de botella ya que todos los nodos implicados en esos cálculos deben recuperar los datos prácticamente al mismo tiempo y algunos nodos deberán esperar, lo cual retrasa el comienzo de los cálculos y afecta negativamente a la productividad del sistema informático.

En cambio, Hadoop proporciona una nueva gestión de los datos para eliminar ese cuello de botella, como se muestra en la Figura 5. En Hadoop, los datos se almacenan en los mismos ordenadores donde se realizarán los cálculos, de forma que se distribuyen entre ellos en el momento en que se almacenan en el sistema. Por tanto, cuando se inicia un procesamiento, los datos ya se encuentran en los nodos de trabajo, por lo que pueden empezar a trabajar sin demora. Debido a esto, la productividad del sistema informático mejora considerablemente.

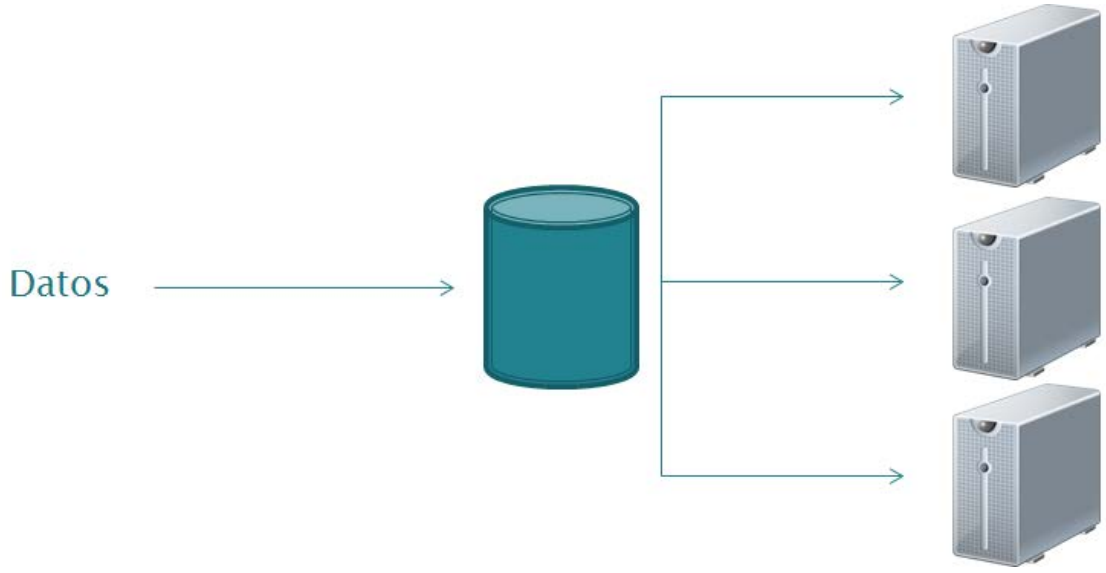


Figura 4. Arquitectura tradicional de un sistema distribuido

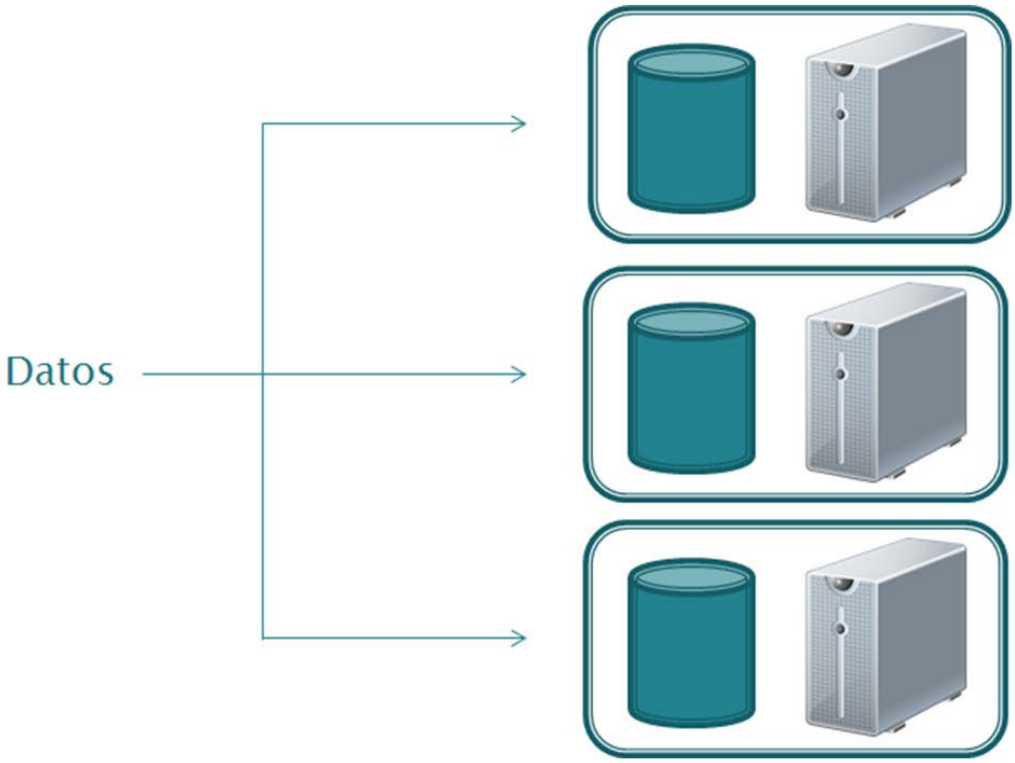


Figura 5. Arquitectura de Hadoop

Cuando los datos se almacenan en Hadoop, estos se dividen en bloques, que es la unidad en la cual se realizan los cálculos (procesos *map*). Un nodo maestro gestiona los cálculos para asegurar que se realizan correctamente. Este proceso se muestra gráficamente en la Figura 6.

De esta forma, se persigue que los nodos se comuniquen entre ellos lo menos posible. Como los datos se distribuyen cuando se almacenan, evitamos el cuello de botella que supone leer los datos de la base de datos. Además, los cálculos se llevan a los datos, no al revés, es decir, que los cálculos se ejecutan en los ordenadores que almacenan los datos sobre los que se deben realizar tales cálculos.

Finalmente, Hadoop replica los bloques en varios nodos por razones de prestaciones y de tolerancia a fallos.

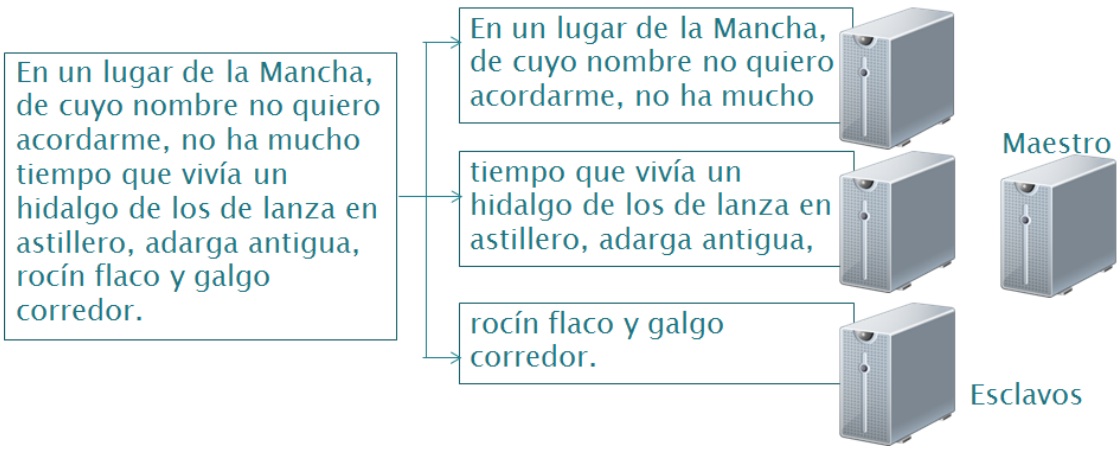


Figura 6. Datos divididos en bloques

3 Hadoop y su estructura

Hadoop forma parte de un ecosistema con múltiples componentes, algunos de los cuales se muestran en la Figura 7. Los componentes principales de Hadoop son el sistema de ficheros distribuido de Hadoop (*Hadoop Distributed File System, HDFS*) y el entorno de programación MapReduce. A continuación veremos brevemente las características principales de cada uno.

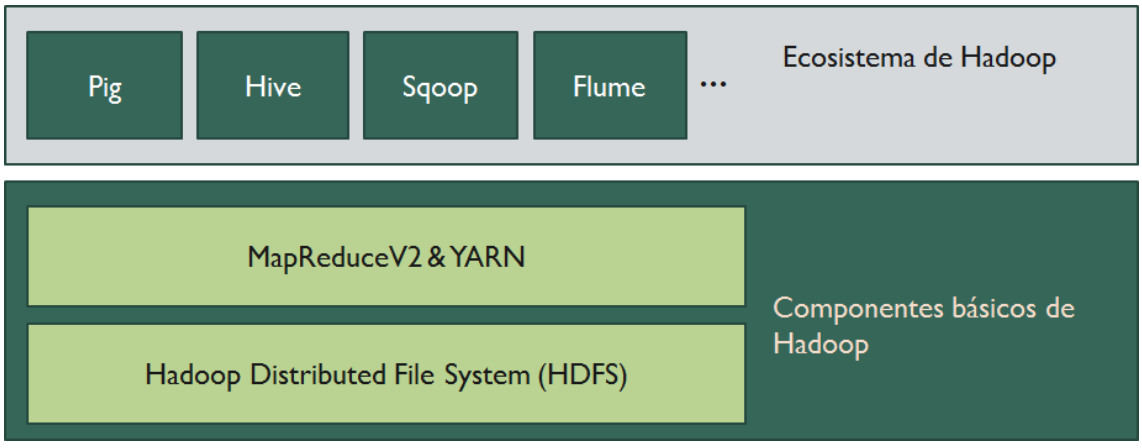


Figura 7. Ecosistema de Hadoop

3.1 Hadoop Distributed File System (HDFS)

HDFS es un sistema de archivos distribuido y tolerante a fallos. Funciona sobre el conjunto de los nodos de un cluster de Hadoop, balanceando la carga de archivos entre las máquinas del cluster, de forma equitativa. Gracias a su naturaleza distribuida, proporciona alta disponibilidad y altas prestaciones que le permiten ser capaz de manejar grandes ficheros.

Para insertar datos en HDFS existen una variedad de formas:

- Copiarlos manualmente utilizando un comando.
- Utilizando la herramienta Flume, que recoge datos de diversas fuentes y los inserta automáticamente.
- Utilizando la herramienta Sqoop, que transfiere datos entre HDFS y bases de datos relacionales.
- …

Ahora vamos a ver con detalle los procesos de escritura y lectura de datos en HDFS.

3.1.1Escrituras en HDFS

La forma en que HDFS gestiona las escrituras de archivos se explica a continuación:

1. Primero, el fichero de datos se divide en bloques de tamaño fijo, normalmente 64 o 128 MB. Esto se muestra en la Figura 8.
2. Tras esto, cada bloque se almacena en varios de los nodos del cluster. Esto se muestra en la Figura 9.

De esta forma, al estar cada bloque de datos replicado en varios nodos del cluster, en caso de fallo de alguno de los nodos, no se pierde información, y el sistema puede seguir funcionando correctamente (exceptuando el decremento de la capacidad del sistema consecuencia del fallo).

Para gestionar HDFS, tenemos un nodo especial en el cluster que se llama *NameNode.* Esta máquina almacena para cada fichero dónde se almacenan los bloques que lo forman. Los nodos donde se almacenan los datos son los *DataNodes*.

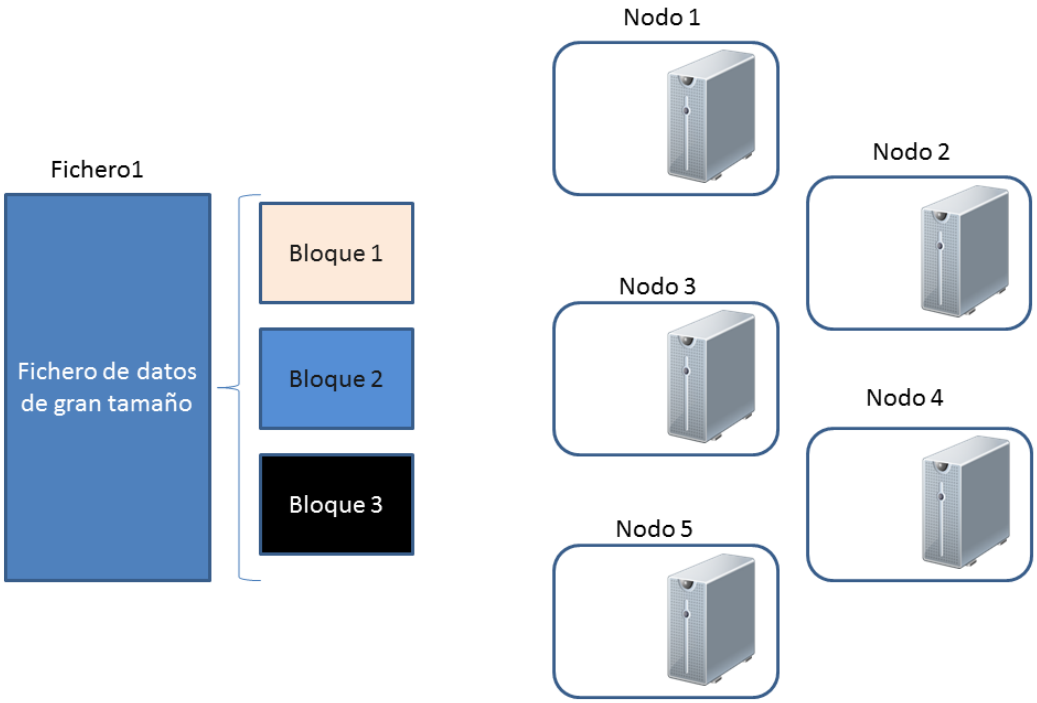


Figura 8. Escrituras en HDFS: Dividir el archivo en bloques

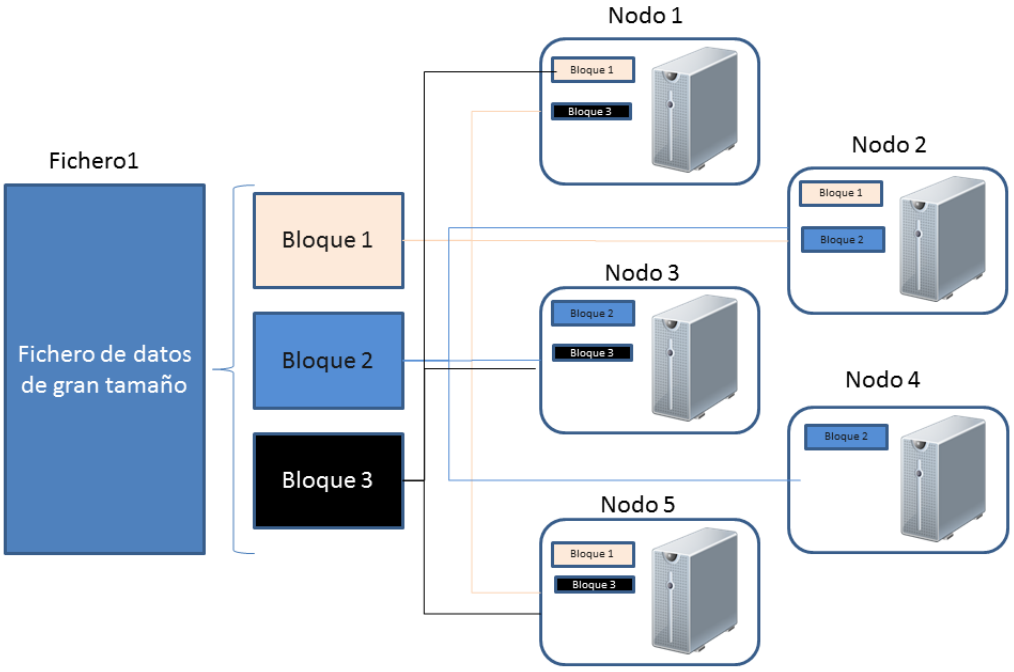


Figura 9. Escritura en HDFS: Almacenar cada bloque en múltiples nodos del cluster

3.1.2 Lecturas en HDFS

El proceso de lecturas de ficheros en HDFS es como sigue:

1. En primer lugar, el ordenador del cliente realiza la petición de lectura de un archivo al NameNode (esto se muestra en la Figura 10).
2. Entonces, el NameNode chequea en sus registros qué bloques pertenecen a dicho archivo así como dónde están almacenados tales bloques, y devuelve esta información al cliente (ver Figura 11)
3. Tras esto, el cliente solicita directamente a los nodos correspondientes que le envíen los bloques de dicho fichero (ver Figura 12). Finalmente, los nodos le envían al cliente los bloques correspondientes directamente, sin pasar por el NameNode.

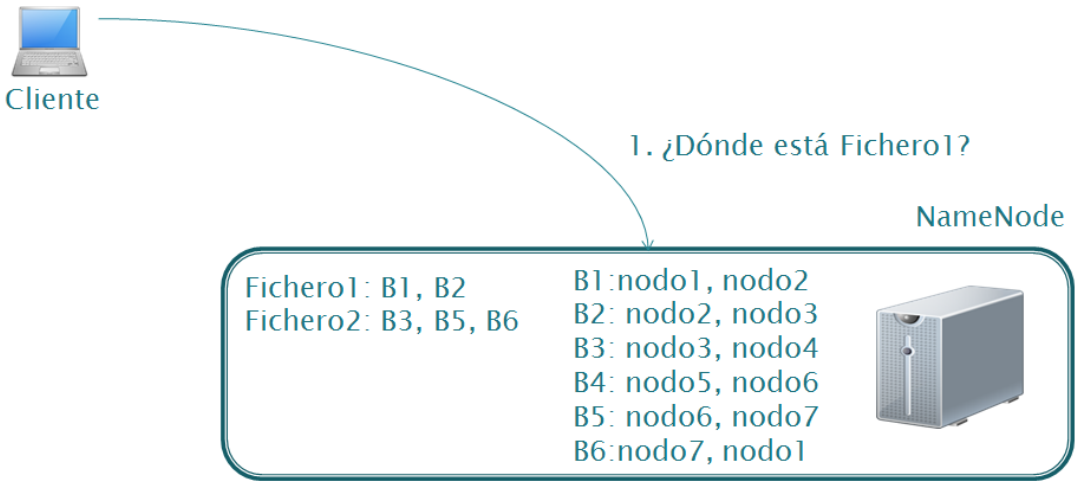


Figura 10. Lectura de HDFS: Petición del cliente

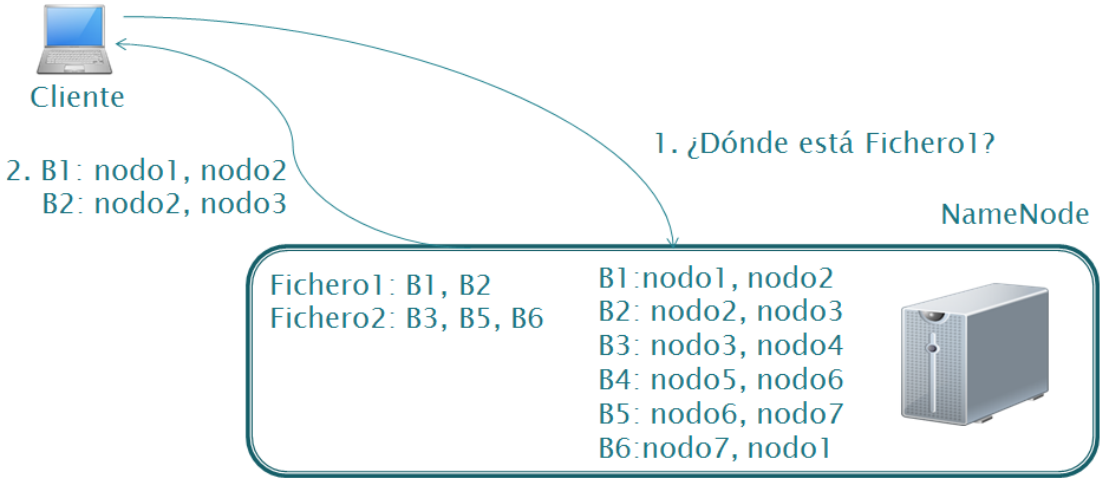


Figura 11. Lectura de HDFS: Respuesta del NameNode

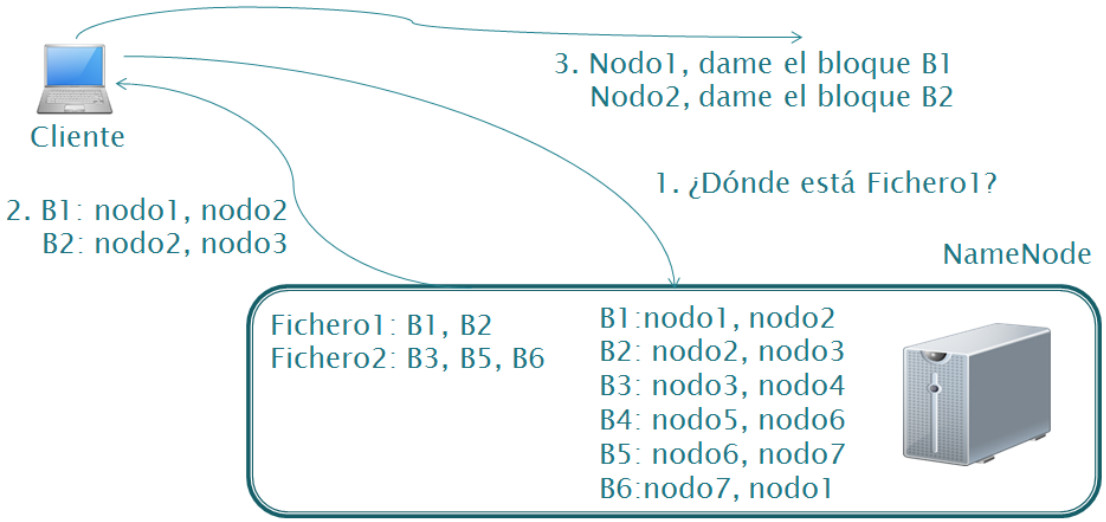


Figura 12. Lectura HDFS: Petición a los nodos

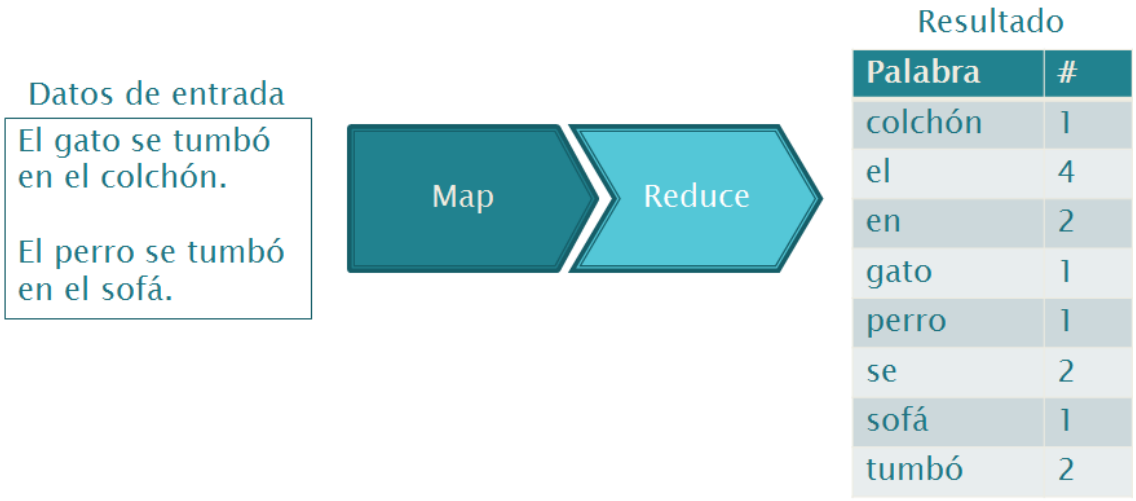
3.2 MapReduce

MapReduce es un modelo de programación paralela distribuida enfocado a grandes conjuntos de datos procesados en un cluster. Automatiza la paralelización de las ejecuciones así como la distribución de las tareas entre los nodos.

MapReduce consta de varias fases:

- *Map*:
  - Opera en un único bloque de un fichero HDFS.
  - Se ejecuta siempre que sea posible en el nodo que almacena dicho bloque, lo que minimiza el tráfico sobre la red.
- *Shuffle & sort* (barajar y ordenar):
  - Ordena y consolida los datos intermedios de todos los maps.
  - Sucede cuando todas las tareas map han acabado y antes de que comiencen las tareas *reduce*.
- *Reduce*:
  - Opera sobre los resultados intermedios ordenados y barajados (la salida de las tareas map).
  - Produce los resultados finales.

Para entender mejor Mapreduce, vamos a ver un ejemplo típico consistente en un contador de palabras. Partimos de un fichero de texto y deseamos obtener un conteo de las palabras que lo forman, y esto se realiza a través de las funciones Map y Reduce, como se muestra en la Figura 13.

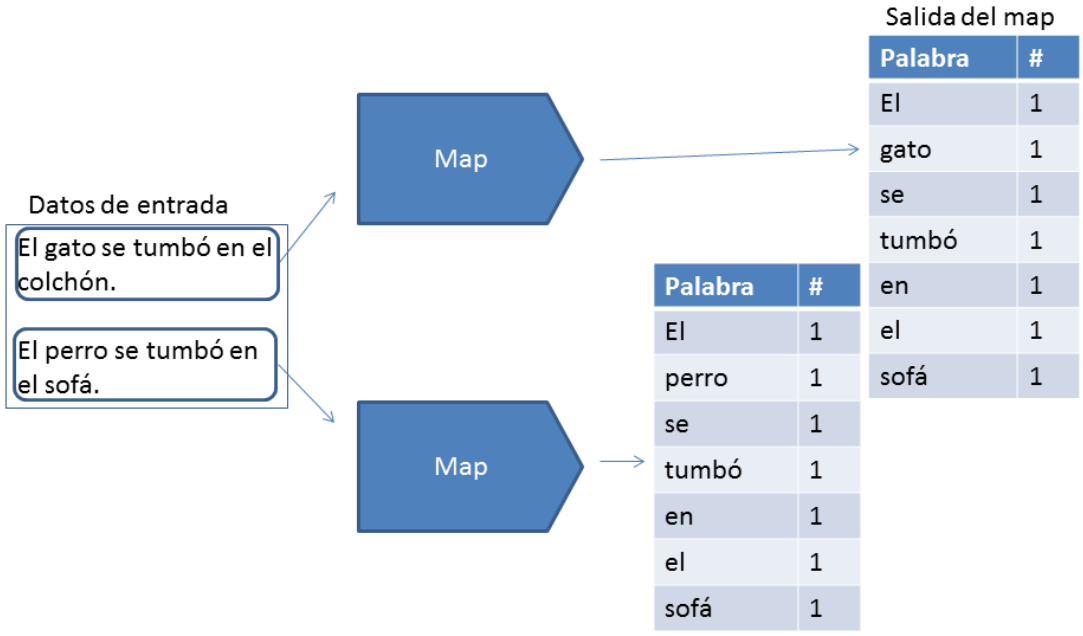


Palabra	#
colchón	1
el	4
en	2
gato	1
perro	1
se	2
sofá	1
tumbó	2

Figura 13. Ejemplo de MapReduce

Los pasos que sigue Hadoop para realizar esta tarea son los que siguen:

1. En primer lugar, se ejecutan procesos *map* sobre cada bloque que forma dicho fichero. Estos procesos se ejecutan en la medida de lo posible en los ordenadores que almacenan dichos bloques de forma que se minimice la información que se transfiere a través de la red de interconexión. Como resultado de esta fase, se obtiene un listado de pares <clave, valor>, que en este caso tiene como clave cada palabra, y como valor 1. Esto se muestra en la Figura 14.



Palabra	#
El	1
perro	1
se	1
tumbó	1
en	1
el	1
sofá	1

Palabra	#
El	1
gato	1
se	1
tumbó	1
en	1
el	1
sofá	1

Figura 14. Ejemplo de Mapreduce: Map

2. Tras finalizar los *map*, la salida de todos los *map* se combina dentro de la fase de *shuffle and sort*, de forma que las parejas <clave,valor> que tengan la misma clave se agrupan (es decir, las que tengan la misma palabra), de la forma en que lo muestra la Figura 15.

3. Finalmente, la fase *reduce* toma la salida de la fase anterior y agrega los valores que tengan la misma clave, dando como resultado el sumatorio de ocurrencias de cada palabra (ver Figura 16).

Hadoop se encarga de automatizar la diseminación de las tareas a través de los nodos, la gestión de los fallos, ... de forma que el usuario solamente se tiene que concentrar en implementar las funciones *map* y *reduce*. Además, con el fin de evitar realizar transferencias de información a través de la red, que crearían latencias, Hadoop trata de ejecutar las tareas *map* en los nodos del cluster que almacenan los bloques sobre los que opera dicha función *map*.

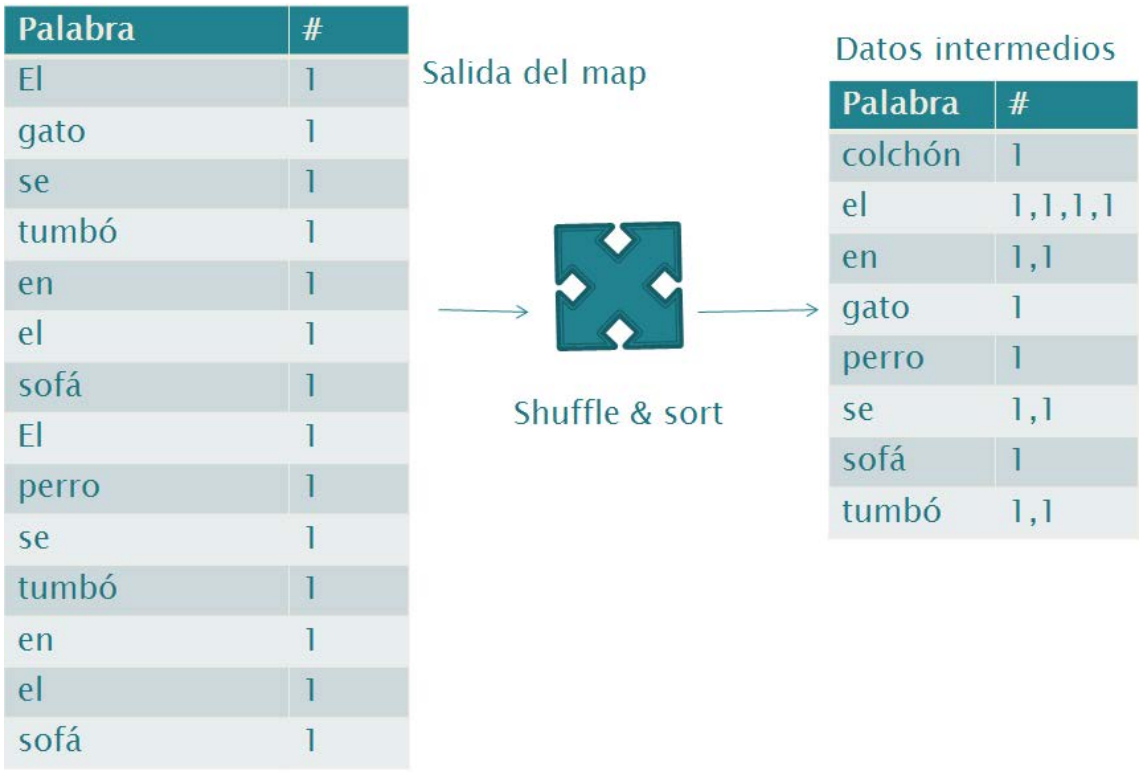


Figura 15. Ejemplo de Mapreduce: Shuffle & sort

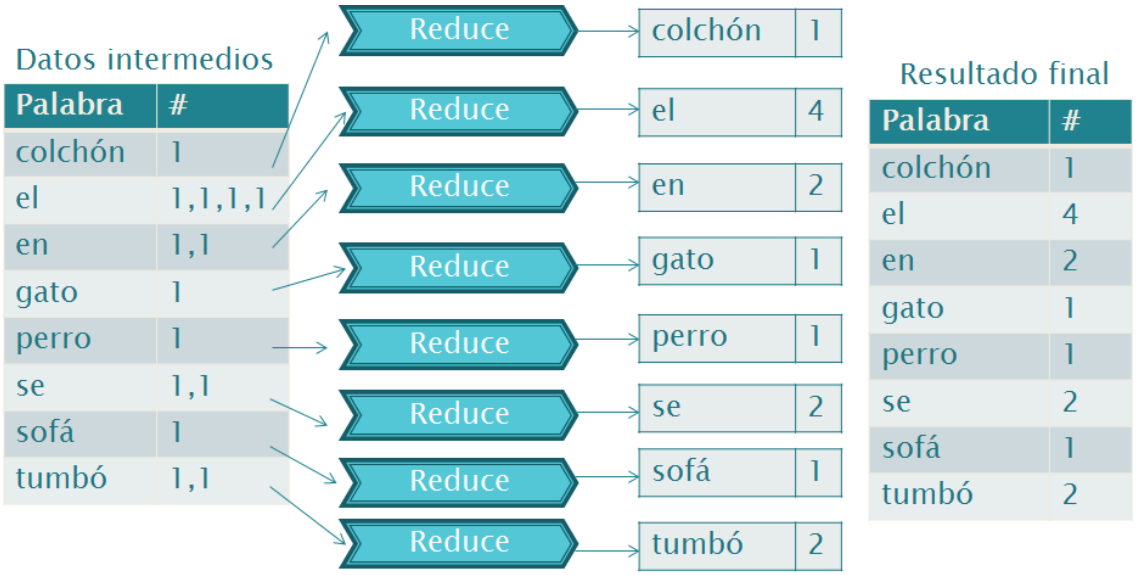


Figura 16. Ejemplo de Mapreduce: Reduce

De forma opcional, también existe la posibilidad de añadir un paso a la salida del map, que es el *combiner*. Este paso se ejecuta a la salida del map en el mismo nodo y suele consistir en el mismo código del reducer. Si tenemos el combiner, los datos que llegan al reducer se encuentran parcialmente reducidos y el coste de transferir por la red y procesar en el reducer esos datos se minimiza.

3.3 Ecosistema de Hadoop

Hadoop es un proyecto vivo con una gran variedad de herramientas que incrementan su funcionalidad y facilidad de uso.

- **Hive**: Interacción con Hadoop utilizando un lenguaje de consultas similar a SQL.
- **Pig**: Interacción con Hadoop utilizando un lenguaje de script.
- **Sqoop**: Comunicación de Hadoop con bases de datos relacionales.
- **Flume**: Herramienta para mover grandes cantidades de datos.
- **HUE**: Interfaz gráfico para Hadoop.
- ...

3.4 Distribuciones

Existen una variedad de distribuciones de Hadoop, proporcionadas por diversas empresas, que extienden su funcionalidad y le proporcionan soporte.

- Cloudera, Hortonworks, MapR

Una de las más importantes es **Cloudera**, que será la que utilicemos en este curso.

Entre las ventajas de Cloudera se encuentran …

- Proporciona asistentes que facilitan la instalación.
- Es una de las distribuciones más utilizadas.
- Hay gran cantidad de materiales, tutoriales, libros… que se basan en ella.

4 Ejemplos de MapReduce

En este apartado vamos a presentar una serie de ejemplos prácticos de trabajo con Hadoop. En ellos trabajaremos con la distribución Cloudera, que ha sido seleccionada por las ventajas arriba mencionadas. Además, se puede descargar de su web una máquina virtual donde podremos practicar y aprender los conceptos de Hadoop.

Presentaremos una serie de ejemplos de programas MapReduce realizados en Python primero sin utilizar la librería mrjob y luego utilizándola. También veremos cómo trabajar con Hive utilizando tanto el terminal como el interfaz gráfico HUE.

4.1 Ejemplo inicial: Contador de palabras

En este ejemplo veremos cómo programar un trabajo MapReduce, programando las tareas map y reduce con funciones Python. Veremos la forma de simular la ejecución de un trabajo MapReduce sin necesidad de utilizar el software Hadoop simplemente con órdenes del sistema operativo. El ejemplo que vamos a mostrar es el contador de palabras.

Para empezar veremos la función map, implementada en el fichero *mapper.py*, cuyos contenidos se encuentran comentados:

```
#!/usr/bin/env python
import sys
# entrada de la entrada estandar STDIN
for line in sys.stdin:
    # eliminamos espacios blancos al principio y final
    line = line.strip()
    # dividimos la linea en palabras
    words = line.split()
    # incrementamos los contadores
    for word in words:
        # escribimos los resultados a la salida estandard STDOUT.
        # Esta salida sera la entrada para el reduce, es decir, para reducer01.py
```

```
    # delimiado por tab, para cada palabra ponemos 1 ocurrencia
    print '%s\t%s' % (word, 1)
```

A continuación mostramos la función reduce, implementada en el fichero *reducer.py*, igual que antes se encuentra comentado:

```
#!/usr/bin/env python

from operator import itemgetter
import sys

current_word = None
current_count = 0
word = None

# entrada desde STDIN
for line in sys.stdin:
   # eliminamos espacios blancos al principio y final
   line = line.strip()

   # parseamos la entrada que hemos obtenido del mapper01.py
   word, count = line.split('\t', 1)

   # pasamos el contador de string a int
   try:
      count = int(count)
   except ValueError:
      # si el contados no es un numero, descartamos la linea
      continue

   # este if solamente funciona porque Hadoop ordena la salida del map por
la clave (aqui es word) antes de pasarsela al reducer
   if current_word == word:
      current_count += count
   else:
      if current_word:
         # escribir resultado a STDOUT
         print '%s\t%s' % (current_word, current_count)
      current_count = count
      current_word = word

# escribimos la ultima palabra
if current_word == word:
   print '%s\t%s' % (current_word, current_count)
```

Una vez tenemos estos ficheros preparados, podemos similar la ejecución de MapReduce de la siguiente forma, utilizando órdenes del sistema operativo Linux. Para ello partimos de un fichero de texto llamado *fichero.txt* que se encuentra en

la misma carpeta que los ficheros mapper.py y reducer.py. Lo primero debemos abrir un terminal, y desde él, ejecutar lo siguiente:

```
cat fichero.txt | ./mapper.py |sort | ./reducer.py
```

Para ejecutar correctamente esta orden, los ficheros mapper.py y reducer.py deben tener permisos de ejecución.

De esta forma, veremos por pantalla el resultado de contar las palabras existentes en el fichero dado. Una vez comprobamos el funcionamiento del código MapReduce de esta forma, podemos ejecutarlo en nuestro cluster Hadoop con la siguiente orden:

```
hadoop jar  /usr/lib/hadoop-mapreduce/hadoop-streaming.jar
-file /home/cloudera/examplemapreduce/mapper01.py
-mapper /home/cloudera/examplemapreduce/mapper01.py
-file /home/cloudera/examplemapreduce/reducer01.py
-reducer /home/cloudera/examplemapreduce/reducer01.py
-input /user/cloudera/examplemapreduce/*
-output /user/cloudera/examplemapreduce-output
```

En la orden de arriba, indicamos a Hadoop que se ejecute llamando a la librería Hadoop-streaming, en la ruta especificada. Después, le indicamos la ruta a los ficheros que implementan las funciones map y reduce (en este ejemplo, hemos creado una carpeta llamada **/home/cloudera/examplemapreduce en el sistema de archivos local** en la cual hemos dejado los ficheros que implementan las funciones map y reduce). Seguidamente, indicamos dónde están los ficheros de datos sobre los que deseamos ejecutar este trabajo MapReduce, y que se deben encontrar en la carpeta **/user/cloudera/examplemapreduce que hemos creado previamente en HDFS.** Para finalizar, le indicamos a Hadoop que los resultados se deben escribir en la carpeta **/user/cloudera/examplemapreduce-output en HDFS.**

Al ejecutar esta orden en la máquina virtual, obtendremos como resultado dentro de la carpeta carpeta **/user/cloudera/examplemapreduce-output** dos archivos, _SUCCESS y part-00000. El primero tiene tamaño 0 e indica el resultado de la operación (que ha sido un éxito), mientras que el segundo contiene la cuenta de las palabras.

4.2 Contador de palabras con mrjob

En este ejercicio vamos a ver el funcionamiento de la librería mrjob para programar Hadoop en Python. Para comprender su funcionamiento, vamos a ver un ejemplo sencillo, consistente en el contador de palabras.

```
from mrjob.job import MRJob
import re
```

```
# preparamos una expresion regular que recoja las palabras.
WORD_RE = re.compile(r"[\w']+")
class MRWordFreqCount(MRJob):

  def mapper(self, _, line):
      # Para cada palabra en la linea, emitimos un par <palabra, 1>
      for word in WORD_RE.findall(line):
          yield (word.lower(), 1)

   # El combiner agrega los pares <palabra, 1> que se emitan en el mismo map.
   def combiner(self, word, counts):
      yield (word, sum(counts))

  #El reducer agrega los pares <palabra, X> que le llegan
   def reducer(self, word, counts):
      yield (word, sum(counts))

if __name__ == '__main__':
    MRWordFreqCount.run()
```

Nuestro código contiene una clase que extiende de la clase MRJob. Nuestra clase debe implementar las funciones mapper, combiner, o reducer, según hayamos diseñado nuestra aplicación. Las dos últimas líneas son las que hacen que el código funcione, y no se deben omitir nunca.

Para ejecutar este código, utilizamos la siguiente orden, donde mr-frequent-word.py es el fichero de código expuesto arriba, y text-file.txt es un fichero de texto. El parámetro más importante es "-r hadoop" que indica que este código se debe ejecutar en el cluster Hadoop. Como se ve, mrjob se encarga de llamar a Hadoop para la ejecución de este código.

```
$ python mr-frequent-word.py text-file.txt -r hadoop > ouput
```

Si sustituimos la opción "-r hadoop" por "-r local" el código se ejecuta localmente, sin utilizar el cluster de Hadoop. La librería mrjob también ofrece opciones para ejecutar el código en varios proveedores cloud como Amazon.

También podemos utilizar un fichero de HDFS como fichero de entrada o salida, de la siguiente forma:

```
$ python mr-frequent-word.py hdfs:///user/cloudera/text-file.txt --output-dir hdfs:///user/cloudera/mrjoboutput -r Hadoop
```

En la Figura 19 se muestra la salida de la ejecución de la orden de arriba, cuyas entradas y salidas se encuentran en HDFS.

Figura 17. Salida de ejecución de trabajo con mrjob.

4.3 Trabajo con varios pasos

Mrjob permite la definición de trabajos que contengan más de un paso (*step*). Un paso es una combinación de mapper, combiner y reducer, donde ninguno de estas funciones es obligatoria pero debe haber al menos una en cada paso. Mrjob se encarga de encadenar las entradas y salidas de forma transparente al usuario, de forma que se pueden implementar desarrollos más complejos.

En este ejemplo vamos a retornar la palabra que tenga más ocurrencias en un fichero de entrada, y para ello utilizaremos el código que se muestra a continuación.

```
#!/usr/bin/python
from mrjob.job import MRJob
from mrjob.step import MRStep
import re

WORD_RE = re.compile(r"[\w']+")
class MRMostUsedWord(MRJob):
    def mapper_get_words(self, _, line):
        # Para cada palabra en la linea, emitimos un par <palabra, 1>
        for word in WORD_RE.findall(line):
            yield (word.lower(), 1)

    def combiner_count_words(self, word, counts):
        # sumamos las palabras que hemos encontrado hasta ahora
        yield (word, sum(counts))
```

```
    def reducer_count_words(self, word, counts):
        # Envia todos los pares < num_ocurrencias , palabra > al mismo reducer,
        # ya que la clave que emitimos es None y es la misma para todos los
items
        # num_ocurrencias nos permite utilizar la función  max() de Python
        yield None, (sum(counts), word)

    # descartamos la clave, es None
    def reducer_find_max_word(self, _, word_count_pairs):
        # cada item de word_count_pairs es (contador, palabra),
        # de forma que emitiendo el maximo nos da la palabra con mas
ocurrencias
        yield max(word_count_pairs)

    def steps(self):
        return [
            MRStep(mapper=self.mapper_get_words,
                   combiner=self.combiner_count_words,
                   reducer=self.reducer_count_words),
            MRStep(reducer=self.reducer_find_max_word)
        ]
if __name__ == '__main__':
    MRMostUsedWord.run()
```

Al igual que antes, definimos una clase que hereda de MRJob y que implementa una serie de funciones. Dentro de la función steps es donde indicamos los pasos que tenemos en nuestro código (en este caso son dos pasos), asociando la función de las implementadas arriba que se debe ejecutar en cada fase (map, combine, reduce) de cada paso.

Hay que notar que en la función reducer_count_words, la salida son ítems de la forma **None, (sum(counts), word),** es decir, son pares <atributo, valor> donde el atributo es None, y el valor es la cuenta de ocurrencias de una palabra. Por ejemplo, <None, (3700, los)>.

Para ejecutar este código, utilizamos la siguiente orden, donde mrjob-most-frequent-word.py es el fichero que contiene el código explicado arriba, y el resto son los mismo parámetros vistos anteriormente.

```
$ python mrjob-most-frequent-word.py hdfs:///user/cloudera/text-file.txt --
output-dir hdfs:///user/cloudera/mrjobexample2-output -r hadoop
```

En la Figura 20 se muestra el resultado de ejecutar la orden anterior. Al igual que en ocasiones anteriores, en la carpeta que hemos especificado como destino de los ficheros de salida de este trabajo encontraremos dos ficheros, uno llamado _SUCCESS y otro part-00000 que contiene el resultado de esta ejecución.

Figura 18. Trabajo mrjob con varios pasos.

4.4 Ejemplo avanzado: Yelp Challenge

4.4.1 Preparando los datos

En este ejemplo más avanzado vamos a utilizar datos de Yelp, que se pueden descargar del siguiente enlace:

http://www.yelp.com/dataset_challenge/

Desde este enlace (que nos lleva a la página que se muestra en la Figura 20), clicando en el enlace "Get the data", y tras rellenar un formulario con nuestros datos, nos descargaremos un fichero comprimido que contiene, entre otros los siguientes ficheros:

- *yelp_academic_dataset_business.json* → fichero que contiene información de negocios.
- *yelp_academic_dataset_review.json* → fichero que contiene información de opiniones.

Los datos de los negocios que tenemos son los siguientes:

- "city", "review_count", "name", "neighborhoods", "type", "business_id", "full_address", "hours", "state", "longitude", "stars", "latitude", "attributes", "open", "categories".

- Los datos más importantes con los que trabajaremos en este ejemplo son:
  - review_count: contador de opiniones.
  - Latitude, altitude: coordenadas geográficas.
  - Business_id: un identificador para el negocio.
  - Categories: el tipo de negocio (ej. Restaurante, ...).

También tenemos datos de opiniones:

1. "funny", "useful", "cool", "user_id", "review_id", "text", "business_id", "stars", "date", "type"
   - Los datos más importantes con los que trabajaremos en este ejemplo son:
     - Text: el texto de la opinión, que refleja la descripción que el usuario de Yelp ha realizado sobre ese negocio.
     - Cool: un número entero que cuanto más alto, mejor es la valoración de este negocio.

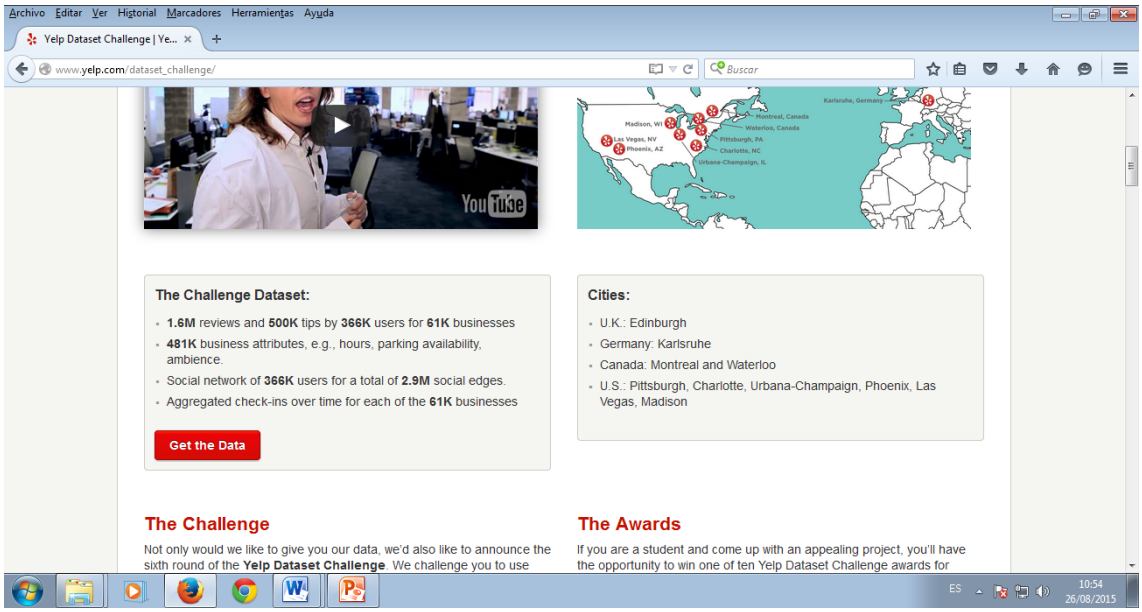


Figura 19: Yelp challenge: Get the data

Los datos de Yelp Challenge son datos en formato JSON, es decir, que tienen una estructura como la que sigue, en la que para cada campo tenemos su nombre seguido de su valor:

- Ejemplo de negocios:
  - **{"business_id"**: "vcNAWiLM4dR7D2nwwJ7nCA", **"full_address"**: "4840 E Indian School Rd\nSte 101\nPhoenix, AZ 85018", **"categories"**: ["Doctors", "Health & Medical"], **"city"**: "Phoenix",

"review_count": 9, **"name"**: "Eric Goldberg, MD", **"longitude"**: -111.98375799999999, **"stars"**: 3.5, **"latitude"**: 33.499313000000001}

- Ejemplo de opiniones:
  - {**"votes"**: {**"funny"**: 0, **"useful"**: 2, **"cool"**: 1}, **"user_id"**: "Xqd0DzHaiyRqVH3WRG7hzg", **"stars"**: 5, **"date"**: "2007-05-17", **"text"**: "dr. goldberg offers everything i look for in a general practitioner", **"type"**: "review", **"business_id"**: "vcNAWiLM4dR7D2nwwJ7nCA"}

4.4.2 Trabajando con Hive

En este apartado vamos a trabajar con Hive, la herramienta del ecosistema de Hadoop que proporciona un interfaz con una sintaxis similar al lenguaje de consultas de bases de datos relacionales SQL. Utilizaremos también el interfaz de línea de comandos de Hadoop, así como su interfaz gráfico HUE, que nos proporcionará una forma intuitiva para cargar ficheros en el cluster, redactar y ejecutar programas así como ver los resultados.

Utilizaremos estas herramientas para procesar datos de Yelp. Para ello, seguiremos los siguientes pasos.

1. En primer lugar, antes de nada deberemos preprocesar los datos de Yelp. La estructura en formato JSON de estos datos no es idónea para el trabajo con Hive, debido a la existencia de campos anidados (el campo "votes" contiene los subcampos "funny", "useful" y "cool") así como la presencia de saltos de línea dentro de algunos campos de texto en las estructuras JSON tanto en el fichero de opiniones como el de negocios.

   Para solucionar estos problemas, ejecutaremos el script llamado convert2.py que se ha proporcionado. Esto se realiza desde un terminal, tecleando la siguiente orden:

   ```
   ./convert2.py
   ```

   Tras esto, tendremos los nuevos ficheros siguientes:
   - yelp_academic_dataset_business_*clean2*.json
   - yelp_academic_dataset_review_*clean2*.json

2. Ahora iniciaremos HUE, para lo cual deberemos ejecutar el navegador de Internet. En la página de inicio del navegador de Internet del entorno virtual (ver Figura 19), haz click en el botón que dice "Launch Hue UI". Para conectarte a HUE deberás utilizar los siguientes datos de acceso:

Usuario: cloudera

Clave: cloudera

3. Ahora cargaremos los dos ficheros generados en el paso 1 en nuestro cluster de Hadoop. Este punto se realiza desde la opción "File Browser" situada arriba a la derecha en el interfaz de HUE.

4. Seguidamente, crearemos tablas partiendo de estos ficheros, una llamada "business" y otra llamada "reviews". Este paso se realiza desde "Data Browsers" → "Metastore tables". Debemos prestar atención a que las columnas de las tablas tengan los nombres correctos, dichos nombres son los que se mencionan en el apartado 4.2 de este documento. Para nombrar las columnas, clica en "Bulk edit column names" y pega los nombres de las columnas correspondientes a la tabla que estás creando.

5. Una vez las tablas estén creadas con los datos correctos, crea una consulta utilizando el editor de Hive (esto se encuentra en "Query editors"-> "Hive") con el siguiente contenido:

```
SELECT name, review_count
FROM business
ORDER BY review_count DESC
LIMIT 25
```

Esta consulta devuelve el nombre y el contador de opiniones de los 25 negocios que mayor número de opiniones tengan. Para ejecutar esta consulta clicaremos en "Execute".

6. Tras ejecutarla, si vamos a la opción "Chart" podremos ver sus resultados graficados de varias formas diferentes.

7. Ahora ejecutaremos otra consulta algo más compleja que nos devolverá, entre otra información, la localización geográfica de los 25 restaurantes con mejores valoraciones. La consulta a ejecutar es la siguiente:

```
SELECT r.business_id, name, SUM(cool) AS coolness, longitude, latitude
FROM review r JOIN business b
ON (r.business_id = b.business_id)
WHERE categories LIKE '%Restaurants%'
GROUP BY r.business_id, name, longitude, latitude
ORDER BY coolness DESC LIMIT 25
```

Tras clicar en "Execute", veremos sus resultados. En este caso, si vamos a la opción "Chart", y dentro de ella, "Map", podremos visualizar los resultados en forma de mapa. Para ello, deberemos indicar qué campos resultado de la consulta se deben utilizar para realizar la visualización en el mapa, es decir, la longitud y latitud geográficas. Esto es, en el desplegable "Latitude" seleccionamos "Latitude" y en el desplegable "Longitude" seleccionamos "Longitude". El resultado de esta consulta se muestra en Figura 22.

Con el fin de aclarar los conceptos de Hadoop así como para presentar varios ejemplos de funcionamiento, tanto utilizando el interfaz gráfico HUE como con la línea de comandos, hemos preparado una serie de vídeos que se encuentran accesibles desde el curso virtual.

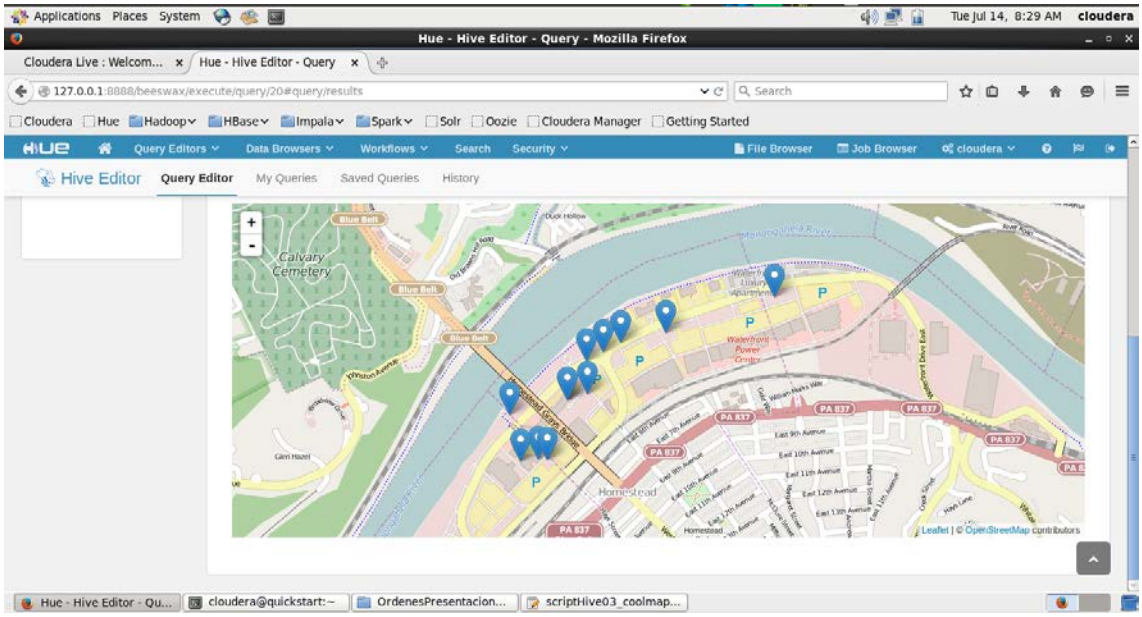


Figura 20. Visualización en el mapa del resultado de una consulta Hive

4.5 Trabajando con la línea de comandos de Hive

Vamos ahora a ver un ejemplo de creación de una base de datos de futbolistas partiendo de un fichero de datos dado. En este ejemplo utilizaremos la línea de comandos. Para trabajar con Hive desde la línea de comandos, en primer lugar abriremos un terminal en la máquina virtual, tras lo cual introduciremos las siguientes órdenes:

```
$ hadoop fs –mkdir datoshive
$ hadoop fs -put futbolistas.txt datoshive
```

Las órdenes de arriba sirven para crear en HDFS una carpeta y para cargar en dicha carpeta el fichero de datos de futbolistas. Tras esto, ejecutaremos el programa beeline, que es la interfaz de línea de comandos de Hive, y nos conectaremos con el servidor de Hive local, utilizando las siguientes órdenes:

```
$ beeline

!connect jdbc:hive2://localhost:10000/default
```

Cuando nos pida un usuario y clave, pulsaremos la tecla Intro del teclado, y estaremos listos para comenzar a introducir comandos. Ahora introduciremos las siguientes órdenes para crear la base de datos, la tabla y cargar datos en dicha tabla.

```
create database if not exists futbolistasdb
Comment 'Base de datos de futbolistas'
Location '/user/cloudera/futbolistasdb'
With dbproperties ('Creada por' = 'User', 'Creada el' = '11-Nov-2017');

use futbolistasdb;

CREATE TABLE IF NOT EXISTS futbolistas
(
  nombre string,
  posiciones ARRAY<string>,
  temporada_equipo ARRAY<STRUCT<temporada:string,equipo:string>>,
  habilidad_puntuacion MAP<string,int>
)
COMMENT 'Tabla de futbolistas'
ROW FORMAT DELIMITED
FIELDS TERMINATED BY '|'
COLLECTION ITEMS TERMINATED BY ','
MAP KEYS TERMINATED BY ':';

LOAD DATA INPATH '/user/cloudera/datoshive/futbolistas.txt' INTO TABLE
futbolistas;
```

5 Ejercicio de evaluación

En este ejercicio vamos a trabajar con datos del Gen Expression Omnibus (GEO):

https://www.ncbi.nlm.nih.gov/geo/info/geo_paccess.html#Programs

En concreto, utilizaremos el fichero GSD1001_full.soft.txt (que se puede descargar del curso virtual) que presenta los datos de una serie de experimentos en

bioinformática. El contenido del fichero es una serie de filas con las siguientes columnas separadas por tabuladores:

- ID_REF - IDENTIFIER - GSM19023 - GSM19024 - GSM19025 - GSM19026 - Gene title - Gene symbol - Gene ID - UniGene title - UniGene symbol - UniGene ID - Nucleotide Title - GI - GenBank Accession - Platform_CLONEID - Platform_ORF - Platform_SPOTID - Chromosome location - Chromosome annotation - GO:Function - GO:Process - GO:Component - GO:Function ID - GO:Process ID - GO:Component ID

Sobre estos datos es necesario realizar algunas operaciones bien utilizando MapReduce directamente o bien utilizando consultas Hive. Las tareas a realizar son las siguientes:

1. Partiendo del fichero *GSD1001_full.soft.txt*, preprocésalo para eliminar las columnas que no sean de nuestro interés, quedándonos con las 13 primeras columnas del fichero original. Esto se realiza con un trabajo MapReduce. Las columnas que nos interesan son las siguientes: "idref", "ident", "gsm19023", "gsd19024", "gsd19025", "gsd19026", "genetitle", "genesymbol", "geneID", "uniGenetitle", "uniGenesymbol", "uniGeneID", "NucleotideTitle". Además, tenemos que incluir tres nuevas columnas, llamadas “max”, “min” y “avg” que contendrán datos numéricos resultado de calcular el valor máximo, mínimo y medio de las columnas " gsm19023", "gsd19024", "gsd19025" y "gsd19026" para cada fila, respectivamente. De esta forma, el resultado de este punto es un fichero que llamaremos *DataClean.txt* que tendrá 16 columnas. Para implementar este punto es necesario utilizar la librería mrjob.

2. Partiendo del fichero DataClean.txt creado en el punto anterior, implementa un trabajo MapReduce que devuelva el mayor “avg” de aquellas filas cuyo valor de "gsm19023" esté entre 100 y 1000. Para implementar este punto es necesario utilizar la librería mrjob.

3. Partiendo del fichero DataClean.txt, implementa un trabajo MapReduce que devuelva la media del campo “gsd19025” teniendo en cuenta todas las filas de dicho fichero. Para implementar este punto es necesario utilizar la librería mrjob.

4. Partiendo del fichero *DataClean.txt*, crea una tabla Hive interna y otra externa. El resultado de este punto son dos tablas que llamaremos *datacleantableinternal y datacleantableexternal*.

5. Partiendo de las tablas *datacleantableinternal y datacleantableexternal*, crea consultas en Hive que respondan a las siguientes cuestiones. Comprueba que obtienes el mismo resultado para ambas tablas:

    a. Implementa una consulta HiveQL que resuelva el ejercicio descrito en el punto 2. Devuelve todas las columnas de dichas muestras.

    b. Implementa una consulta HiveQL que resuelva el ejercicio descrito en el punto 3. Devuelve todas las columnas de dichas muestras.

5.1 Aclaraciones

Recuerda que para realizar las implementaciones de MapReduce no es necesario nada más que un ordenador con Python instalado, ya que la librería mrjob puede ejecutar programas localmente sin necesidad de un cluster de Hadoop.

Para realizar las implementaciones de esta práctica, se ofrecen los siguientes recursos:

- Máquina virtual de Cloudera. En ella se pueden implementar todos los puntos de esta práctica, utilizando la librería mrjob y Hive. Para la utilización de esta máquina virtual se ha publicado un documento en el curso virtual que detalla su proceso de descarga y despliegue.

En el caso de que el ordenador de que se disponga no tenga potencia para ejecutar la máquina virtual de Cloudera, los desarrollos de este ejercicio se pueden implementar utilizando los siguientes recursos:

- Librería mrjob de Python. Esta librería se puede instalar en cualquier ordenador con Python, independientemente de que Hadoop esté instalado o no. Esta librería es necesaria para los puntos 1, 2 y 3.
- Máquina virtual Ubuntu con el sistema gestor de bases de datos PostgreSQL instalado. En PostgreSQL se deberán crear las tablas y consultas que se indican en los puntos 4 y 5.

La práctica se valorará igualmente siempre que se realice utilizando cualquiera de las opciones indicadas en este enunciado.

6 Detalles de la evaluación

Una vez realizadas las tareas explicadas en la sección anterior, la forma de evaluar el trabajo se hará en base a lo siguiente:

- Una memoria explicativa en la que se detalle el trabajo realizado.

  - Se deberá incluir tanto el documento en formato pdf como las fuentes del documento en el formato que el estudiante haya utilizado (doc, docx, odt, ...).
  - La memoria debe contener al menos un apartado que detalle el proceso de cargar los datos en Hadoop (ej. preprocesamiento que haya podido ser necesario, comandos de Hadoop para cargar los ficheros o crear tablas si se ha hecho mediante comandos, ...) y otro apartado que contenga las consultas realizadas con sus respectivas explicaciones, junto con **capturas de pantalla de sus resultados**. Además, la memoria debe contener todo lo que el estudiante considere necesario para evaluar su trabajo (ej. explicaciones, scripts, consultas, capturas de pantalla, ...), de forma que la memoria sea autocontenida para facilitar su evaluación.
  - Se deberá indicar en qué entorno se ha realizado la práctica.
  - No es necesario explicar en la memoria el proceso de instalación de la máquina virtual.
  - Se valorará positivamente que la memoria contenga un apartado final donde se explique la opinión del estudiante sobre esta práctica, así como puntos fuertes y/o débiles de la práctica.
  - La memoria completa no debe tener una extensión superior a 15 páginas con tamaño de letra 11, e interlineado y márgenes razonables a elección del estudiante.

- Documentos de texto sin formato que contengan los scripts y las consultas que se hayan realizado, listos para ser ejecutados en la máquina virtual. Los desarrollos realizados deberán funcionar correctamente en el entorno de trabajo elegido por el estudiante de entre los indicados en este enunciado.

Este material se deberá incluir en un fichero comprimido y enviado a través del curso virtual dentro de los plazos establecidos para su entrega. El nombre de dicho fichero comprimido deberá tener la siguiente estructura: *CentroAsociado-ApellidosNombre.zip*, donde *CentroAsociado*, *Apellidos* y *Nombre* deben sustituirse por los valores correspondientes para cada estudiante. Un nombre correcto es, por ejemplo, el siguiente:

Cuenca-GarciaMartinezTeresa.zip

Solamente habrá un intento para entregar la práctica y se valorarán negativamente los defectos de forma al realizar la entrega. En estos casos, se considerará la práctica como no entregada, y no será posible volver a entregarla. Se recomienda no dejar la entrega para última hora, ya que pueden haber imprevistos (por ejemplo, fallos técnicos, ...) que impidan su entrega en los plazos establecidos.

Esta práctica tiene carácter optativo por lo que se puede aprobar la asignatura sin realizarla. Además, tiene un valor de 1.5 puntos en la nota final de la asignatura y solamente se corregirá en el cuatrimestre en el que se imparte la asignatura.

7 Notas y referencias de interés

7.1 Notas de interés

Con el fin de aclarar el funcionamiento de Hadoop, así como para introducir algunos ejemplos más de uso de Hadoop tanto mediante línea de comandos como mediante el interfaz gráfico, hemos preparado una serie de vídeos explicativos. Dichos vídeos se encuentran accesibles desde el curso virtual.

7.2 Referencias de interés

- Página de la Wikipedia sobre Big Data. Disponible en https://es.wikipedia.org/wiki/Big_data
- Página web de Apache Hadoop. Disponible en: https://hadoop.apache.org/
- Página web de Apache Hive. Disponible en: https://hive.apache.org/
- Página web de HUE. Disponible en: http://gethue.com/
- Programming Hive. Data Warehouse and Query Language for Hadoop Autores: Edward Capriolo, Dean Wampler, Jason Rutherglen. Editorial O'Reilly Media. Año: 2012. URL (solamente funciona tras autenticarse en UNED.es):http://proquest.safaribooksonline.com.ezproxy.uned.es/book/databases/hadoop/9781449326944
- Manual de Python. Disponible en: http://www.diveintopython.net/
- Algunos tutoriales de Hadoop. Disponibles en: https://github.com/romainr/hadoop-tutorials-examples
- Apache Hive Cookbook. Autores: Hanish Bansal; Saurabh Chauhan; Shrey Mehrotra. Editorial: Packt Publishing. Año: 2016. URL (solamente funciona tras autenticarse en UNED.es): http://proquest.safaribooksonline.com.ezproxy.uned.es/book/databases/9781782161080.

- Practical Hive: A Guide to Hadoop's Data Warehouse System.Autores: Scott Shaw; Andreas François Vermeulen; Ankur Gupta; David Kjerrumgaard.Editorial: Apress. Año: 2016. URL (solamente funciona tras autenticarse en UNED.es): http://proquest.safaribooksonline.com.ezproxy.uned.es/book/databases/hadoop/9781484202715