

Tema 1 – Big Data y MapReduce – TCDM

T. Fernández, F. García, D. Sevilla

Máster en Tecnologías de Análisis de Datos Masivos: Big Data
Universidad de Murcia

2024

- 1 Definición y conceptos sobre Big Data
- 2 Modelo de procesamiento MapReduce
- 3 Ejemplos de implementaciones

1. Definición y conceptos sobre Big Data

¿Qué es Big Data?

Wikipedia

Big data is a term used to refer to the study and applications of data sets that are so big and complex that traditional data-processing application software are inadequate to deal with them. Big data challenges include capturing data, data storage, data analysis, search, sharing, transfer, visualization, querying, updating, information privacy and data source.

Características del Big Data

Las 7 Vs del BigData

Volume enorme cantidad de datos generados

Velocity rapidez con la que se generan y mueven esos datos

Variety datos de múltiples tipos, estructurados y no-estructurados: texto, datos de sensores, audio, vídeo, click streams, ficheros de log, etc.

Veracity datos correctos o incorrectos

Value capacidad de extraer valor de los datos

Variability el significado de los datos puede variar con el tiempo

Visualization los datos deben poder ser comprendidos

Aluvión de datos

El mundo está creando más bits que nunca: en 2018, 33 Zettabytes (33×10^{21}), y se estiman más de 2 Yottabytes (2×10^{24}) en 2035

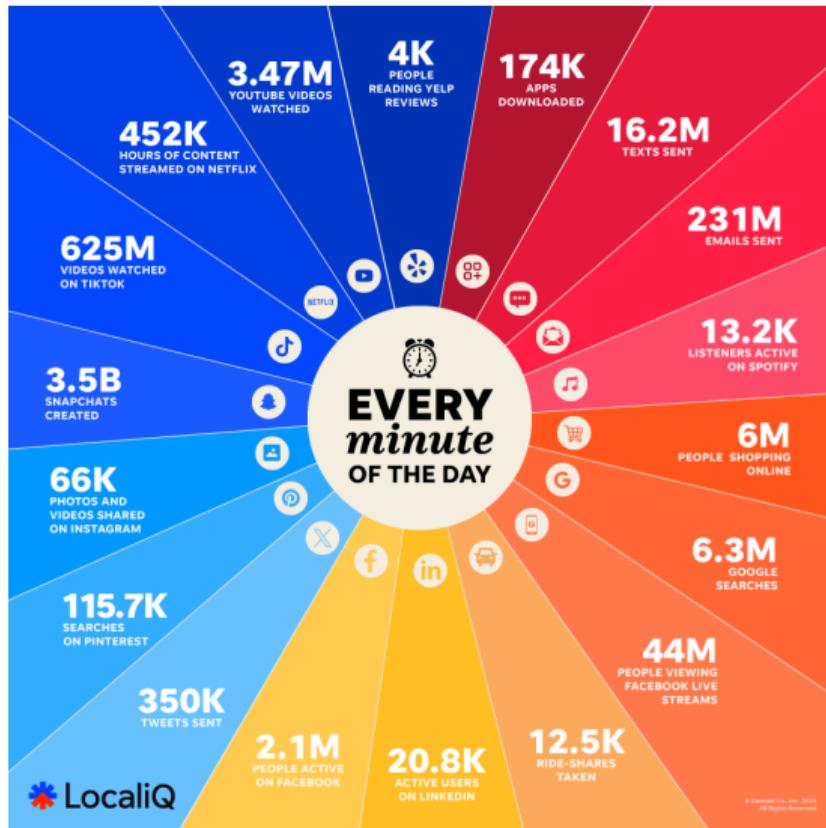


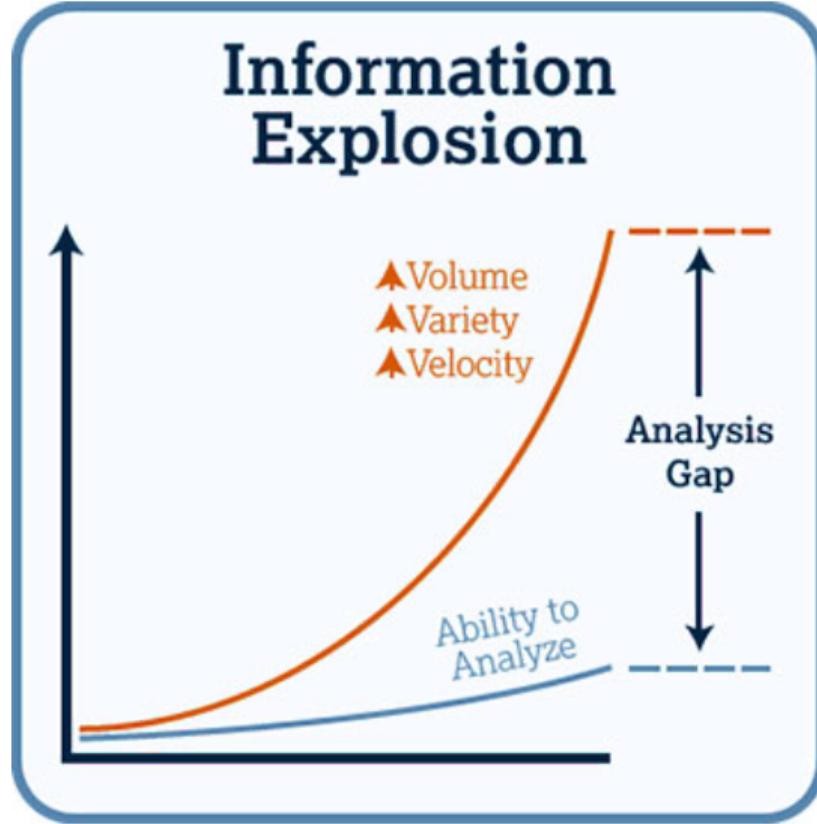
- En 2024, cada persona generará 10 MB cada segundo

Fuentes de datos

Origen de los datos:

- Redes sociales
- Redes de sensores
- Datos de GPS
- Datos de genoma
- Datos científicos
- Datos astronómicos (P.e. SKA generarán, en 2025, 750 TB/s \sim 25 ZB por año)
- ...





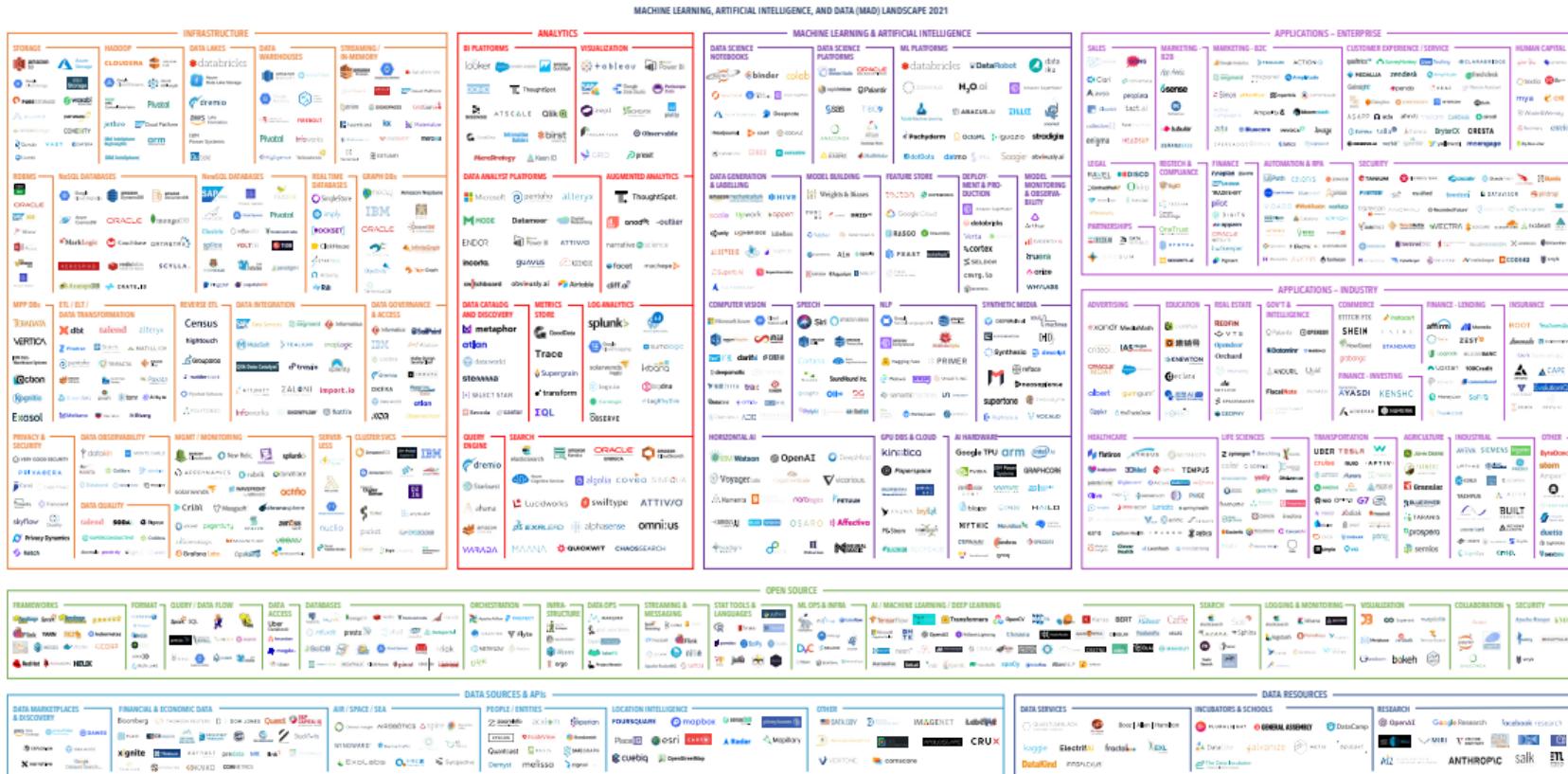
Retos tecnológicos (I)

- Búsqueda y refinamiento (Lucene, Solr, Nutch, Elasticsearch, OpenRefine)
- Serialización (JSON, BSON, Apache Thrift, Apache Avro, Google Protocol Buffers)
- Sistemas de almacenamiento (HDFS, GFS, Lustre, Amazon S3)
- Servidores (Amazon EC2, Google Cloud Platform, Azure, OpenShift, Heroku, Tanzu, Ambari)
- Procesamiento (Hadoop, Hive, Pig, Spark, Flink, Airflow, Beam, Disco, Dask, Tez, Cascading, Azkaban, Oozie, mrjob, Flume, Storm, Kinesis, Samza)

Retos tecnológicos (II)

- Bases de datos (HBase, Cassandra, Accumulo, MongoDB, CouchDB, Riak, Amazon DynamoDB, Google BigTable, Drill, Kylin, Parquet, Sqoop)
- Análisis y BI (R, Greenplum, Splunk, Datameer, Kylin, Tableau, Jethro, PowerBI)
- Lenguaje natural (Natural Language Toolkit, Apache OpenNLP, Perldoop, Intelligent Tagging)
- Machine learning y deep learning (Weka, Apache Mahout, SciKit-learn, Pytorch, TensorFlow, caffe, Keras, Microsoft Cognitive Toolkit, BigDL, MXNet, Edward)
- Visualización (R, D3.js, Google Data Studio)

BigData Landscape, 2021



Version 3.0 - November 2021

© Matt Turck (@mattturck), John Wu (@john_d_wu) & FirstMark (@firstmarkcap)

mattturck.com/data2021

Programando para el Big Data: historia

- Circa 2002
 - Se busca mitigar el riesgo de pérdidas de grandes workloads distribuidas debidas a fallos de los discos en *commodity hardware*
- Google publica 2 papers:
 - Sanjay Ghemawat, Howard Gobioff, and Shun-Tak Leung, "The Google File System", 19th ACM Symposium on Operating Systems Principles, Lake George, NY, October, 2003. <http://research.google.com/archive/gfs.html>,
 - Jeffrey Dean and Sanjay Ghemawat, "MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters", OSDI'04, San Francisco, CA, December, 2004. <http://research.google.com/archive/mapreduce.html>
- Circa 2005
 - Doug Cutting y Mike Cafarella crean Hadoop

Procesamiento del Big Data

Necesitamos:

- Escalabilidad con grandes volúmenes de datos
 - 1000's de máquinas
 - 10.000's de discos
- Equipos y redes de bajo coste
 - poco fiables
 - elevadas latencias
- Facilidad de programación
- Tolerancia a fallos automática



Problemas en la ejecución

- Los nodos baratos fallan, sobre todo si hay muchos
 - Tiempo medio entre fallos para 1 nodo = 3 años
 - Tiempo medio entre fallos para 1000 nodos = 1 día
 - **Solución:** implementar tolerancia a fallos en el sistema
- Red de bajo coste = elevada latencia
 - **Solución:** llevar la computación a los datos
 - Minimizar el movimiento de los datos
- Dificultad de programación
 - **Solución:** un modelo de programación paralelo intensivo en datos
 - Los usuarios escriben funciones simples
 - El sistema distribuye el trabajo y gestiona los fallos

2. Modelo de procesamiento MapReduce

¿Qué es MapReduce?

Modelo de programación data-parallel diseñado para escalabilidad y tolerancia a fallos en grandes sistemas de *commodity hardware*

- Basado en la combinación de operaciones Map y Reduce

¿Qué es MapReduce?

Modelo de programación data-parallel diseñado para escalabilidad y tolerancia a fallos en grandes sistemas de *commodity hardware*

- Basado en la combinación de operaciones Map y Reduce

Diseñado originalmente por Google (2004)

- Usado en múltiples operaciones
- Manejo de varios petabytes diarios

Popularizado por la implementación open source Apache Hadoop

- Usado por múltiples organizaciones como Facebook, Twitter, eBay, LinkedIn, Rackspace, Yahoo!, AWS, etc.

¿Para qué se usa?

- En Google:
 - Construcción de índices para el buscador (pagerank)
 - Clustering de artículos en Google News
 - Búsqueda de rutas en Google Maps
 - Traducción estadística
- En Facebook:
 - Minería de datos
 - Optimización de ads
 - Detección de spam
 - Gestión de logs
- En investigación:
 - Análisis astronómico, bioinformática, física de partículas, simulación climática, procesamiento del lenguaje natural, ...

Modelo de programación

Inspirado en la programación funcional

- Operación Map:

```
square n = n * n
map op [] = []
map op (x:xs) = op x : map op xs

map (square) [1..5] => [1,4,9,16,25]
```

- Operación Reduce:

```
reduce op (x:[]) = x
reduce op (x:xs) = (op x (reduce op xs))

reduce (+) (map (square) [1..5]) => 55
```

Modelo de programación

Entrada y salida: listas de pares clave/valor

- El programador especifica las funciones map y reduce
- Función Map: genera claves/valores intermedios

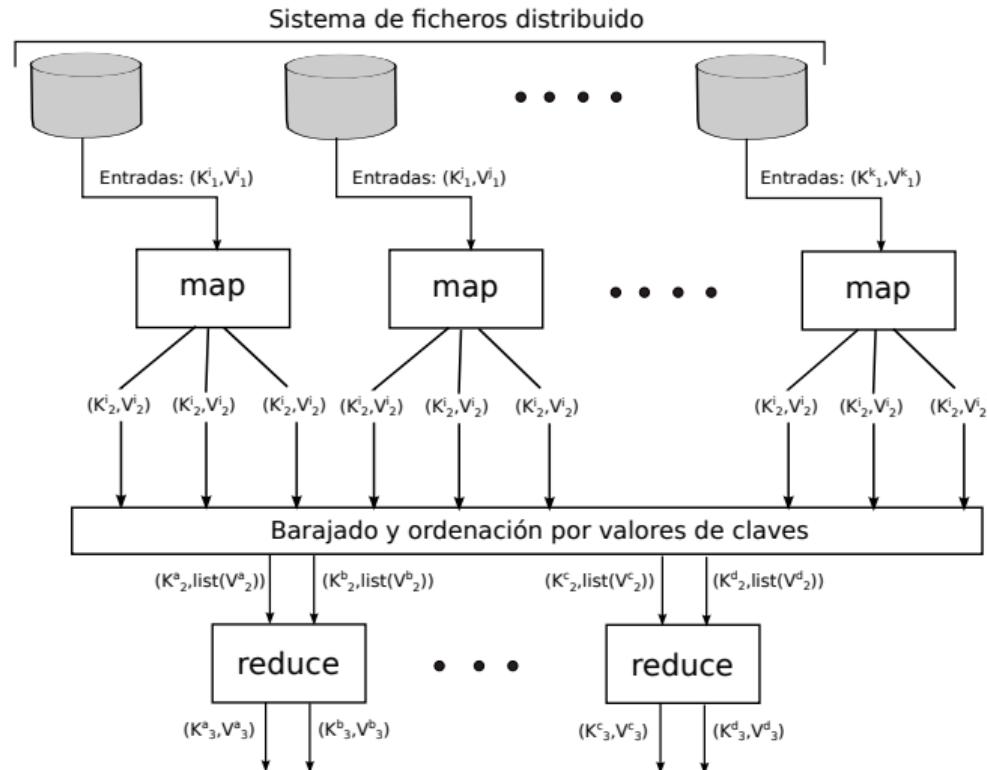
$$\text{map}(K_1, V_1) \rightarrow \text{list}(K_2, V_2)$$

- Para cada K_1 y V_1 se obtiene una lista intermedia
- (K_2, V_2) es un par clave/valor intermedio
- Función Reduce: combina los valores intermedios para cada clave particular

$$\text{reduce}(K_2, \text{list}(V_2)) \rightarrow (K_3, \text{list}(V_3))$$

- Para cada clave de salida K_3 se genera una lista de valores
 - $\text{list}(V_3)$ suele tener un único valor
 - A menudo, $K_3 = K_2$

Automatización del proceso



Ejemplos de uso

1 Definición y conceptos sobre Big Data

2 Modelo de procesamiento MapReduce

- Ejemplos de uso
- Características de la ejecución
- Optimizaciones

3 Ejemplos de implementaciones

Ejemplo: WordCount

Cuenta las ocurrencias de cada palabra en ficheros de texto

- Entrada:

$$K_1 = \emptyset, V_1 = \text{línea}$$

- Salida:

pares (palabra, nº de ocurrencias)

Ejemplo: WordCount

Cuenta las ocurrencias de cada palabra en ficheros de texto

- Entrada:

$$K_1 = \emptyset, V_1 = \text{línea}$$

- Salida:

pares (palabra, nº de ocurrencias)

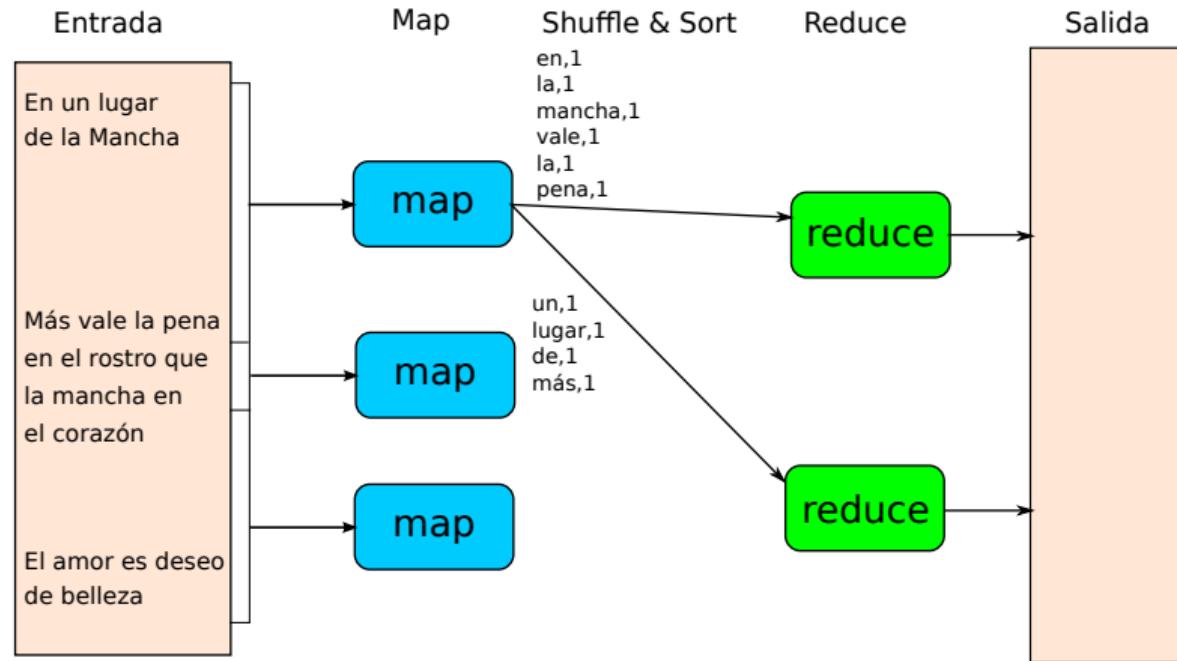
- Pseudocódigo del Map

```
map(key, value):  
    //key: nada, value: línea de texto  
        for each word w in value emit(w, 1)
```

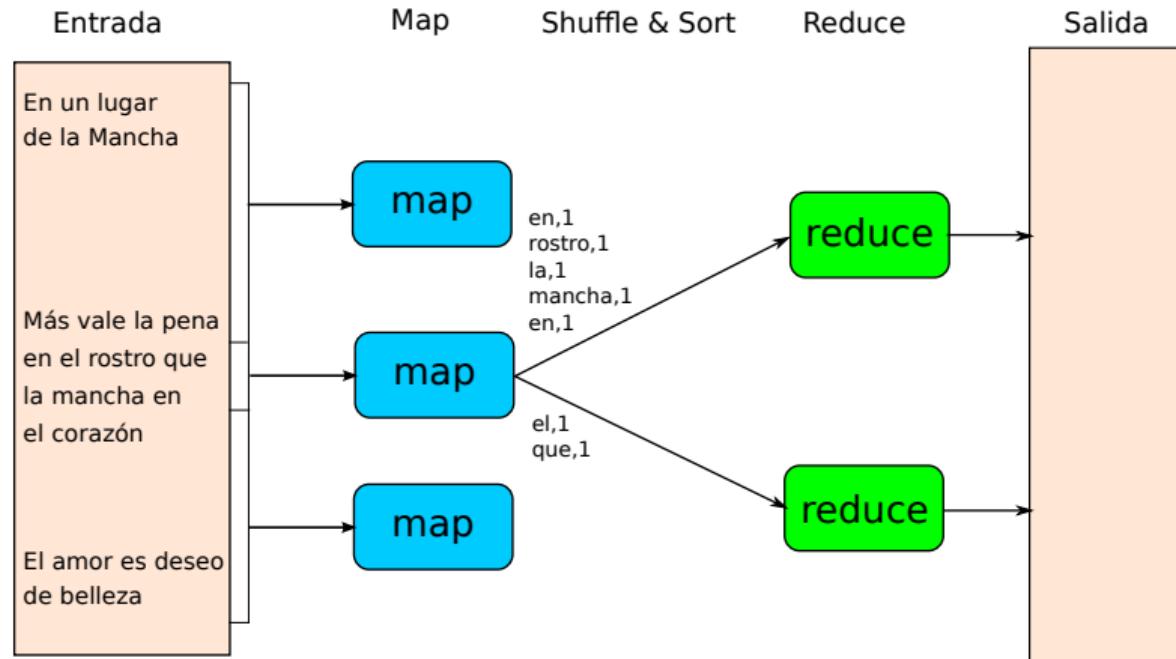
- Pseudocódigo del Reduce

```
reduce(key, values):  
    //key: palabra; values: un iterador sobre los 1s  
        emit(key, sum(values))
```

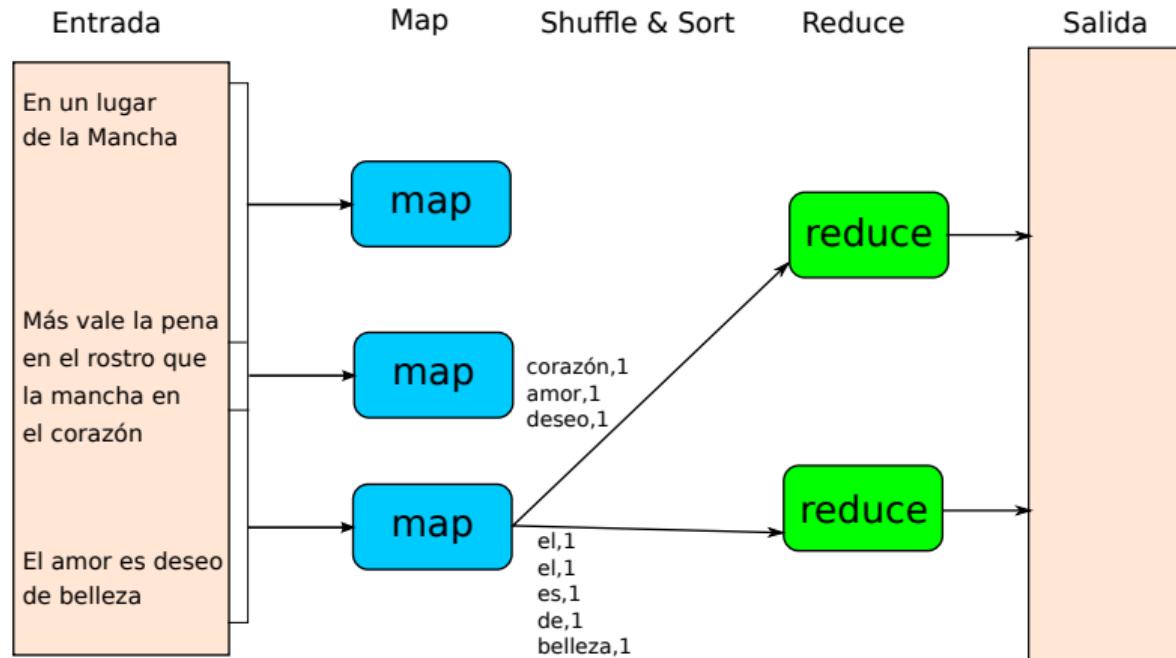
Ejemplo: WordCount



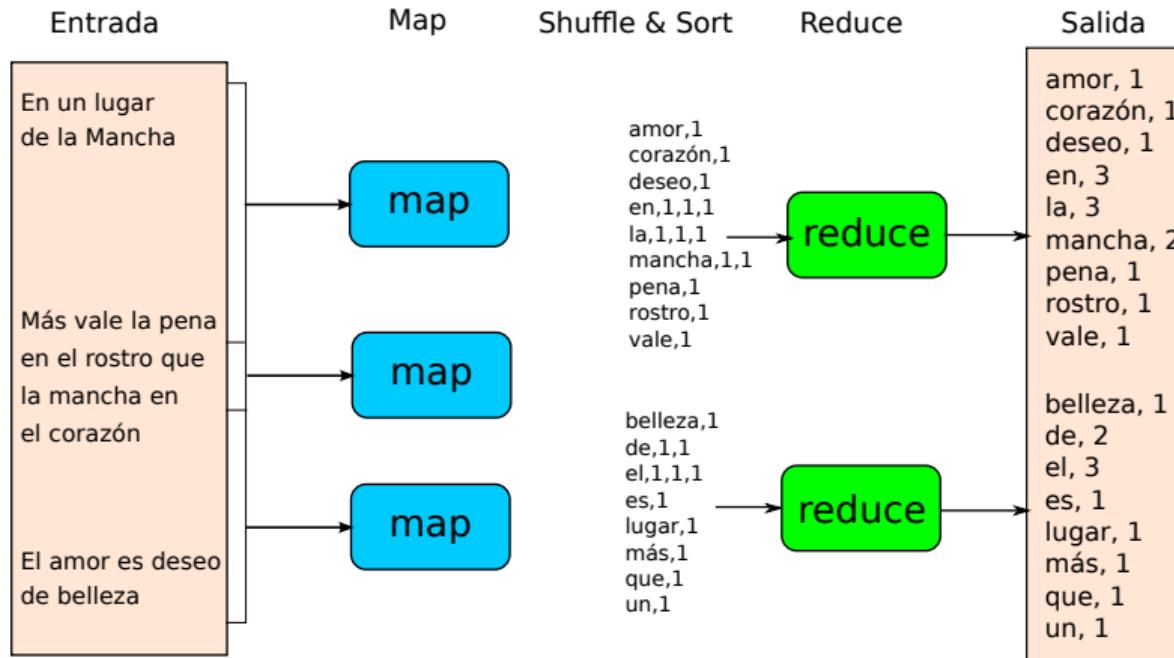
Ejemplo: WordCount



Ejemplo: WordCount



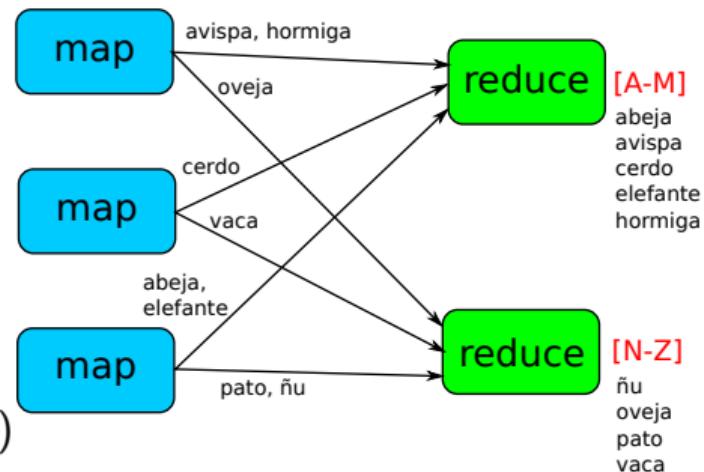
Ejemplo: WordCount



Ejemplo: Sort distribuido

- **Entrada:** Pares (id, valor)
- **Salida:** Pares ordenados por id
- Map: Función identidad
- Reduce: Función identidad
- Función de particionado P :

$$k_1 < k_2 \Rightarrow P(k_1) < P(k_2)$$



Ejemplo: índice inverso

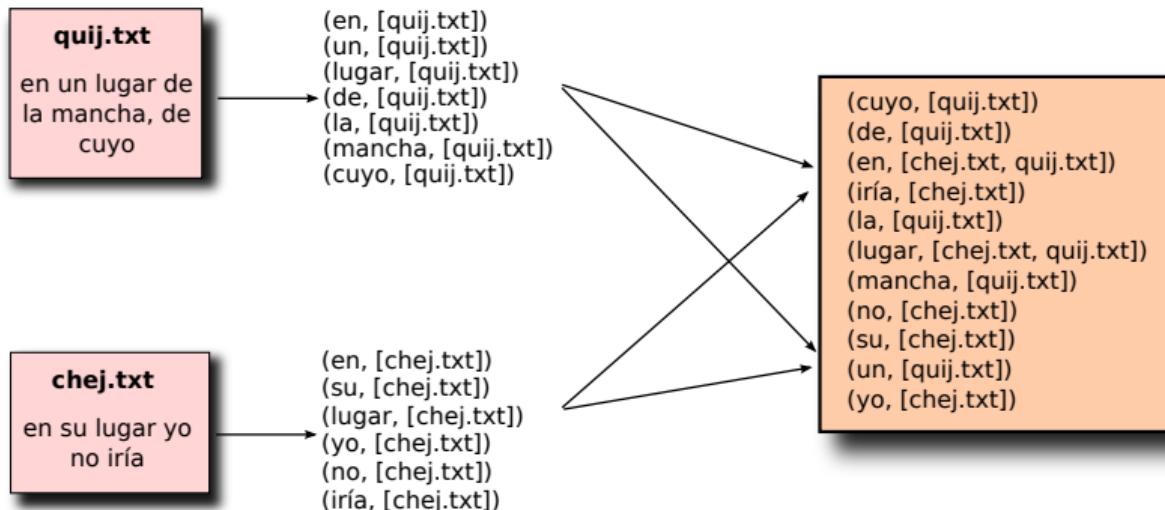
- **Entrada:** Pares (nombre_fichero, línea_de_texto)
- **Salida:** Pares (palabra, [ficheros_conteniendo_palabra])
- Pseudocódigo del Map

```
map(key, value):  
    // key: nombre fichero; value: línea de texto  
    for each word w in value emit(w, key)
```

- Pseudocódigo del Reduce

```
reduce(key, values):  
    // key: palabra; value: nombres de ficheros  
    emit(key, sort(values))
```

Ejemplo: índice inverso

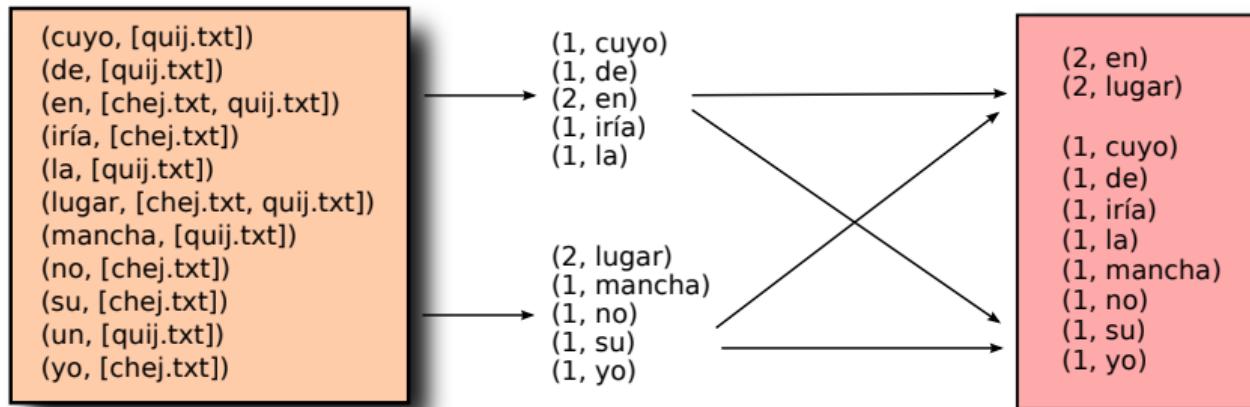


Mejora: eliminar duplicados en el map

Ejemplo: palabras más frecuentes

- **Entrada:** Pares (nombre_fichero, línea_de_texto)
- **Salida:** Lista de las palabras que aparecen en más ficheros
- Solución con dos fases Map-Reduce
 - Fase 1: ejemplo índice inverso
 - (palabra, [ficheros_conteniendo_palabra])
 - Fase 2:
 - Map(palabra, [ficheros]) → (ocurrencias, palabra)
 - Resultados ordenados por ocurrencias (como en sort distribuido)

Ejemplo: palabras más frecuentes



Características de la ejecución

1 Definición y conceptos sobre Big Data

2 Modelo de procesamiento MapReduce

- Ejemplos de uso
- Características de la ejecución
- Optimizaciones

3 Ejemplos de implementaciones

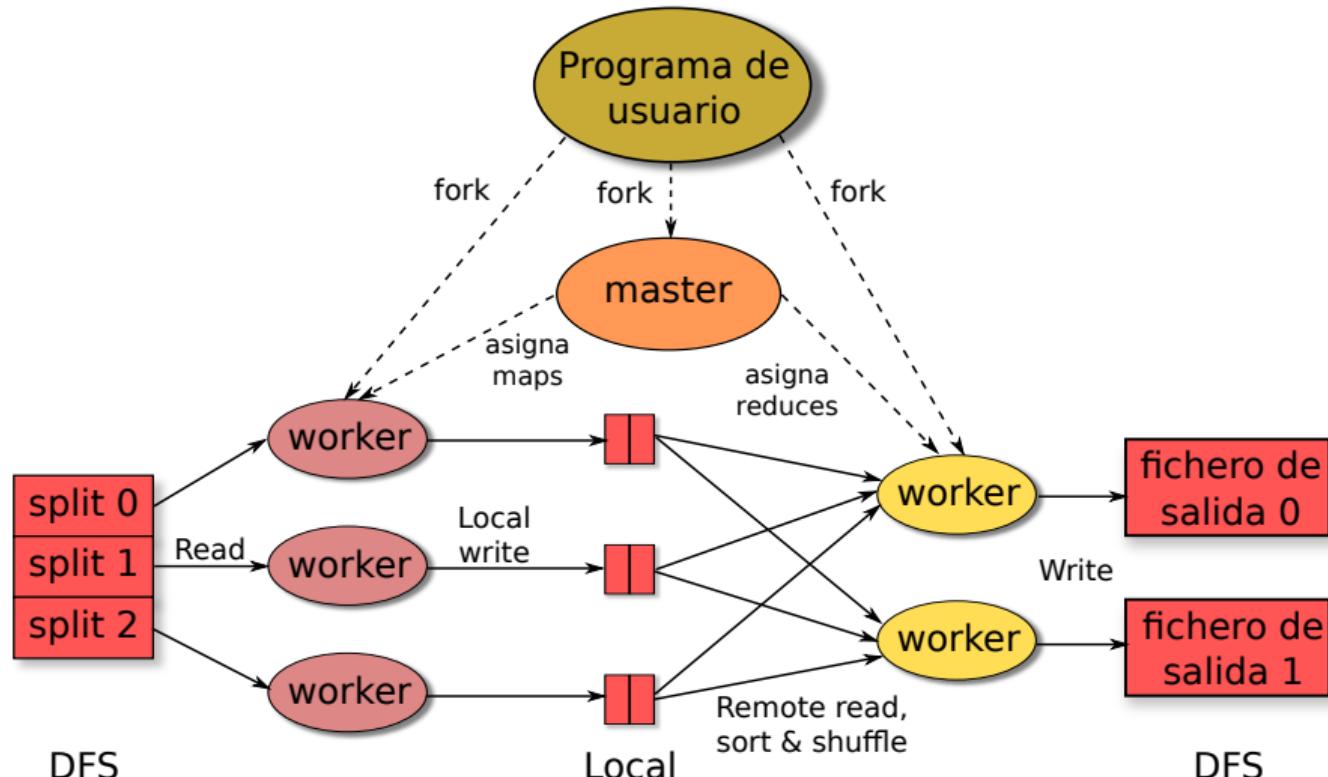
Características de la ejecución

- Sistema de ficheros distribuido para gestionar los datos
 - GFS (Google File System), HDFS (Hadoop Distributed FS)
 - Ficheros divididos en bloques grandes (64–128 MB en HDFS), con replicación

Características de la ejecución

- Sistema de ficheros distribuido para gestionar los datos
 - GFS (Google File System), HDFS (Hadoop Distributed FS)
 - Ficheros divididos en bloques grandes (64–128 MB en HDFS), con replicación
- Arquitectura *master-worker*
- Los map workers procesan *splits* de datos
 - Se inician en el mismo nodo o rack que sus datos de entrada
 - Minimiza el uso de la red
- Los map workers graban su salida en el disco local antes de servirla a los reduce workers
 - Permite recuperar una tarea reduce en caso de fallo
- Los reduce workers graban su salida en el sistema distribuido
 - Replicación en los resultados
 - Un fichero de salida por cada reduce

Características de la ejecución



Diferencia entre bloques y splits

 Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit.
 Aenean vehicula fermentum nunc, ut consequat tellus ultricies at. Mauris
 scelerisque magna imperdiet, tempor sem at, ultrices purus. Nulla
 scelerisque bibendum sollicitudin. Proin urna nibh, cursus at
 ipsum quis, aliquet aliquam dui. Suspendisse lacinia bibendum neque, nec
 rhoncus justo faucibus sed. Curabitur mauris dui, blandit at urna quis, accumsan blandit
 enim. Suspendisse sagittis, nisl eu euismod commodo, nibh mi condimentum enim,

 nec lobortis dolor lacus nec orci. Praesent ut facilisis lectus. Nullam vitae leo
 elementum, pharetra turpis eget, dapibus odio.

 Pellentesque dignissim, augue ut dapibus consequat, metus est
 feugiat magna, sed porttitor lorem ante et massa. Nam non lectus
 nec elit cursus finibus. Sed consectetur neque mollis elit varius
 fermentum. Mauris vel magna sapien. Nunc quis libero
 nulla. Duis eu libero eros. Quisque imperdiet fringilla
 malesuada.

 Aenean facilisis est sed metus mollis tristique. Integer
 tincidunt tortor id lectus pulvinar lacinia. Suspendisse finibus
 enim sed mauris ullamcorper, vitae egestas orci lobortis. Donec id
 ullamcorper quam. Nulla consectetur interdum nisl, sed
 ultricies tellus eleifend ut. Aenean risus enim, accumsan et felis nec,
 consequat accumsan orci. Curabitur id porta felis. Curabitur
 faucibus turpis in purus ullamcorper, non efficitur velit tempus.
 Sed molestie neque in feugiat elementum.

Número de Maps y Reduces

- M tareas map y R tareas reduce
- Hacer $M + R$ mucho mayor que el número de PEs (*Processing Elements*) disponibles
 - Mejora la utilización del cluster

- M tareas map y R tareas reduce
- Hacer $M + R$ mucho mayor que el número de PEs (*Processing Elements*) disponibles
 - Mejora la utilización del cluster
- Habitualmente, M igual al número de splits de entrada
 - Mejora el balance de carga dinámico y acelera la recuperación cuando falla un *worker*

Número de Maps y Reduces

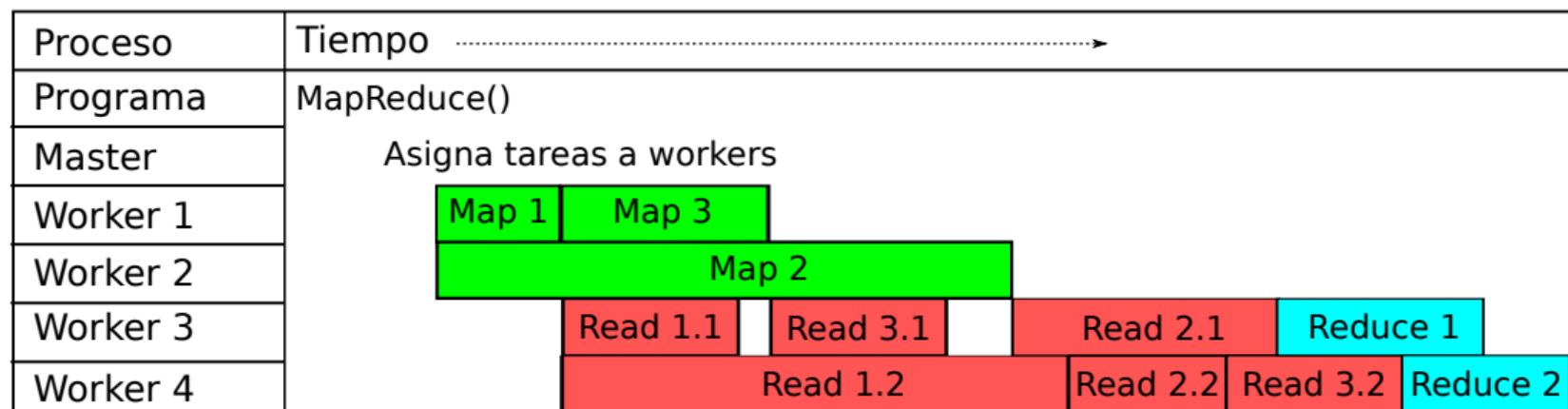
- M tareas map y R tareas reduce
- Hacer $M + R$ mucho mayor que el número de PEs (*Processing Elements*) disponibles
 - Mejora la utilización del cluster
- Habitualmente, M igual al número de splits de entrada
 - Mejora el balance de carga dinámico y acelera la recuperación cuando falla un *worker*
- R menor que M
 - Salida repartida en R ficheros
 - Valor ajustable por el usuario
 - Función del tipo de problema y los recursos disponibles (memoria, nº cores, ...)

Coordinación de las tareas

- El Master se encarga de coordinar las diferentes tareas
 - Estado de cada tarea: *idle*, *in-progress*, *completed*
 - Las tareas *idle* se planifican a medida que van quedando workers libres
- Cuando una tarea map acaba, le envía al Master la localización y tamaño de sus *R* ficheros intermedios, uno por tarea reduce
- El Master envía esta información a las tareas reduce

Solapamiento de tareas

- La fase de reduce no puede comenzar hasta que se complete la de map
- Se puede simultanear la ordenación/mezcla con la ejecución del map
 - Mejora el balance de carga dinámico



Tolerancia a fallos

- Mediante *heartbeats*, el Master detecta fallos en los workers

- Mediante *heartbeats*, el Master detecta fallos en los workers
- Si falla una tarea map o reduce
 - La tarea se reintenta en otro nodo
 - Correcto para los maps porque no tienen dependencias
 - Correcto para los reduces porque las salidas de los maps están en disco
 - Necesario que las tareas no tengan efectos colaterales (es decir, tanto los maps como los reduces sólo trabajan con los datos que se le pasan)
 - Si la misma tarea falla repetidamente, el trabajo MapReduce se aborta y se notifica al usuario (ajustable)

- Mediante *heartbeats*, el Master detecta fallos en los workers
- Si falla una tarea map o reduce
 - La tarea se reintenta en otro nodo
 - Correcto para los maps porque no tienen dependencias
 - Correcto para los reduces porque las salidas de los maps están en disco
 - Necesario que las tareas no tengan efectos colaterales (es decir, tanto los maps como los reduces sólo trabajan con los datos que se le pasan)
 - Si la misma tarea falla repetidamente, el trabajo MapReduce se aborta y se notifica al usuario (ajustable)
- Si falla un nodo completo
 - Relanzar sus tareas en curso en otros nodos
 - Reejecutar cualquier map que se hubiera ejecutado en el nodo
 - Necesario pues las salidas de los maps se perdieron

- Si una tarea no progresiona (*straggler* o *rezagada*)
 - Se lanza una segunda copia de la tarea en otro nodo (ejecución especulativa)
 - Se toma la salida de la tarea que acabe antes, y se mata a la otra
 - Situación bastante común en clusters grandes
 - Debidos a errores hardware, bugs software, fallos de configuración, etc.
 - Una tarea rezagada puede enlentecer de forma importante un trabajo

- Si una tarea no progresiona (*straggler* o *rezagada*)
 - Se lanza una segunda copia de la tarea en otro nodo (ejecución especulativa)
 - Se toma la salida de la tarea que acabe antes, y se mata a la otra
 - Situación bastante común en clusters grandes
 - Debidos a errores hardware, bugs software, fallos de configuración, etc.
 - Una tarea rezagada puede enlentecer de forma importante un trabajo
- Si falla el Master
 - Se intenta relanzar de nuevo
 - Las tareas en proceso o acabadas durante el reinicio, se relanzan
 - Si continua fallando, el trabajo se aborta y se le notifica al usuario

Optimizaciones

1 Definición y conceptos sobre Big Data

2 Modelo de procesamiento MapReduce

- Ejemplos de uso
- Características de la ejecución
- Optimizaciones

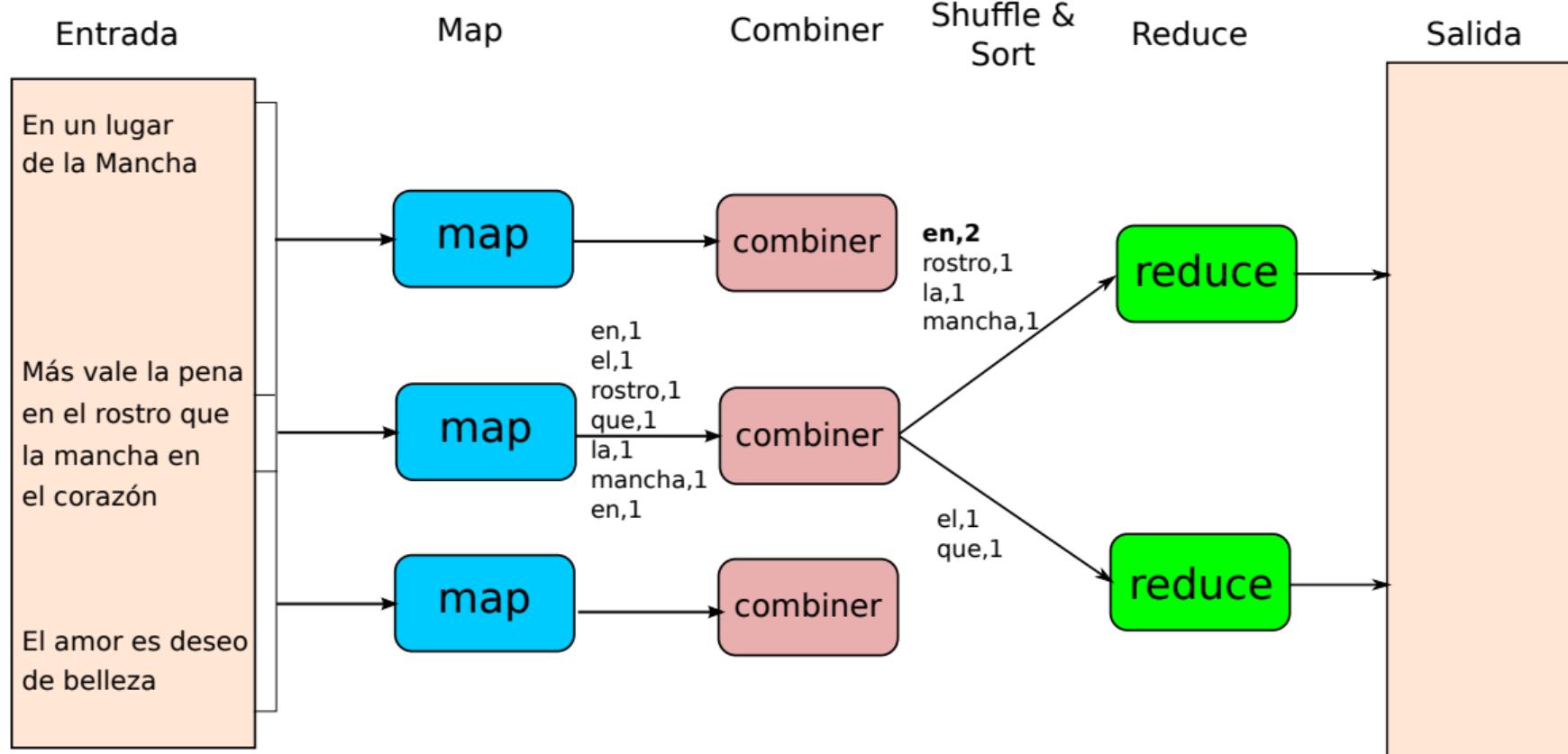
3 Ejemplos de implementaciones

- Un combinador (*Combiner*) es una función de agregación local para las claves repetidas de cada map
- Puede ahorrar ancho de banda al reducir el tamaño de los datos intermedios del map

$$\text{combiner}(K_2^m, \text{list}(V_2^m)) \rightarrow (K_3^m, \text{list}(V_3^m))$$

- Habitualmente, misma función que el reducer
- Se ejecuta en el mismo nodo que el map
- Solo puede utilizarse si la función reduce es commutativa y asociativa

Combinador



- El particionador (*shuffler*) por defecto es un hash de las claves:
 - $\text{hash}(K) \bmod R$
- Garantiza:
 - Claves iguales van al mismo reducer
 - Carga de los reducers relativamente bien balanceada (en muchos casos)
- Hay situaciones en las que puede interesar cambiarlo:
 - Ejemplo: $\text{hash}(\text{hostame}(URL)) \bmod R$
 - Todas las URLs de cada host se juntan en el mismo fichero de salida

3. Ejemplos de implementaciones

Implementaciones opensource y en la nube

- Hadoop: Implementación open source de MapReduce
- Amazon Elastic MapReduce: ejecución simple de Apache Hadoop, Spark, HBase, Hive, y otras aplicaciones Big Data
- Microsoft Azure HDInsight: servicio en la nube totalmente administrado para el procesamiento Big Data
- Google Cloud Dataproc: Apache Hadoop y Apache Spark nativos en la nube

Conclusiones

- El modelo de programación MapReduce oculta la complejidad de la distribución del trabajo y la tolerancia a fallos
- Principales aspectos de diseño:
 - Altamente escalable, maneja los fallos hardware
 - Reduce los costes del hardware, programación y administración
- No es adecuado para todos los problemas, pero cuando funciona puede ahorrar mucho tiempo
- Muy apropiado para la ejecución en la nube