



UNIVERSIDAD
DE GRANADA



Cloud Computing: Servicios y Aplicaciones



UNIVERSIDAD
DE GRANADA



T6. Big Data (en Cloud Computing)

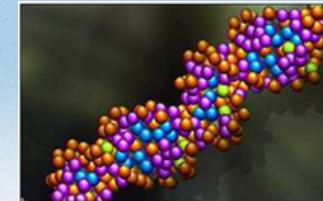
Contenido

- BigData
- MapReduce
- Hadoop
- HDFS y procesamiento
- Spark

Muchos datos

Nuestro mundo gira en torno a los datos

- Ciencia
 - Bases de datos de astronomía, genómica, datos medio-ambientales, datos de transporte, ...
- Ciencias Sociales y Humanidades
 - Libros escaneados, documentos históricos, datos sociales, ...
- Negocio y Comercio
 - Ventas de corporaciones, transacciones de mercados, censos, tráfico de aerolíneas, ...
- Entretenimiento y Ocio
 - Imágenes en internet, películas, ficheros MP3, ...
- Medicina
 - Datos de pacientes, datos de escaner, radiografías ...
- Industria, Energía, ...
 - Sensores, ...



Big Data

ELMUNDO.es

Líder mundial en español | Miércoles 04/09/2013. Actualizado 16:27h.

Alex 'Sandy' Pentland, director del programa de emprendedores del 'Media Lab' del Massachusetts Institute of Technology (MIT)

INTERNET | Campus Party Europa 2013

'Es la década de los datos y de ahí vendrá la revolución'



Considerado por 'Forbes' como uno de los siete científicos de datos más influyentes del mundo



¿Qué es Big Data?

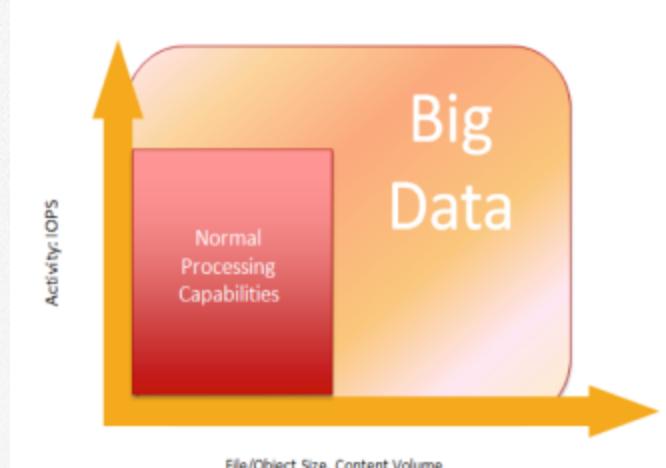
No hay una definición estándar



Big data es una colección de datos grande, complejos, **muy difícil de procesar a través de herramientas de gestión y procesamiento de datos tradicionales**



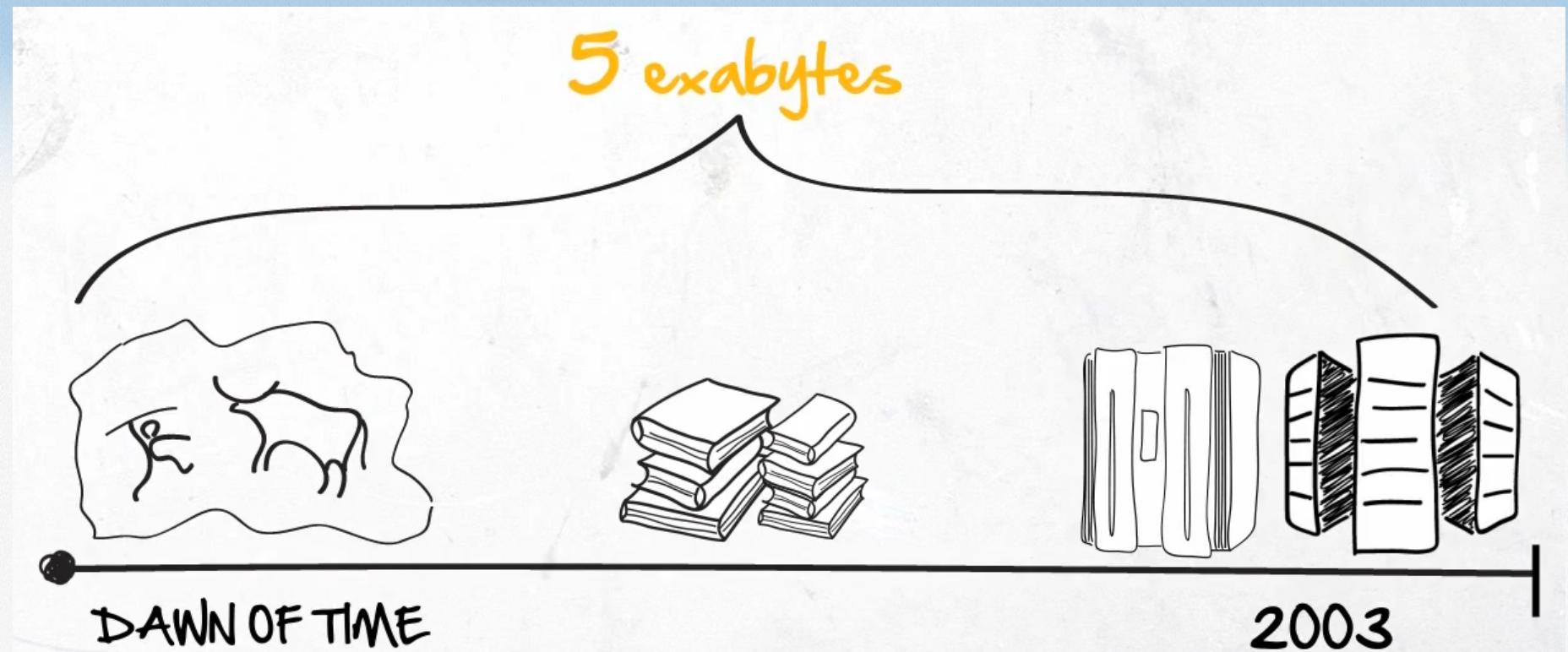
“*Big Data*” son datos cuyo volumen, diversidad y complejidad requieren nueva arquitectura, técnicas, algoritmos y análisis para gestionar y extraer valor y conocimiento oculto en ellos ...



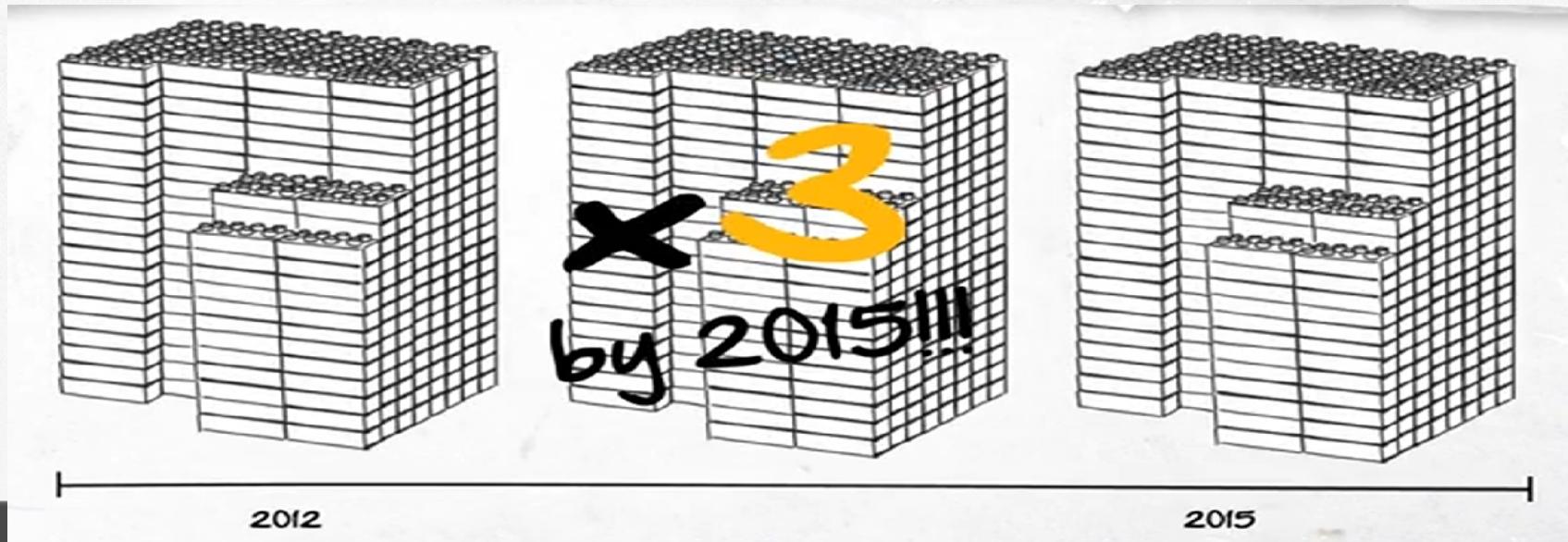
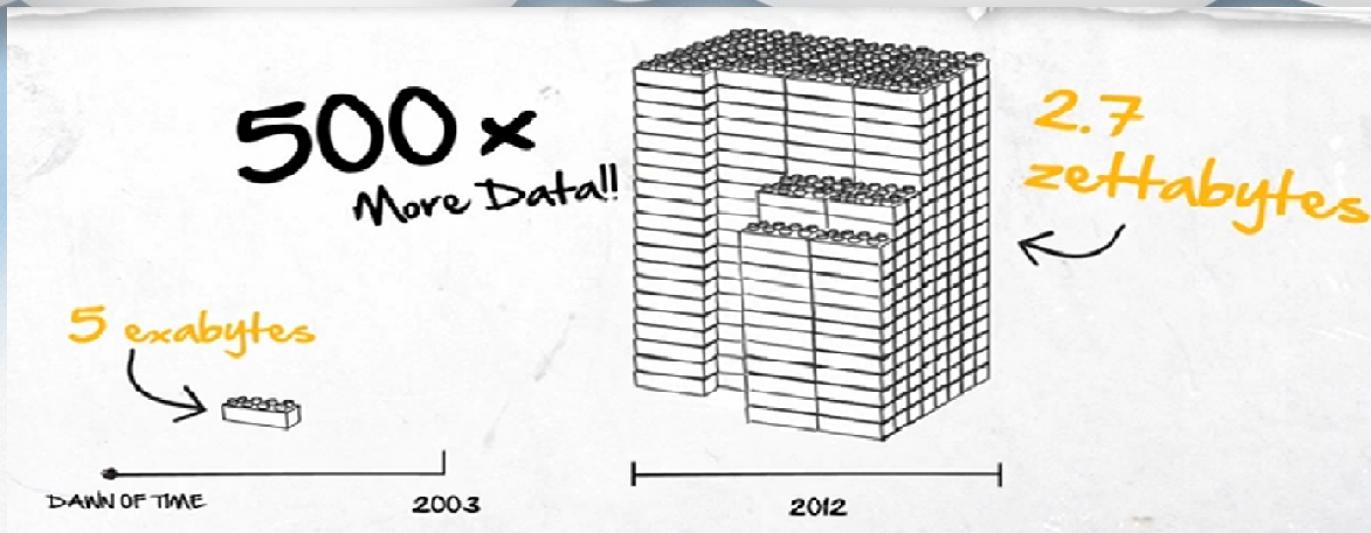
Algunas definiciones ...

- “Big Data is the next generation of data warehousing and business analytics and is poised to deliver top line revenues cost efficientley for enterprises”
- “Big Data exceeds the reach of commonly used hardware environments and software tools to capture, manage, and process it within a tolerable elapse time for its user population”
- “Disciplina que se ocupa de todas las actividades relacionadas con los sistemas que manejan **grandes** conjuntos de datos, principalmente, almacenamiento, búsqueda, compartición, análisis y visualización”

¿Qué es Big Data?

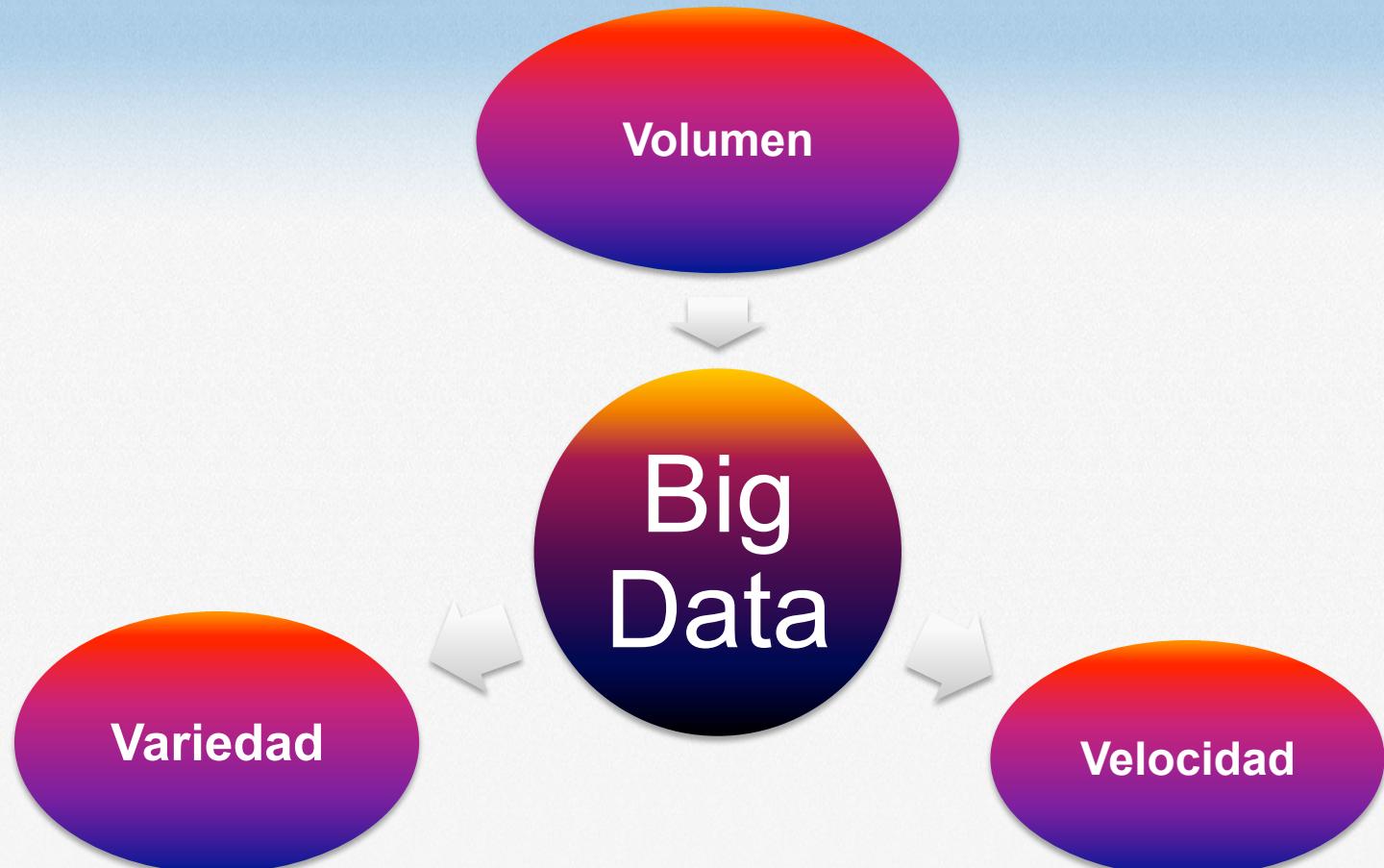


¿Qué es Big Data?



¿Qué es Big Data?

Las 3 V's de Big Data



¿Qué es Big Data? 3 V's de Big Data

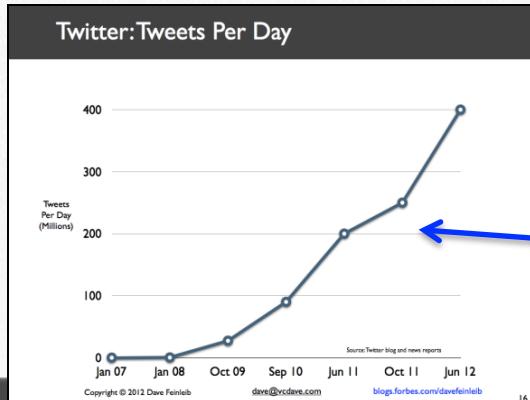
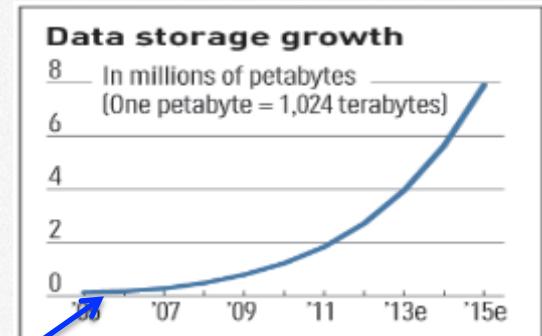
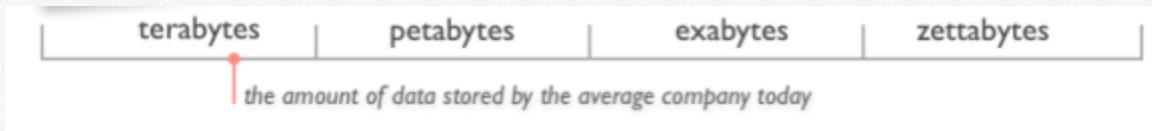
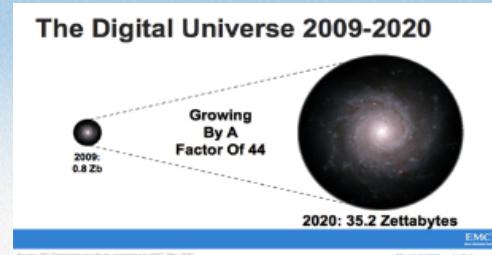


¿Qué es Big Data? 3 V's de Big Data

1^a:Volumen

El volumen de datos crece exponencialmente

- Crecimiento x 44 de 2009 a 2020
- De 0.8 zettabytes a 35ZB



Crecimiento exponencial en los datos generados/almacenados

Unidades de información

Kilobyte = $10^3 = 1,000$

Megabyte = $10^6 = 1,000,000$

Gigabyte = $10^9 = 1,000,000,000$

Terabyte = $10^{12} = 1,000,000,000,000$

Petabyte = $10^{15} = 1,000,000,000,000,000$

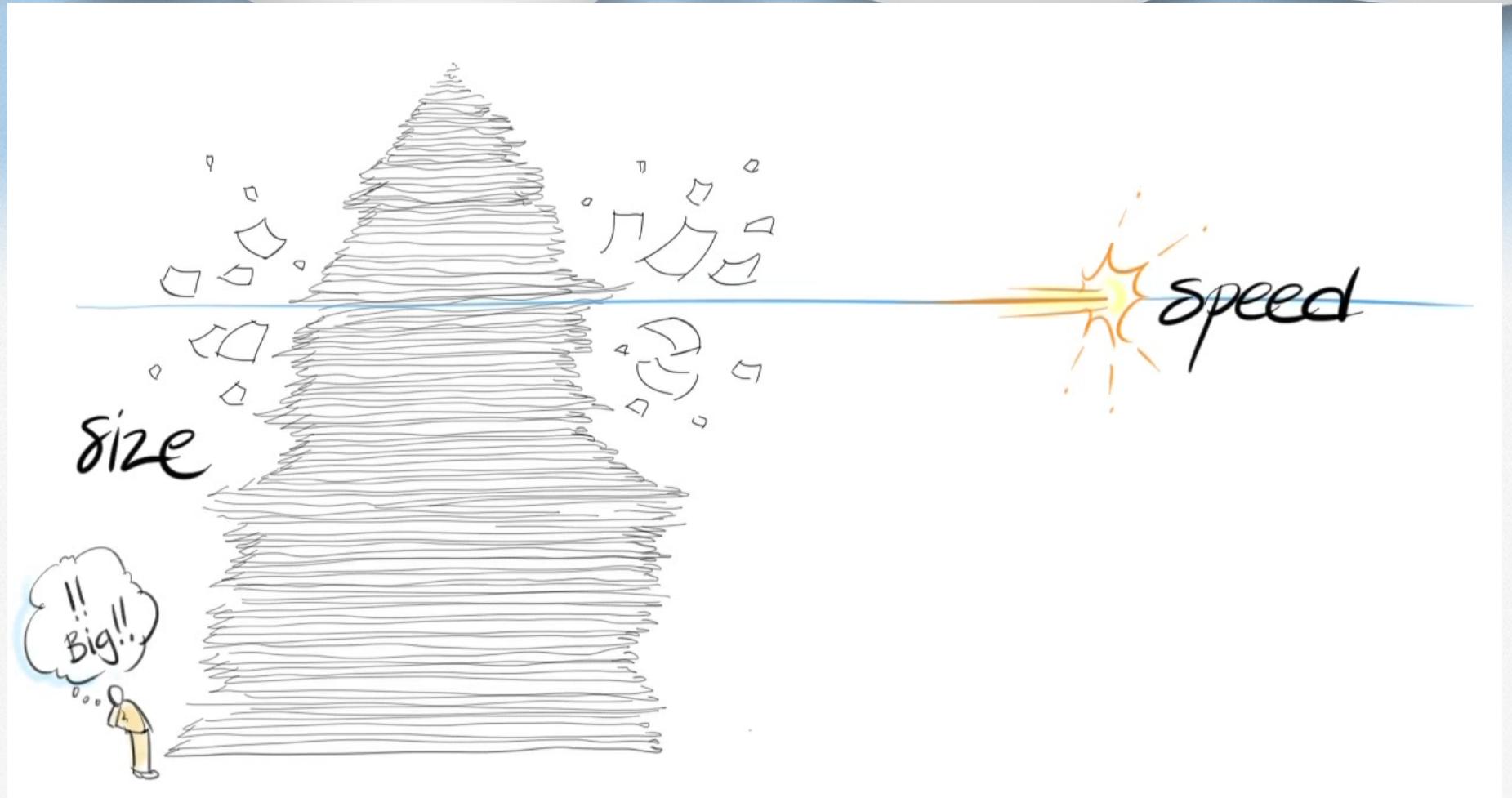
Exabyte = $10^{18} =$

$1,000,000,000,000,000,000$

Zettabyte = 10^{21}

Yottabyte = 10^{24}

¿Qué es Big Data? 3 V's de Big Data



¿Qué es Big Data? 3 V's de Big Data

2^a:Velocidad

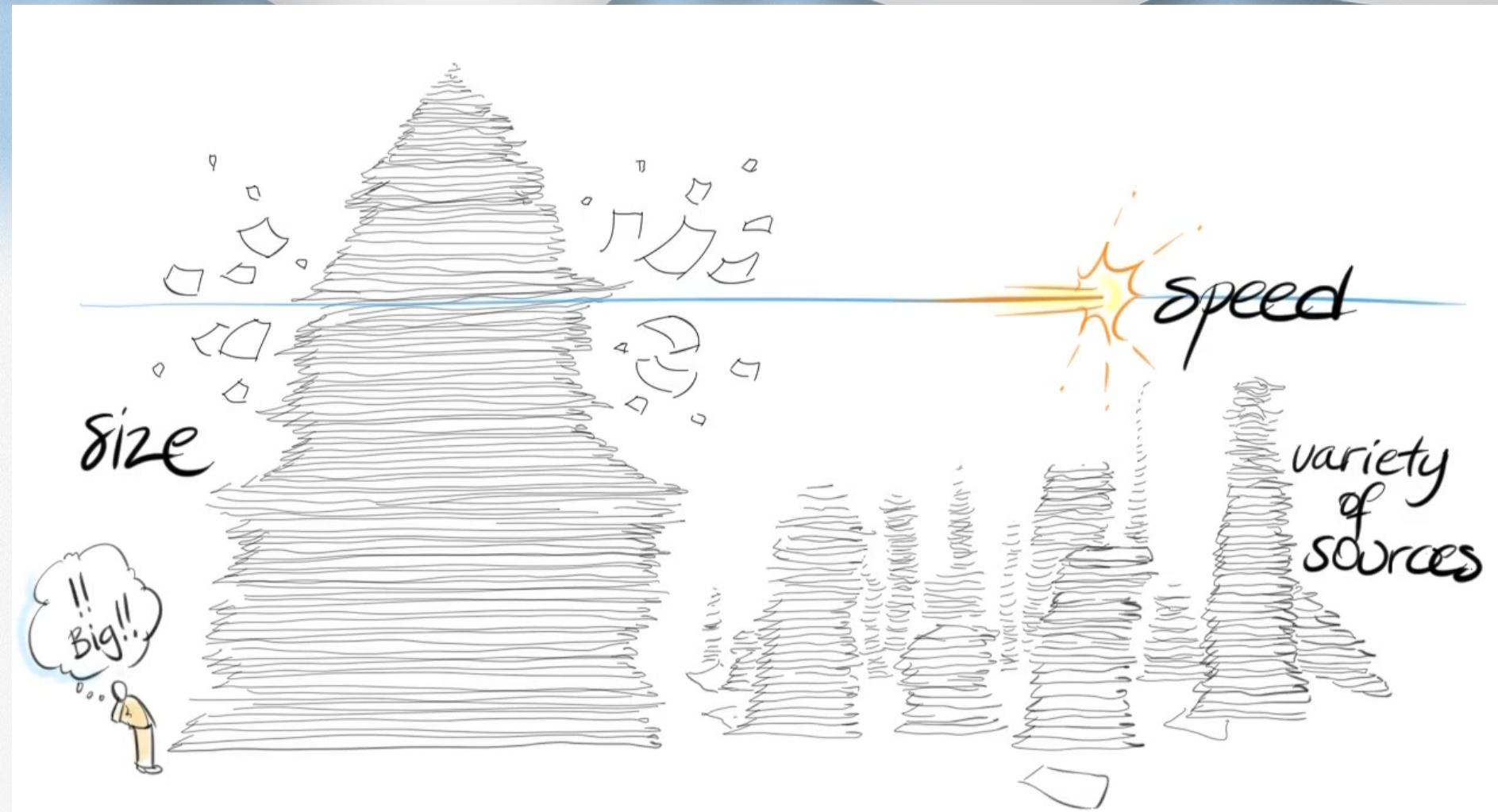
- Los DATOS se generan muy rápido y necesitan ser procesados rápidamente
- Online Data Analytics
- Decisiones tardías → oportunidades perdidas



Ejemplos:

- Promociones-e: Basadas en la posición actual e historial de compra → envío de promociones en el momento de comercios cercanos a la posición
- Monitorización/vigilancia sanitaria: Monitorización sensorial de las actividades del cuerpo → cualquier medida anormal requiere una reacción inmediata

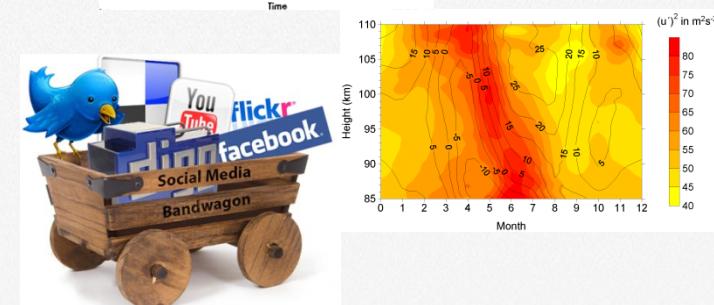
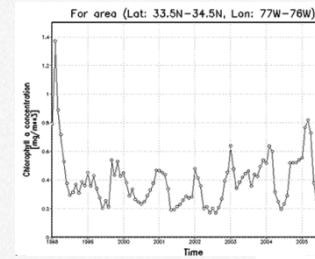
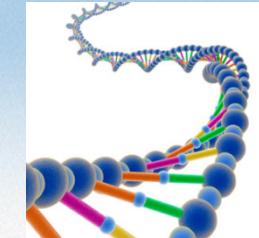
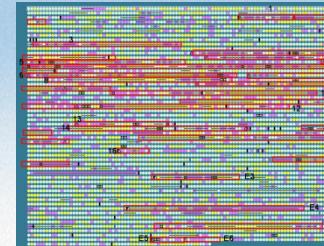
¿Qué es Big Data? 3 V's de Big Data



¿Qué es Big Data? 3 V's de Big Data

3^a:Variedad

- Varios formatos y estructuras:
Texto, numéricos, imágenes, audio,
video, secuencias, series temporales
...
- Una sola aplicación puede generar
muchos tipos de datos



Extracción de conocimiento → Todos estos tipos de datos necesitan ser analizados conjuntamente

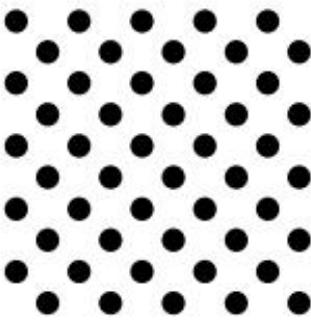


¿Qué es Big Data?

4^a V → Veracidad

4^aV
↓ Veracidad

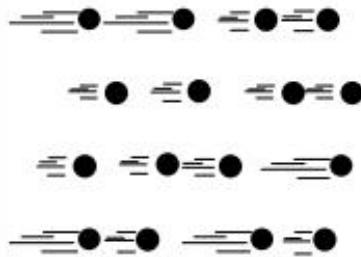
Volume



Data at Rest

Terabytes to exabytes of existing data to process

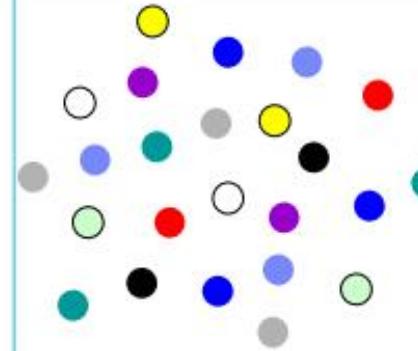
Velocity



Data in Motion

Streaming data, milliseconds to seconds to respond

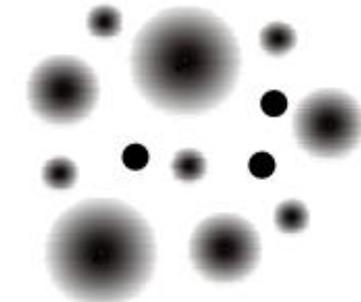
Variety



Data in Many Forms

Structured, unstructured, text, multimedia

Veracity*



Data in Doubt

Uncertainty due to data inconsistency & incompleteness, ambiguities, latency, deception, model approximations

¿Qué es Big Data?

5^a V's → Valor

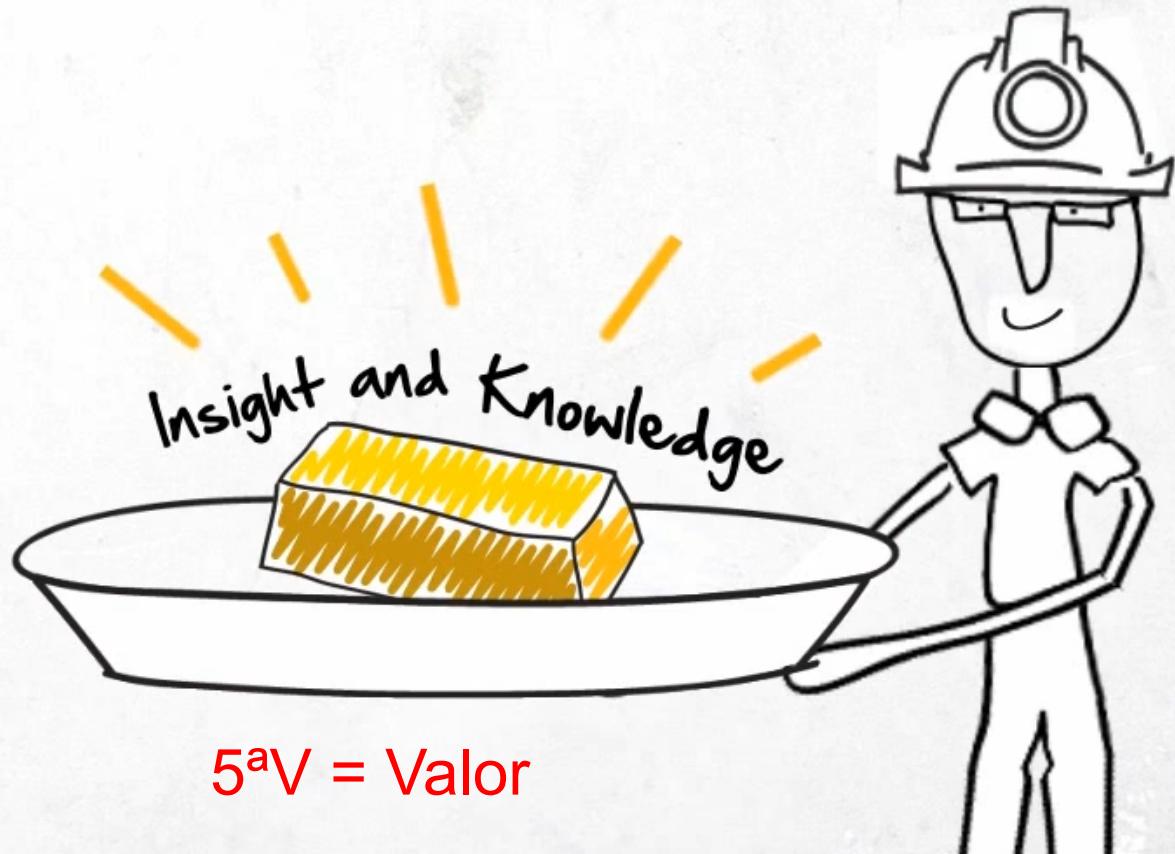
Aproximaciones
y tecnologías
innovativas



hadoop



Apache
Spark
Lightning-Fast Cluster Computing

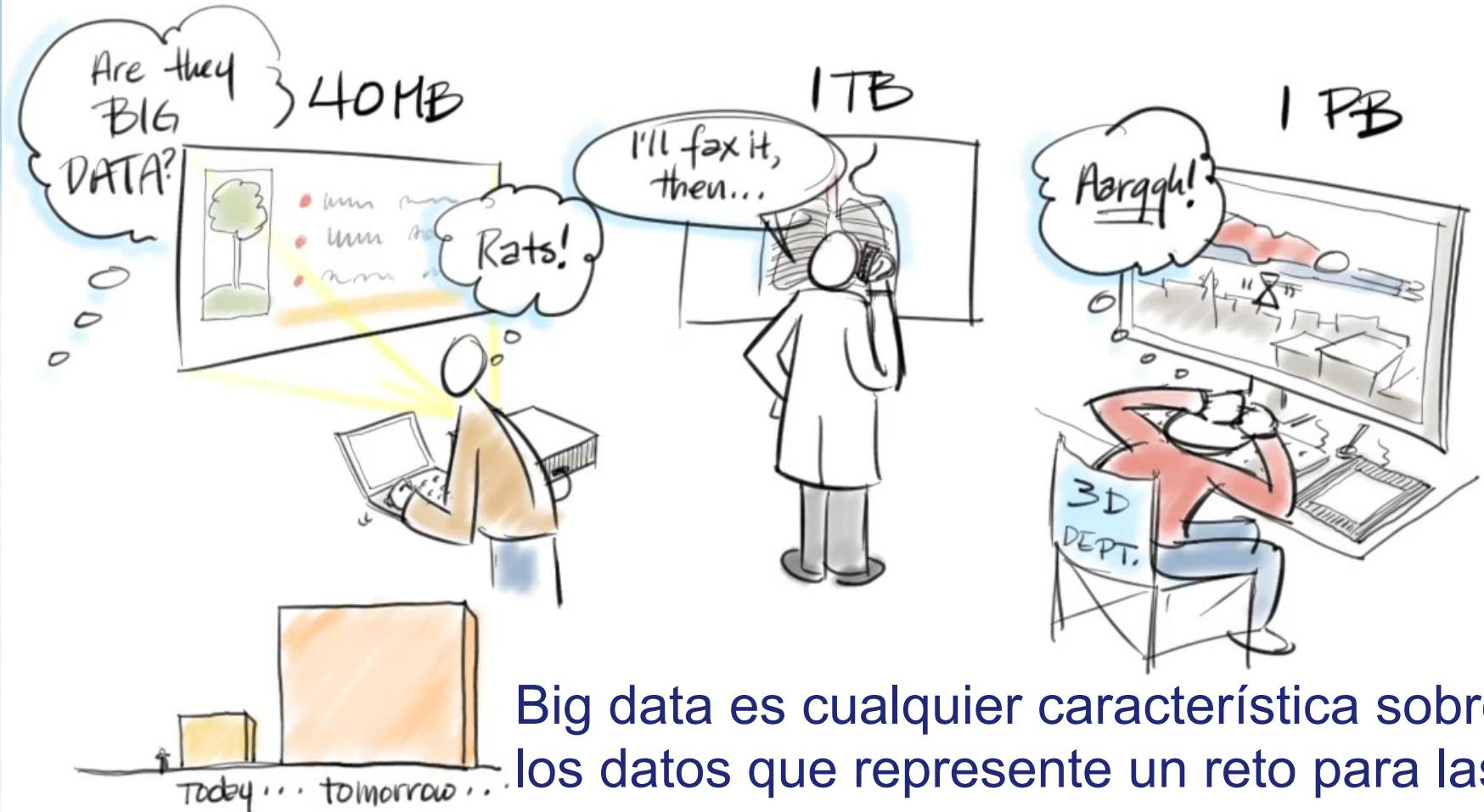


¿Qué es Big Data?

Las 8 V's de Big Data



¿Qué es Big Data?



Big data es cualquier característica sobre los datos que represente un reto para las capacidades de un sistema.

¿Qué es Big Data?



Big data incluye datos estructurados,
semi-estructurados y no estructurados

¿Qué es Big Data?

¿Quién genera Big Data?



Redes sociales y multimedia
(todos generamos datos)



Instrumentos científicos
(colección de toda clase de datos)



Dispositivos móviles
(seguimiento de objetos)



Redes de sensores
(se miden toda clase de datos)

El progreso y la innovación ya no se ven obstaculizados por la capacidad de recopilar datos, sino por la capacidad de gestionar, analizar, sintetizar, visualizar, y descubrir el conocimiento de los datos recopilados de manera oportuna y en una forma escalable

Tipos de datos

Big Data Types

Web and Social Media

- Clickstream Data
- Twitter Feeds
- Facebook Postings
- Web Content

Biometrics

- Facial Recognition
- Genetics

Machine-to-Machine

- Utility Smart Meter Readings
- RFID Readings
- Oil Rig Sensor Readings
- GPS Signals

Human Generated

- Call Center Voice Recordings
- Email
- Electronic Medical Records

Big Transaction Data

- Healthcare Claims
- Telecommunications Call Detail Records
- Utility Billing Records

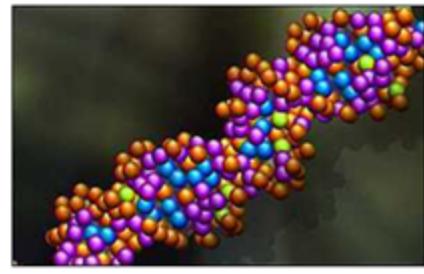
Big Data. Aplicaciones

Astronomía



- Astronomical sky surveys
- 120 Gigabytes/week
- 6.5 Terabytes/year

Genómica



- 25,000 genes in human genome
- 3 billion bases
- 3 Gigabytes of genetic data

Telefonía



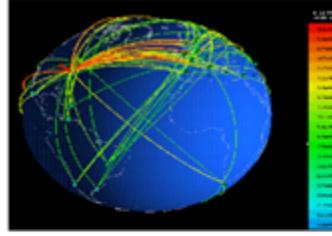
- 250M calls/day
- 60G calls/year
- 40 bytes/call
- 2.5 Terabytes/year

Transacciones de tarjetas de crédito



- 47.5 billion transactions in 2005 worldwide
- 115 Terabytes of data transmitted to VisaNet data processing center in 2004

Tráfico en Internet



Traffic in a typical router:

- 42 kB/second
- 3.5 Gigabytes/day
- 1.3 Terabytes/year

Procesamiento de información WEB



- 251
- 10k
- 250
- "De tim"

Ejemplo

Evolutionary Computation for Big Data and Big Learning Workshop

Big Data Competition 2014: Self-deployment track

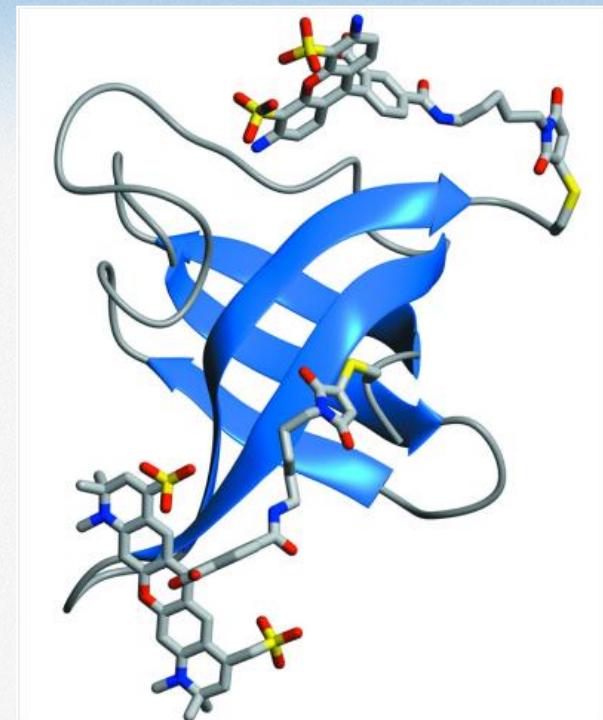
Objective: Contact map prediction

Details:

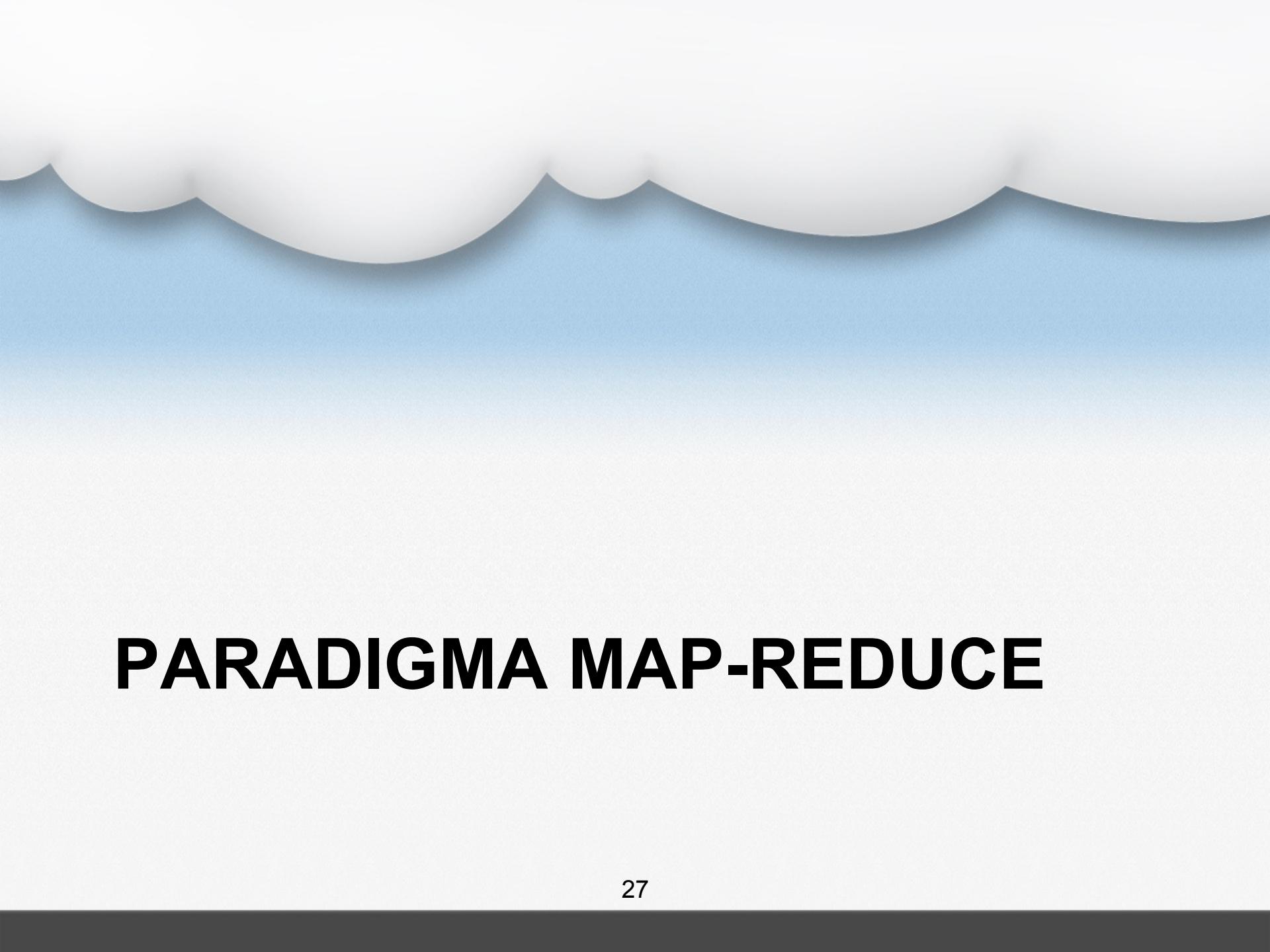
- 32 million instances
- 631 attributes (**539 real & 92 nominal values**)
- 2 classes
- 98% of negative examples
- About 56.7GB of disk space

Evaluation:

True positive rate · True negative rate
TPR · TNR



<http://cruncher.ncl.ac.uk/bdcomp/index.pl?action=data>



PARADIGMA MAP-REDUCE

MapReduce

- Modelo de programación (acuñado por Google, en 2004) para dar soporte a la computación paralela de grandes conjuntos de datos sobre clusters de ordenadores
- Modelo sencillo, pero no aplicable a todo tipo de problemas

MapReduce

- **Problema:** Escalabilidad de grandes cantidades de datos
- **Ejemplo:**
 - Exploración 100 TB en 1 nodo @ 50 MB/sec = 23 días
 - Exploración en un clúster de 1000 nodos = 33 minutos
- **Solución → Divide-Y-Vencerás**



Una sola máquina no puede gestionar grandes volúmenes de datos de manera eficiente

MapReduce

- Escalabilidad de grandes cantidades de datos
 - Exploración 100 TB en 1 nodo @ 50 MB/sec = 23 días
 - Exploración en un clúster de 1000 nodos = 33 minutos

Solución → Divide-Y-Vencerás

¿Qué ocurre cuando el tamaño de los datos aumenta y los requisitos de tiempo se mantienen?

Hace unos años: Había que aumentar los recursos de hardware (número de nodos). Esto tiene limitaciones de espacio, costes, ...

Google 2004: Paradigma **MapReduce**

MapReduce

- Escalabilidad de grandes cantidades de datos
 - Exploración 100 TB en 1 nodo @ 50 MB/sec = 23 días
 - Exploración en un clúster de 1000 nodos = 33 minutos

Solución → Divide-Y-Vencerás

MapReduce

- Modelo de programación de datos paralela
- Concepto simple, elegante, extensible para múltiples aplicaciones
- **Creado por Google (2004)**
 - Procesa 20 PB de datos por día (2004)
- **Popularizado por el proyecto de código abierto Hadoop**
 - Usado por [Yahoo!](#), [Facebook](#), [Amazon](#), ...

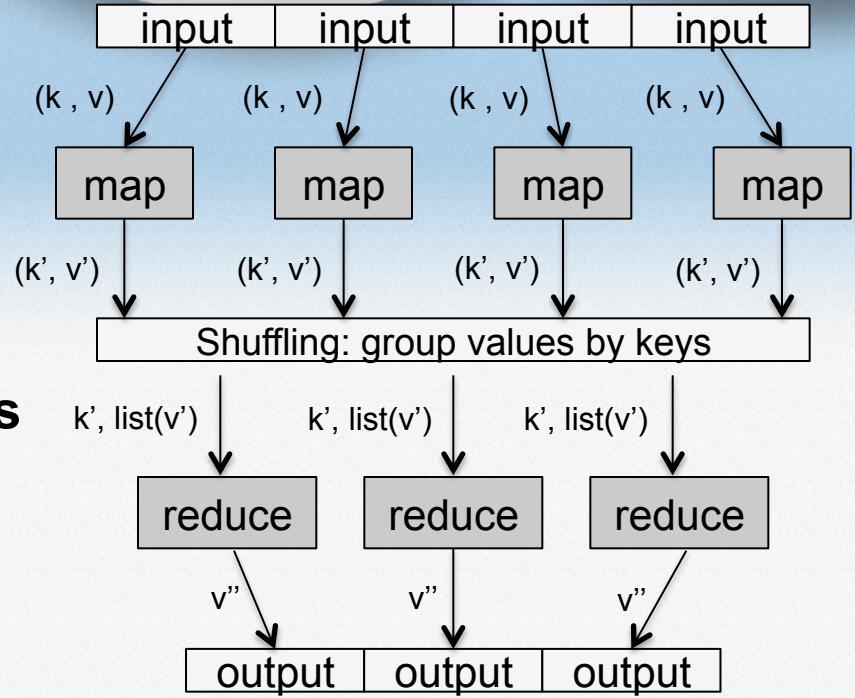
RDBMS vs MapReduce

	Traditional RDBMS	MapReduce
Data Size	Gigabytes (<i>Terabytes</i>)	Petabytes (<i>Hexabytes</i>)
Access	Interactive and Batch	Batch
Updates	Read / Write many times	Write once, Read many times
Structure	Static Schema	Dynamic Schema
Integrity	High (ACID)	Low
Scaling	Nonlinear	Linear



MapReduce

- MapReduce es el entorno más popular para Big Data
- Basado en la estructura {clave,valor}
- Dos operaciones:
 1. **Función Map : Procesa bloques de información**
 2. **Función Reduce : Fusiona los resultados previous de acuerdo a su clave.**
- + Una etapa intermedia de agrupamiento por clave (**Shuffling**)



map $(k, v) \rightarrow \text{list } (k', v')$
reduce $(k', \text{list}(v')) \rightarrow v''$

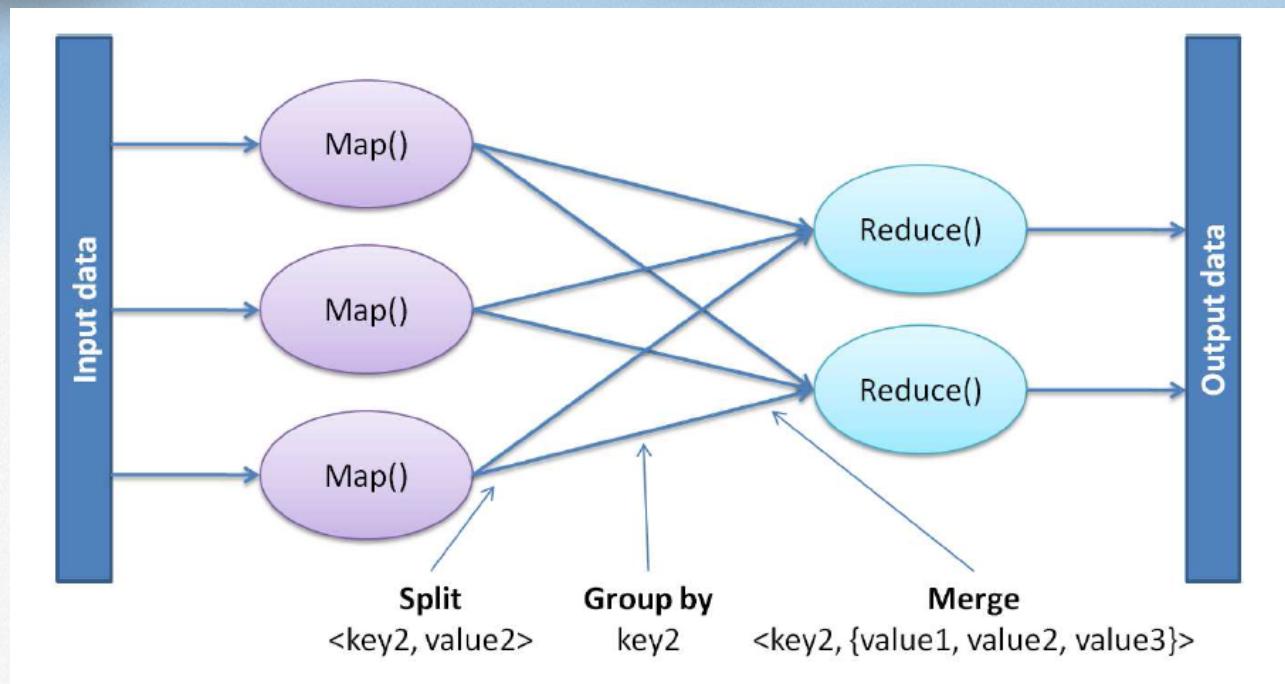


MapReduce

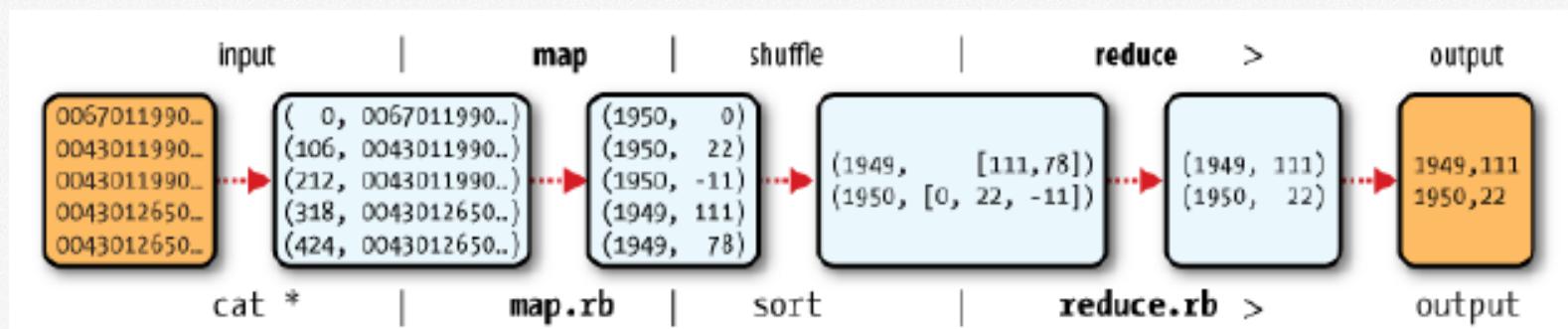
Flujo de datos MapReduce

map $(k, v) \rightarrow$
 $\text{list}(k', v')$

reduce
 $(k', \text{list}(v')) \rightarrow v''$



- Análisis de datos meteorológicos (NCDC)
- Datos en líneas ASCII
- ¿Temperatura más alta registrada cada año?



MapReduce

Características

- **Paralelización automática:**

- Dependiendo del tamaño de ENTRADA DE DATOS → se crean múltiples tareas MAP
- Dependiendo del número de valores intermedios <clave, valor> particiones → se crean tareas REDUCE

- **Escalabilidad:**

- Funciona sobre cualquier cluster de nodos/procesadores
- Puede trabajar desde 2 a 10.000 máquinas

- **Transparencia programación**

- Manejo de los fallos de la máquina
- Gestión de comunicación entre máquinas



MapReduce

Características

- **Tiempo de ejecución:**

- Partición de datos
- Programación de la tarea
- Manejo de los fallos de la máquina
- Gestión de comunicación entre máquinas

MapReduce

¿Número de Maps?

El número de Maps es independiente del número de nodos disponibles.
Va a estar asociado al tamaño y características del problema.

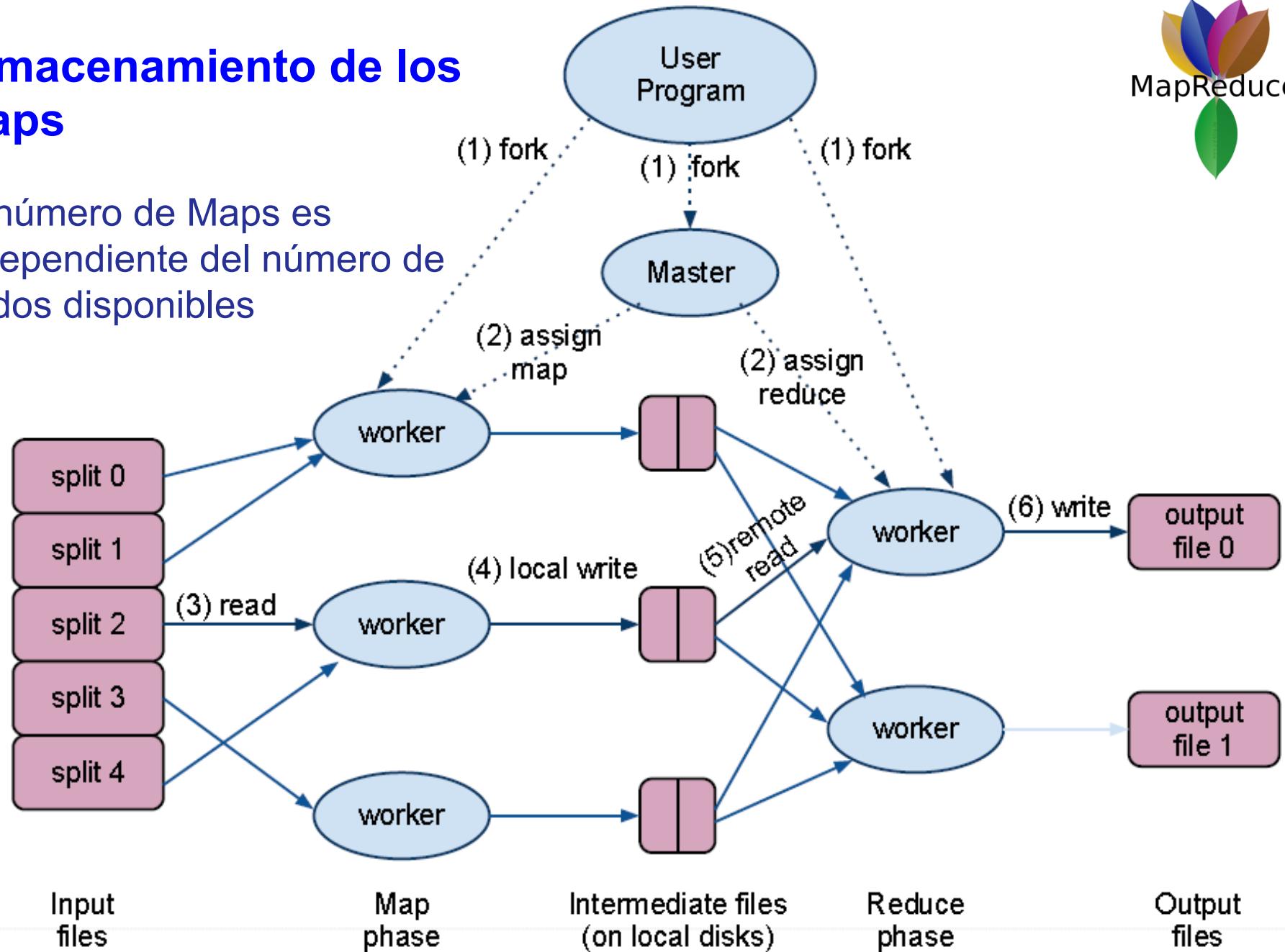


VS



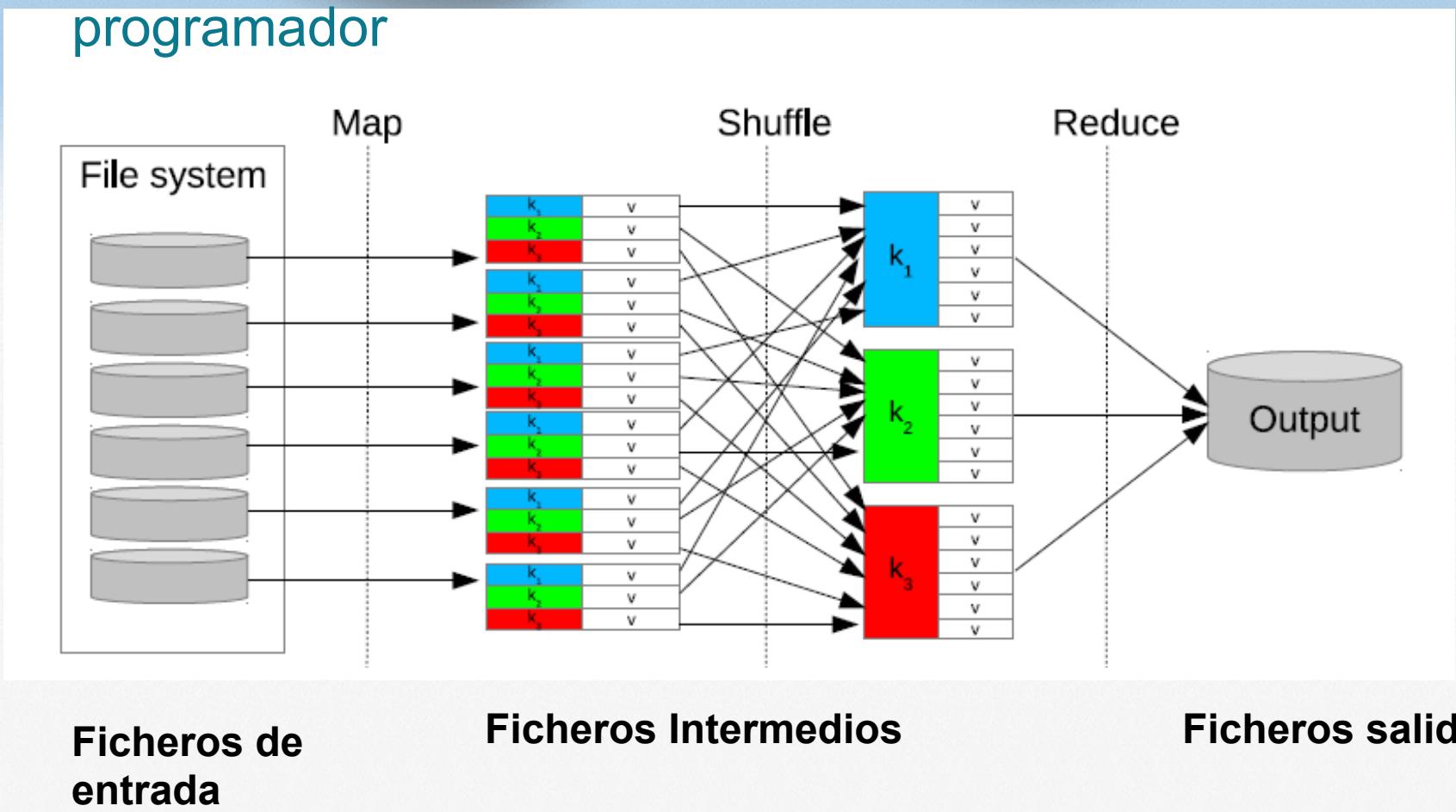
Almacenamiento de los Maps

El número de Maps es independiente del número de nodos disponibles



MapReduce

Flujo de datos en MapReduce, transparente para el programador



Ficheros de
entrada

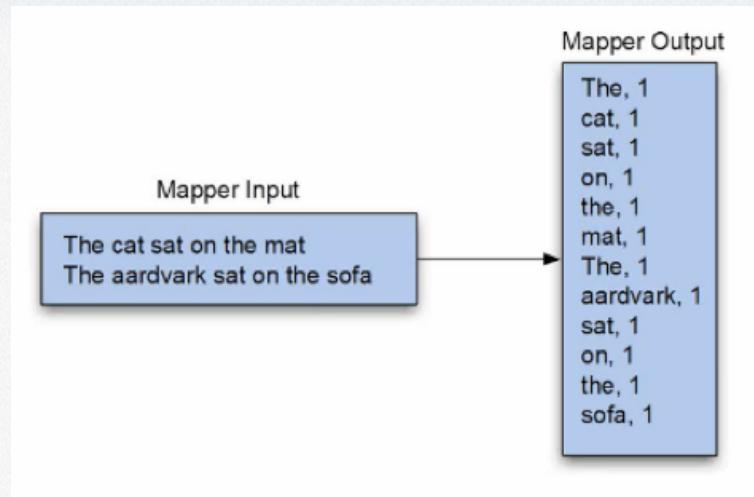
Ficheros Intermedios

Ficheros salida

MapReduce

Aspectos a analizar:

Proceso map: Puede crear conjuntos de datos muy pequeños, lo cual puede ser un inconveniente para algunos problemas.

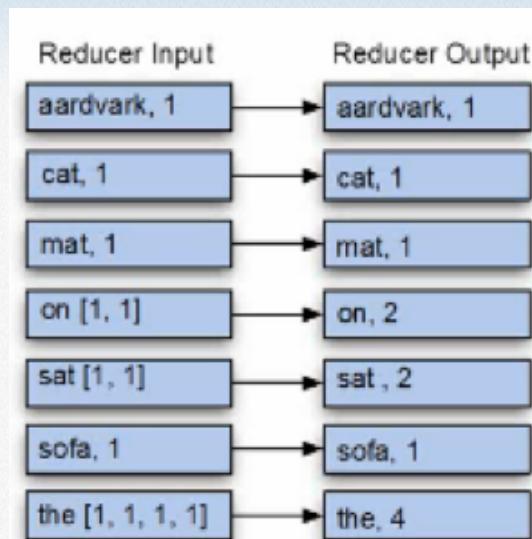


Ejemplo: Problemas de Clasificación. Nos podríamos encontrar con el problema de falta de densidad de datos y de clases con muy pocos datos (clasificación no balanceada).

MapReduce

Aspectos a analizar:

Proceso reduce: Debe combinar las soluciones de todos los modelos/procesos intermedios



Esta es la fase más creativa porque hay que conseguir crear un modelo global de calidad asociado al problema que se desea resolver a partir de los modelos intermedios.



MapReduce

Resumiendo:

- **Ventaja frente a los modelos distribuidos clásicos:**
El modelo de programación paralela de datos de MapReduce oculta la complejidad de la distribución y tolerancia a fallos
- **Claves de su filosofía:** Es
 - **escalable:** se olvidan los problemas de hardware
 - **más barato:** se ahorran costes en hardware, programación y administración
- **MapReduce no es adecuado para todos los problemas, pero cuando funciona, puede ahorrar mucho tiempo**

MapReduce

Limitaciones

“If all you have is a hammer, then everything looks like a nail.”

MAPREDUCE
IS GOOD
ENOUGH?



Los siguientes tipos de algoritmos son ejemplos en los que MapReduce no funciona bien:

Iterative Graph Algorithms: PageRank, ...
Gradient Descent
Expectation Maximization

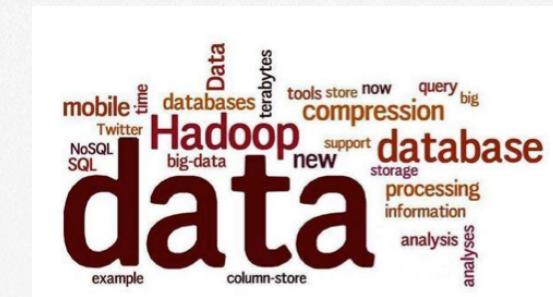


HADOOP

Hadoop



Hadoop es una implementación de código abierto del paradigma computacional MapReduce



Almacenamiento y procesamiento

- Consta de dos servicios principales:
 - **Almacenamiento:** HDFS.
 - **Procesamiento:** MapReduce.



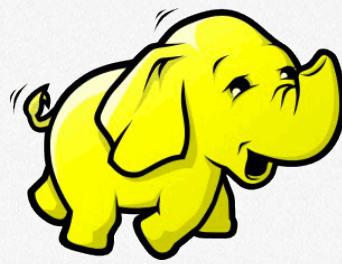
- Aporta una serie de ventajas:
 - **Bajo coste:** clústeres baratos / cloud.
 - **Facilidad de uso.**
 - **Tolerancia a fallos.**

Hadoop



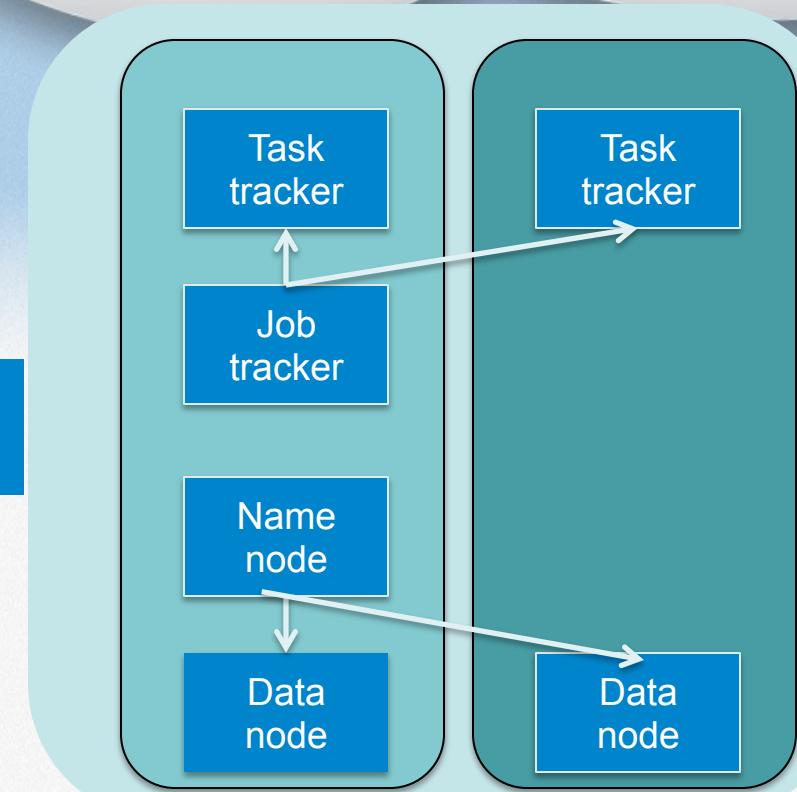
Escrito en java e inspirado en:

- MapReduce
- Google Distributed File System



Map Reduce
Layer

HDFS
Layer



Creado por **Doug Cutting** (chairman of board of directors of the Apache Software Foundation, 2010)





Hadoop

<http://sortbenchmark.org/>

Primer hito de Hadoop: July 2008 - Hadoop Wins Terabyte Sort Benchmark

Uno de los grupos de Yahoo Hadoop ordenó 1 terabyte de datos en 209 segundos, superando el récord anterior de 297 segundos en la competición anual de ordenación de un terabyte (Daytona). Esta es la primera vez que un programa en Java de código abierto ganó la competición.

	2008, 3.48 minutes	Hadoop 910 nodes x (4 dual-core processors, 4 disks, 8 GB memory) Owen OMalley, Yahoo
	2007, 4.95 min	TokuSampleSort tx2500 disk cluster 400 nodes x (2 processors, 6-disk RAID, 8 GB memory) Bradley C. Kuszmaul , MIT
Gray	2013, 1.42 TB/min	Daytona Hadoop 102.5 TB in 4,328 seconds 2100 nodes x (2 2.3Ghz hexcore Xeon E5-2630, 64 GB memory, 12x3TB disks) Thomas Graves Yahoo! Inc.

Hadoop



Bytes	Nodes	Maps	Reduces	Replication	Time
500,000,000,000	1406	8000	2600	1	59 seconds
1,000,000,000,000	1460	8000	2700	1	62 seconds
100,000,000,000,000	3452	190,000	10,000	2	173 minutes
1,000,000,000,000,000	3658	80,000	20,000	2	975 minutes

Yahoo's Hammer Cluster

- approximately 3800 nodes (in such a large cluster, nodes are always down)
- 2 quad core Xeons @ 2.5ghz per node
- 4 SATA disks per node
- 8G RAM per node (upgraded to 16GB before the petabyte sort)

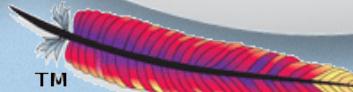
<http://developer.yahoo.com/blogs/hadoop/hadoop-sorts-petabyte-16-25-hours-terabyte-62-422.html>

Hadoop



<http://hadoop.apache.org/>

¿Qué es Apache Hadoop?



Apache™ Hadoop® es un proyecto que desarrolla software de código abierto fiable, escalable, para computación distribuida

Hadoop se puede ejecutar de tres formas distintas (configuraciones):

- 1. Modo Local / *Standalone*.** Se ejecuta en una única JVM (Java Virtual Machine). *Útil para depuración*
- 2. Modo Pseudo-distribuido** (simulando así un clúster o sistema distribuido de pequeña escala)
- 3. Distribuido (Clúster)**



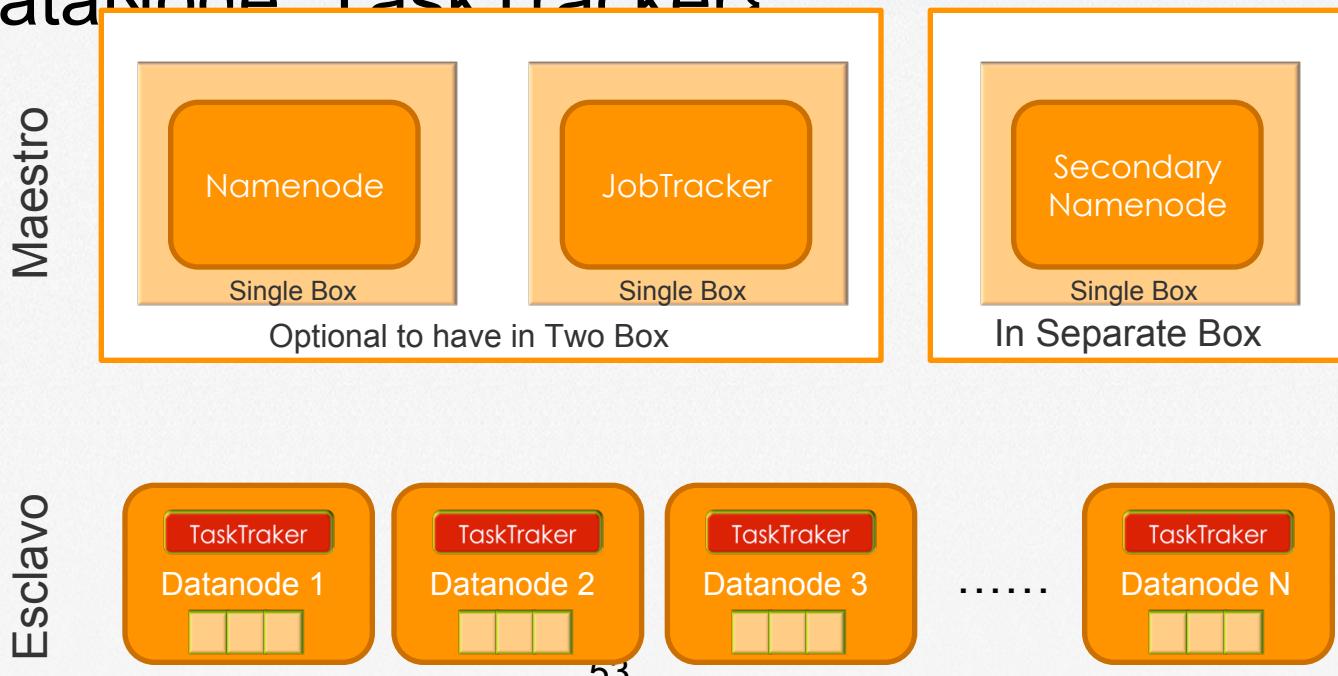
Funcionalidad de Hadoop

- Gestionar almacenamiento (HDFS) de entradas, pares intermedios y salidas
- Particionamiento de datos
- Transferencias
- Planificación y monitorización de procesos
- Entorno de ejecución distribuida con bajo conocimiento técnico

Arquitectura

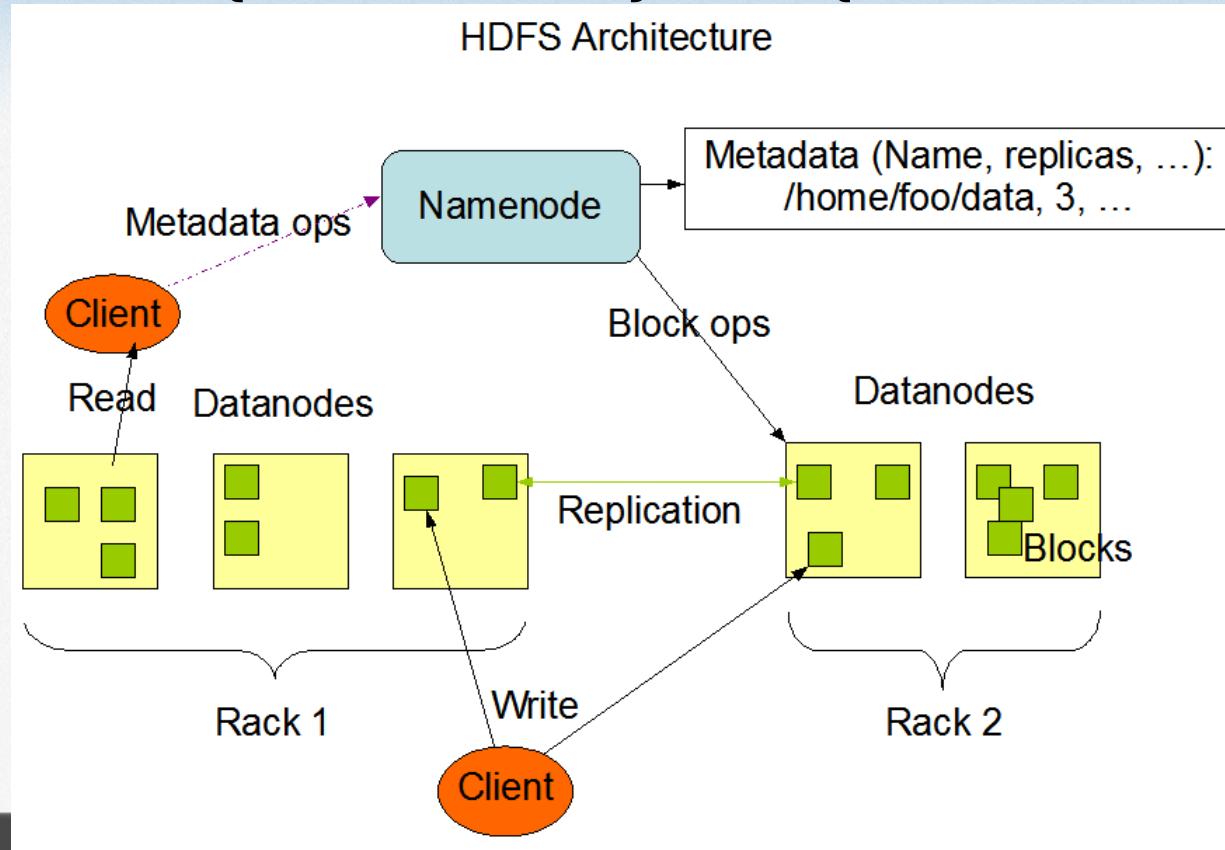
Maestro-Esclavo:

- **Maestro:** NameNode, JobTracker
- **Esclavo:** {DataNode, TaskTracker}, ..., {DataNode TaskTracker}



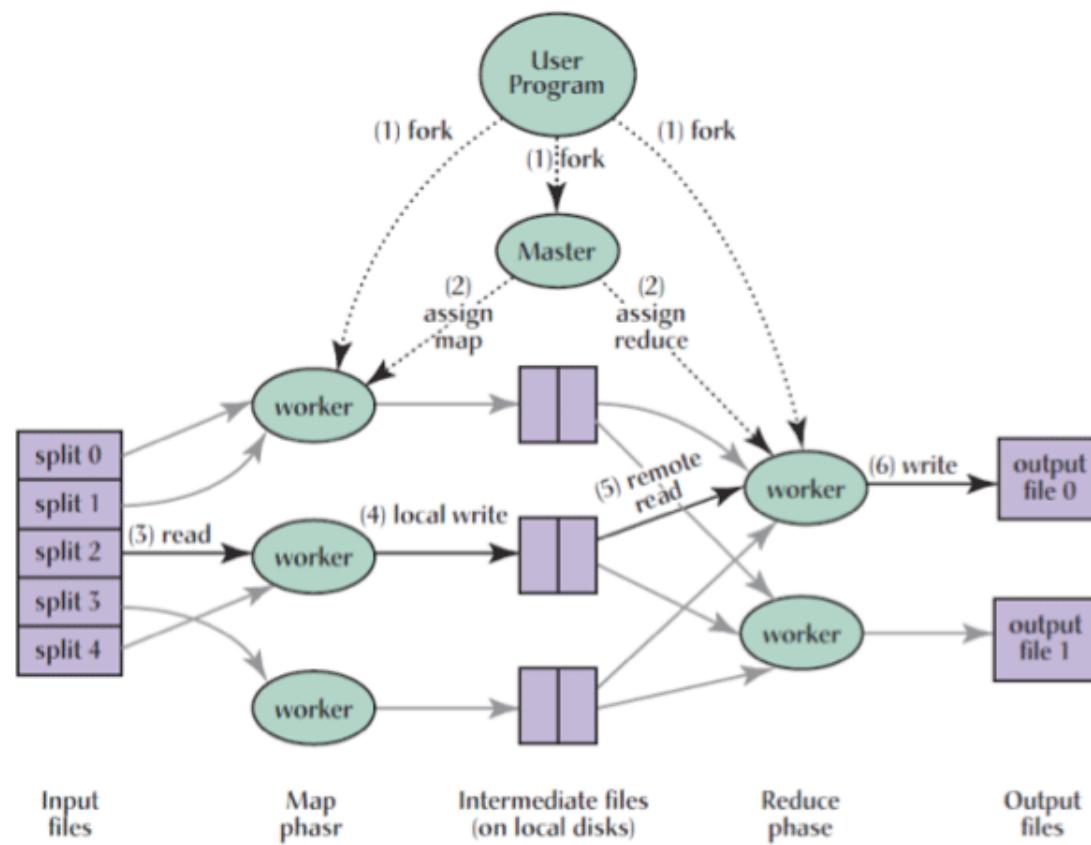
HDFS

- Maestro: NameNode
- Esclavo: {DataNode}, ..., {DataNode}



Procesamiento

- **Maestro** : JobTracker
- **Esclavo** : {tasktracker}.....



Tecnologías relacionadas con Hadoop

- **Hbase (la base de datos):** sistema de bases de datos NoSQL que corre sobre HDFS (inspirada en Google *BigTable*).
 **Hive (el data warehouse):** infraestructura de *data warehouse* construida sobre Hadoop.
- **Sqoop (la herramienta de ETL):** herramienta para transferencia eficiente de datos entre Hadoop y bases de datos relacionales.


Tecnologías relacionadas con Hadoop

- **ZooKeeper (la herramienta de sincronización)**: servicio centralizado de configuración, nombrado, sincronización distribuida y servicios de grupos para grandes sistemas distribuidos.



Avro (el sistema de serialización): una plataforma para codificar y homogeneizar los datos de forma que se puedan transmitir de forma óptima por la red.

- **Pig (el helper para analizar grandes volúmenes de datos)**: lenguaje de alto nivel (de flujo de datos) para facilitar la escritura de programas MapReduce.



Flume (el agregador de logs): capturar, analizar y monitorizar grandes ficheros de log.

Algunos usuarios de Hadoop

facebook.

IBM.

eBay

tuenti

The New York Times

twitter

Distribuciones

- Fuentes: <http://hadoop.apache.org/releases.html>
- Sistemas pre-configurados proporcionados por empresas. Las tres distribuciones más extendidas son:
 - **Cloudera** (www.cloudera.com): contribuidor activo al proyecto que proporciona una distribución comercial y no-comercial de Hadoop (CDH).
 - **MapR** (www.mapr.com).
 - **Hortonworks** (www.hortonworks.com).

Cada proveedor ofrece imágenes de VM con Hortonworks



Hadoop ya instalado.

HDFS: ventajas e inconvenientes

- Hadoop puede acceder a diferentes tipos de sistemas de ficheros (local, HDFS, KFS, ...). No obstante se recomienda el uso de HDFS.
- Entre sus **ventajas** destacan:
 - Diseñado para almacenar ficheros muy grandes en *commodity hardware*.
 - Elevado ancho de banda.
 - Fiabilidad mediante replicación.
- También tiene algunos ⁶⁰ **inconvenientes**:

Interfaces

HDFS cuenta con tres interfaces:

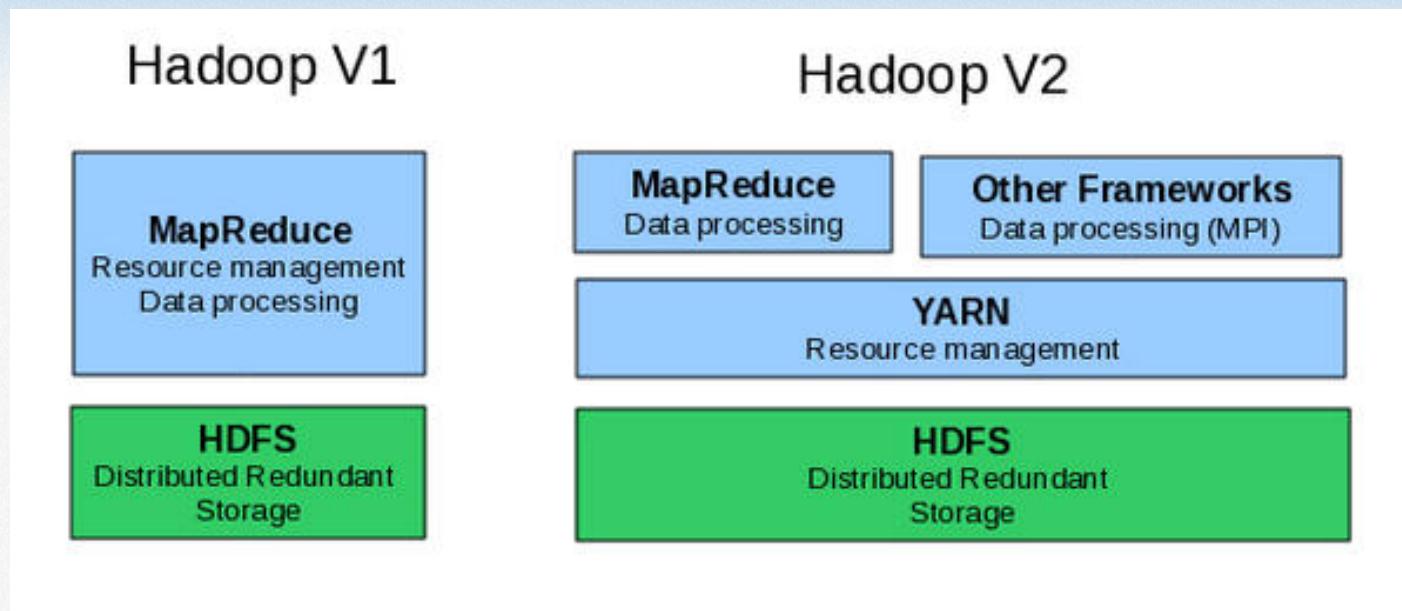
- **API de programación.**
- **Interfaz web:**
 - Puerto 50070 del Namenode.
- **Línea de órdenes:**
 - HDFS tiene su propia shell.
 - Ayuda: `$ hadoop fs -help`

HDFS: ejemplos

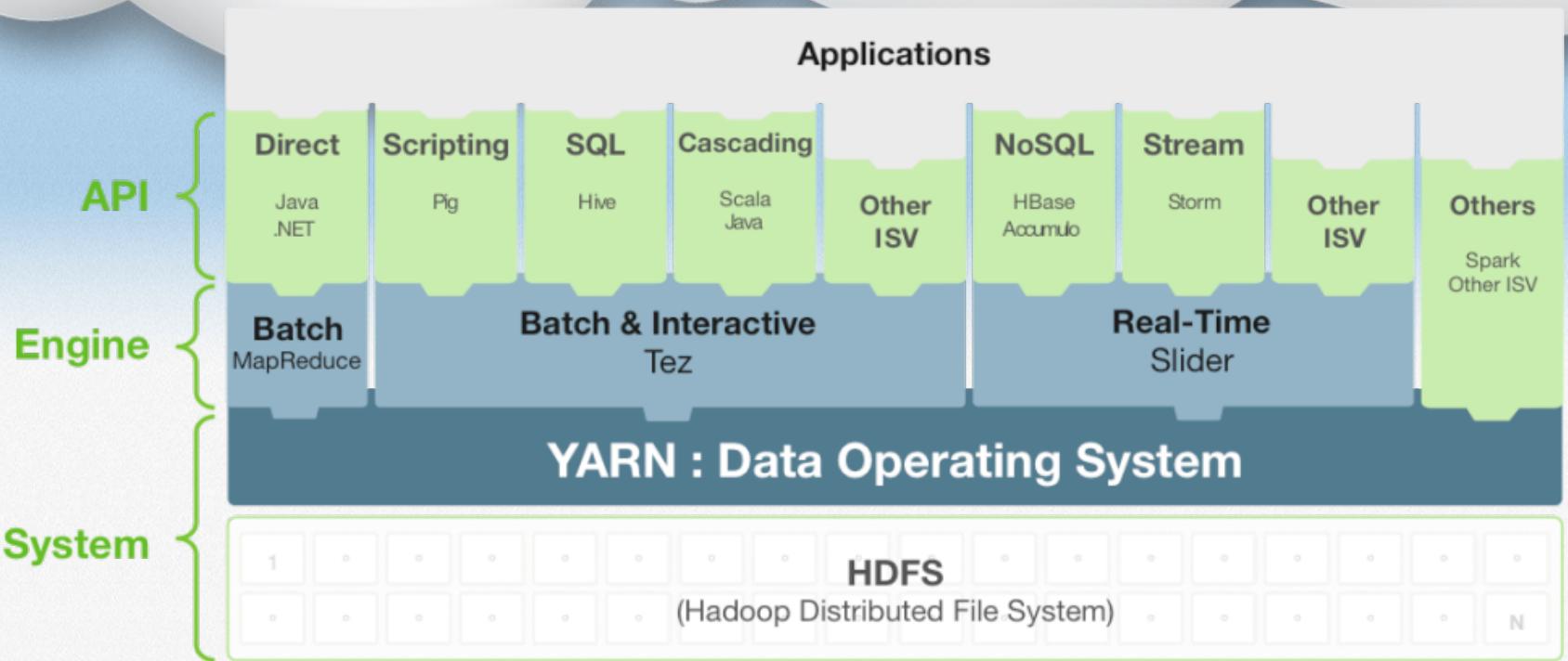
Comandos	Descripción
hadoop fs -ls <path>	Lista ficheros
hadoop fs -cp <src> <dst>	Copia ficheros de HDFS a HDFS
hadoop fs -mv <src> <dst>	Mueve ficheros de HDFS a HDFS
hadoop fs -rm <path>	Borra ficheros en HDFS
hadoop fs -rmr <path>	Borra recursivamente
hadoop fs -cat <path>	Muestra fichero en HDFS
hadoop fs -mkdir <path>	Crea directorio en HDFS
hadoop fs -put <localsrc> <dst>	Copia ficheros de local a HDFS
hadoop fs -copyToLocal <src> <localdst>	Copia ficheros de HDFS a local

Evolución de Hadoop

Evolución de Hadoop



Hadoop YARN



Apache Hadoop YARN es el sistema operativo de datos de Hadoop 2, responsable de la gestión del acceso a los recursos críticos de Hadoop. YARN permite al usuario interactuar con todos los datos de múltiples maneras al mismo tiempo

Hadoop



¿Cómo accedo a una plataforma Hadoop?

Plataformas Cloud con instalación de Hadoop

Amazon Elastic Compute Cloud (Amazon EC2)
<http://aws.amazon.com/es/ec2/>



Windows Azure™



Windows Azure

<http://www.windowsazure.com/>

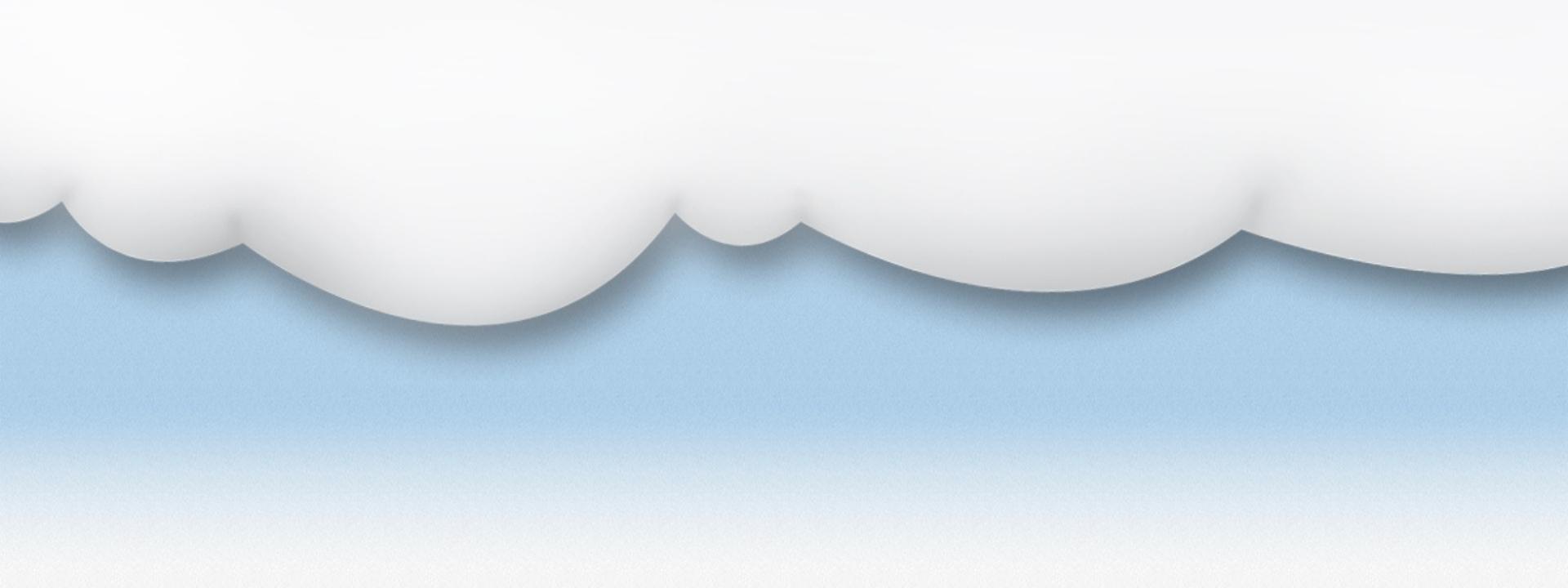
Instalación en un cluster Ejemplo
hadoop.ugr.es, infraestructura del grupo
SCI²S



Cluster hadoop: 16 servidores

Características de cada nodo:

- Microprocesador: Intel core i7-4930K, 12MB cache, 6 núcleos, 12 hebras)
- RAM 64 GB DDR3 1600MHz
- 1 HDD SATA 4TB, 6Gb/s



MAHOUT

Mahout



Software de Ciencia de Datos

Generation	1 ^a Generación	2 ^a Generación
Ejemplos	KNIME, SAS, R, Weka, SPSS, KEEL	Mahout, Pentaho, Cascading
Scalabilidad	Vertical	Horizontal (over Hadoop)
Algoritmos disponibles	Huge collection of algorithms	Small subset: sequential logistic regression, linear SVMs, Stochastic Gradient Descendent, k-means clustering, Random forest, etc.
Algoritmos No disponibles	Practically nothing	Vast no.: Kernel SVMs, Multivariate Logistic Regression, Conjugate Gradient Descendent, ALS, etc.
Tolerancia a Fallos	Single point of failure	Most tools are FT, as they are built on top of Hadoop

Mahout



Scalable machine learning and data mining

Apache Mahout has implementations of a wide range of machine learning and data mining algorithms:
clustering, classification, collaborative filtering and frequent pattern mining



Mahout currently has

- Collaborative Filtering
- User and Item based recommenders
- K-Means, Fuzzy K-Means clustering
- Mean Shift clustering
- Dirichlet process clustering
- Latent Dirichlet Allocation
- Singular value decomposition

- Parallel Frequent Pattern mining
- Complementary Naive Bayes classifier
- Random forest decision tree based classifier
- High performance `java` collections (previously colt collections)
- A vibrant community
- and many more cool stuff to come by this summer thanks to Google summer of code



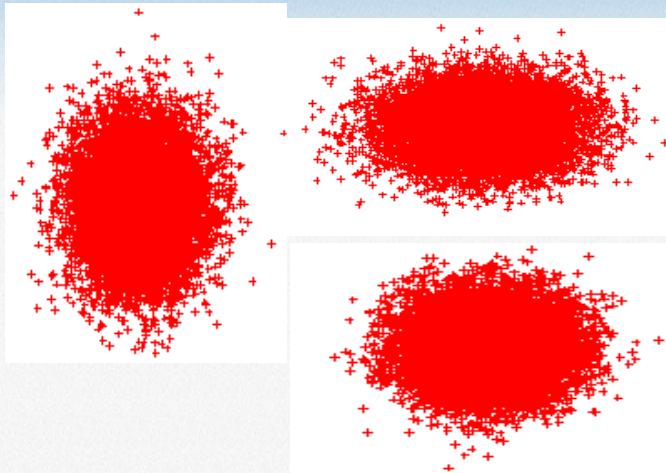
Mahout



Scalable machine learning
and data mining



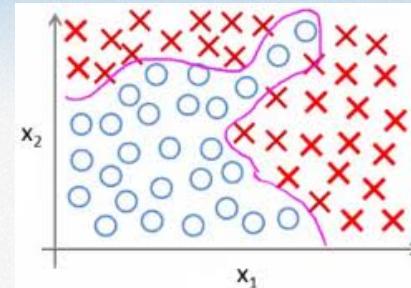
Apache Mahout has implementations of a wide range of
machine learning and data mining algorithms:
clustering, classification, collaborative filtering and
frequent pattern mining



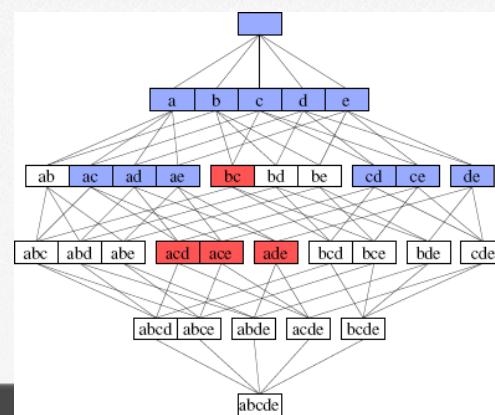
Agrupamiento

Asociación

Cuatro grandes áreas de aplicación



Clasificación



Sistemas de
Recomendaciones

Mahout



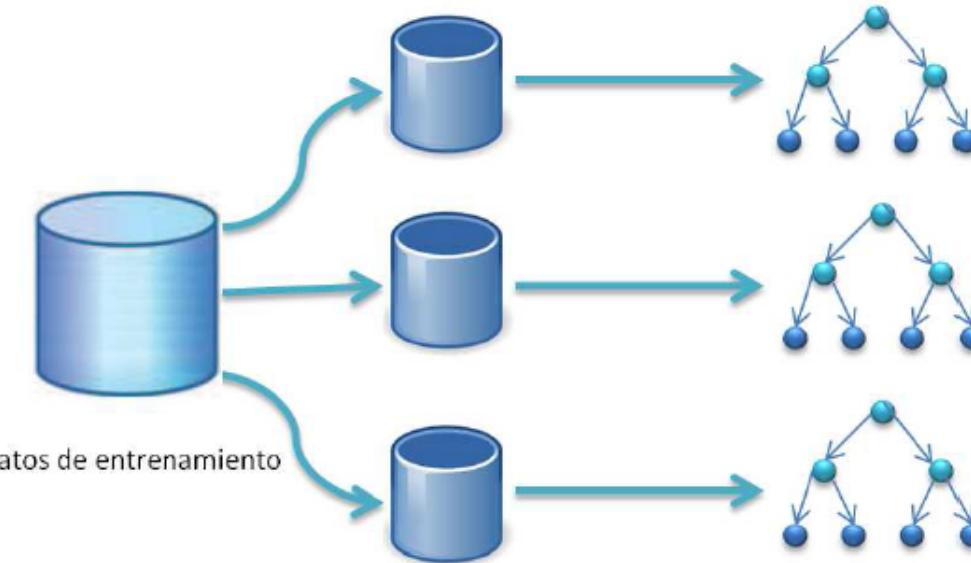
Scalable machine learning
and data mining



Apache Mahout has implementations of a wide range of
machine learning and data mining algorithms:
clustering, classification, collaborative filtering and
frequent pattern mining

Caso de estudio: Random Forest para KddCup99

Construcción con
bootstrapping
de los conjuntos de
entrenamiento



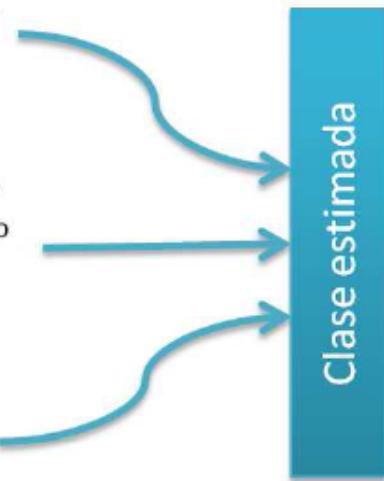
Construcción de
árboles aleatorios

Seleccionar m
variables al azar
para cada nodo
de decisión

Calcular la mejor
división utilizando
las m variables
como CART

Construir los
árboles y no
podarlos

Votación
por Mayoría



Mahout



Scalable machine learning
and data mining

Apache Mahout has implementations of a wide range of
machine learning and data mining algorithms:
clustering, classification, collaborative filtering and
frequent pattern mining

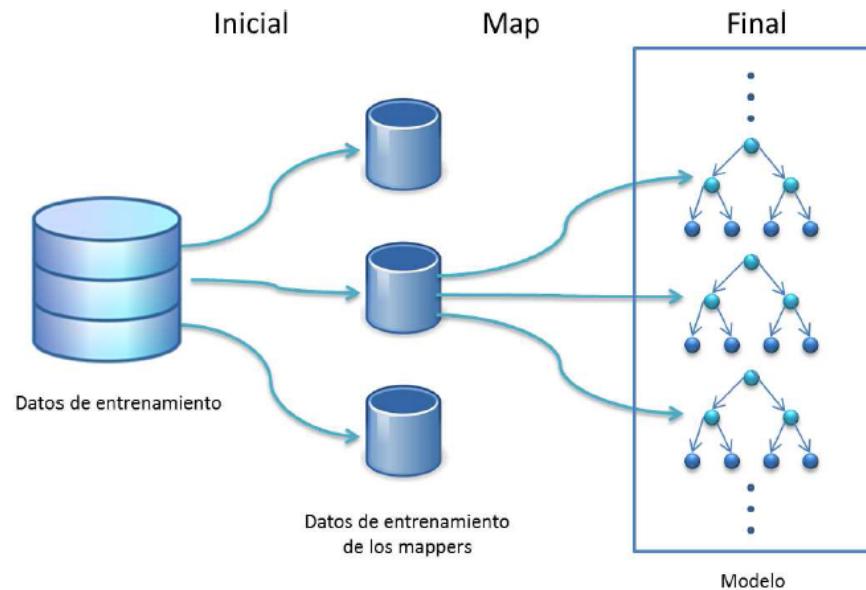


Caso de estudio: Random Forest para KddCup99

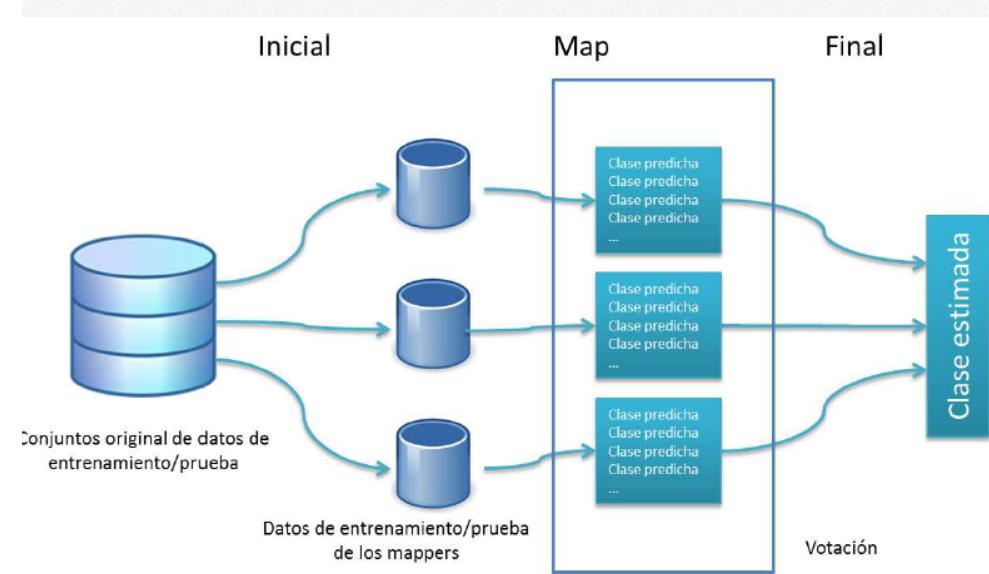
Implementación RF Mahout Partial: Es un algoritmo que genera varios árboles de diferentes partes de los datos (maps).

Dos fases:

Fase de Construcción



Fase de Clasificación



Mahout



Scalable machine learning
and data mining

Apache Mahout has implementations of a wide range of
machine learning and data mining algorithms:
clustering, classification, collaborative filtering and
frequent pattern mining



Caso de estudio: Random Forest para KddCup99

Tiempo en segundos para ejecución secuencial

Class	Instance Number	Datasets	RF		
			10%	50%	full
normal	972.781	DOS_versus_normal	6344.42	49134.78	NC
DOS	3.883.370	DOS_versus_PRB	4825.48	28819.03	NC
PRB	41.102	DOS_versus_R2L	4454.58	28073.79	NC
R2L	1.126	DOS_versus_U2R	3848.97	24774.03	NC
U2R	52	normal_versus_PRB	468.75	6011.70	NC
		normal_versus_R2L	364.66	4773.09	14703.55
		normal_versus_U2R	295.64	4785.66	14635.36

Cluster ATLAS: 16 nodos

- Microprocessors: 2 x Intel E5-2620 (6 cores/12 threads, 2 GHz)
- RAM 64 GB DDR3 ECC 1600MHz
- Mahout version 0.8

Mahout



Scalable machine learning
and data mining



Apache Mahout has implementations of a wide range of
machine learning and data mining algorithms:
clustering, classification, collaborative filtering and
frequent pattern mining

Caso de estudio: Random Forest para KddCup99

Class	Instance Number
normal	972.781
DOS	3.883.370
PRB	41.102
R2L	1.126
U2R	52

	10%	50%	full
DOS_versus_normal	6344.42	49134.78	NC
DOS_versus_PRB	4825.48	28819.03	NC

Tiempo en segundos para Big Data con 20 particiones

Datasets	RF-BigData		
	10%	50%	full
DOS_versus_normal	98	221	236
DOS_versus_PRB	100	186	190
DOS_versus_R2L	97	157	136
DOS_versus_U2R	93	134	122
normal_versus_PRB	94	58	72
normal_versus_R2L	92	39	69
normal_versus_U2R	93	52	64

Cluster ATLAS: 16 nodos

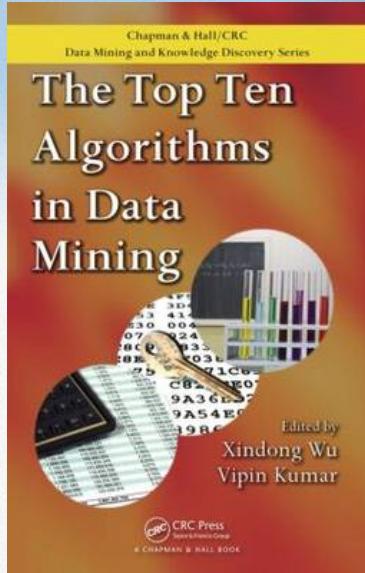
- Microprocessors: 2 x Intel E5-2620 (6 cores/12 threads, 2 GHz)
- RAM 64 GB DDR3 ECC 1600MHz
- Mahout version 0.8



LIMITACIONES DE MAPREDUCE

¿Qué algoritmos puedo encontrar para Hadoop?

Anizamos 10 algoritmos muy conocidos



Decision trees (C4.5, Cart)(MReC4.5)

K-Means

SVM

Apriori

kNN

Naïve Bayes

EM (Expectation Maximization)

PageRank

Adaboost

} No disponibles

Limitaciones de MapReduce

Palit, I., Reddy, C.K., 2012. *Scalable and parallel boosting with mapReduce*. IEEE TKDE 24 (10), 1904-1916.

(Amazon EC2 cloud, CGL-MapReduce: ([modelos iterativos de MapReduce](#))



Limitaciones de MapReduce

“If all you have is a hammer, then everything looks like a nail.”

MAPREDUCE
IS GOOD
ENOUGH?

If All You Have is a Hammer, Throw Away Everything That's Not a Nail!

Jimmy Lin

The iSchool, University of Maryland
College Park, Maryland

ORIGINAL ARTICLE



Los siguientes tipos de algoritmos son ejemplos en los que MapReduce no funciona bien:

Iterative Graph Algorithms
Gradient Descent
Expectation Maximization



Limitaciones de MapReduce

Algoritmos de grafos iterativos. Existen muchas limitaciones para estos algoritmos.

Ejemplo: Cada iteración de PageRank se corresponde a un trabajo de MapReduce.

Se han propuesto una serie de extensiones de MapReduce o modelos de programación alternativa para acelerar el cálculo iterativo:

Pregel (Google)

Pregel: A System for Large-Scale Graph Processing

Implementación: <http://www.michaelnielsen.org/ddi/pregel/>

Malewicz, G., Austern, M., Bik, A., Dehnert, J., Horn, I., Leiser, N., and Czajkowski, G. Pregel: A system for large escale graph processing. ACM SIGMOD 2010.

Limitaciones de MapReduce

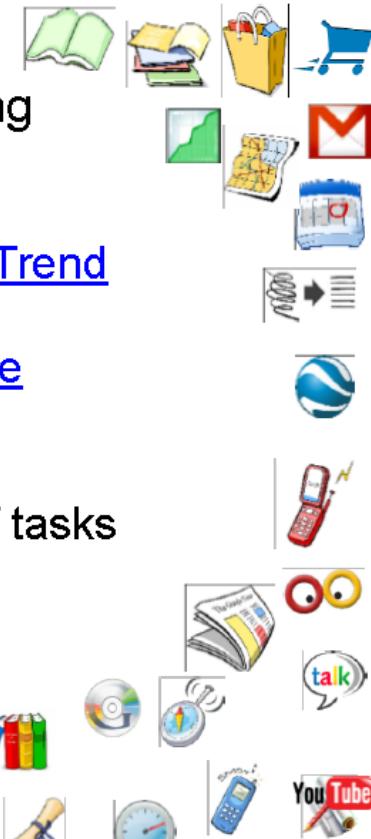
MapReduce inside Google

Google

Googlers' hammer for 80% of our data crunching

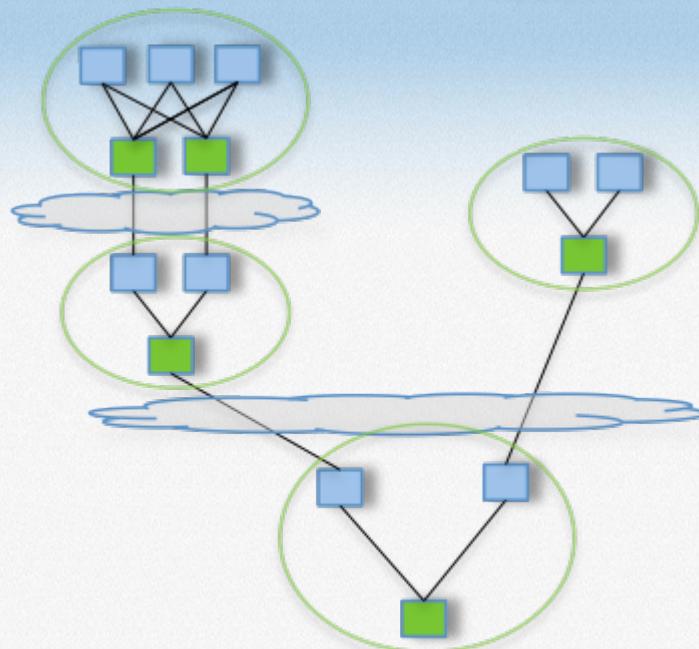
- Large-scale web search indexing
- Clustering problems for Google News
- Produce reports for popular queries, e.g. Google Trend
- Processing of satellite imagery data
- Language model processing for statistical machine translation
- Large-scale machine learning problems
- Just a plain tool to reliably spawn large number of tasks
 - e.g. parallel data backup and restore

The other 20%? e.g. Pregel

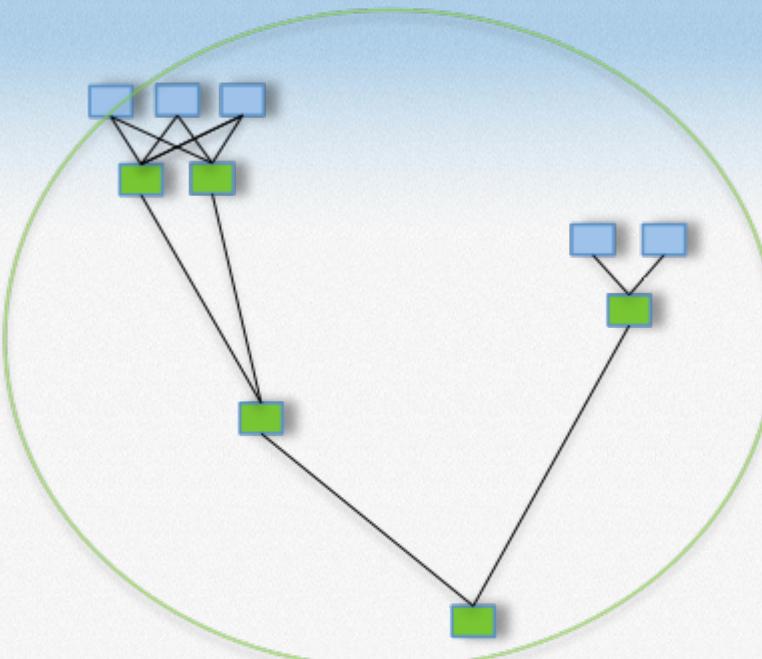


Limitaciones de MapReduce

Procesos con flujos acíclicos de procesamiento de datos

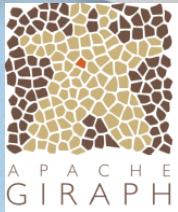


Pig/Hive - MR



Pig/Hive - Tez

Limitaciones de MapReduce



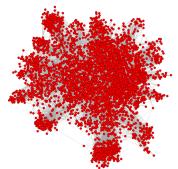
APACHE GIRAPH
(<http://giraph.apache.org/>)

Procesamiento iterativo de grafos

APACHE TEZ
(<http://tez.apache.org/>)

Procesos de datos con estructuras de grafos acíclicos complejas)

GPS - A Graph Processing System,
(Stanford) <http://infolab.stanford.edu/gps/>
para Amazon's EC2



Distributed GraphLab
(Carnegie Mellon Univ.)

<https://github.com/graphlab-code/graphlab>

para Amazon's EC2



Twister (Indiana University)
<http://www.iterativemapreduce.org/>
Clusters propios



Prriter (University of Massachusetts Amherst, Northeastern University-China)
<http://code.google.com/p/prriter/>
Cluster propios y Amazon EC2 cloud



HaLoop
(University of Washington)
<http://clue.cs.washington.edu/node/14>
<http://code.google.com/p/haloop/>
Amazon's EC2



Spark (UC Berkeley)
(Apache Foundation)

<http://spark.incubator.apache.org/research.html>

GPU based platforms
Mars
Grex
GPMR



Limitaciones de MapReduce



Spark (UC Berkeley)

spark.incubator.apache.org/research.html.

It started as a research project at UC Berkeley in the [AMPLab](#), which focuses on big data analytics. It introduces the **resilient distributed datasets (RDD) abstraction, allowing iterative algorithms**. It's about 100 times faster than Hadoop.

Zaharia, M., Chowdhury, M., Das, T., Dave, A., Ma, J., McCauley, M., Franklin, M., Shenker, S., and Stoica, I. Resilient Distributed Datasets: A fault-tolerant abstraction for in-memory cluster computing. NSDI 2012.

ML Lib Spark

2014 - Hadoop Spark

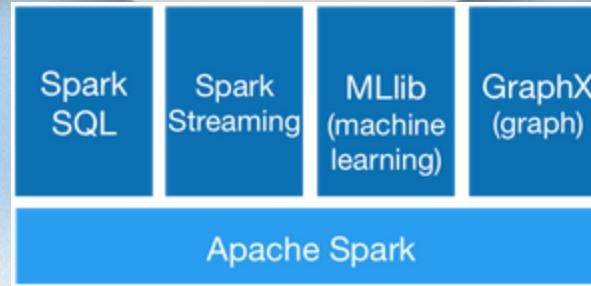
Big Data “in-memory”

- Classification and regression
 - linear support vector machine (SVM)
 - logistic regression
 - linear least squares, Lasso, and ridge regression
 - decision tree
 - naive Bayes

Spark



- Ecosistema Apache Spark



- **Big Data “in-memory”.** Spark permite realizar trabajos paralelizados totalmente en memoria, lo cual reduce mucho los tiempos de procesamiento. Sobre todo si se trata de unos procesos iterativos. En el caso de que algunos datos no quiepan en la memoria, Spark seguirá trabajando y usará el disco duro para volcar aquellos datos que no se necesitan en este momento (Hadoop “commodity hardware”).

- Spark ofrece una API para Java, Python y Scala

- Esquema de computación más flexible que MapReduce.

Permite la flujo acíclicos de procesamiento de datos

