QAWARE SOFTWARE ENGINEERING

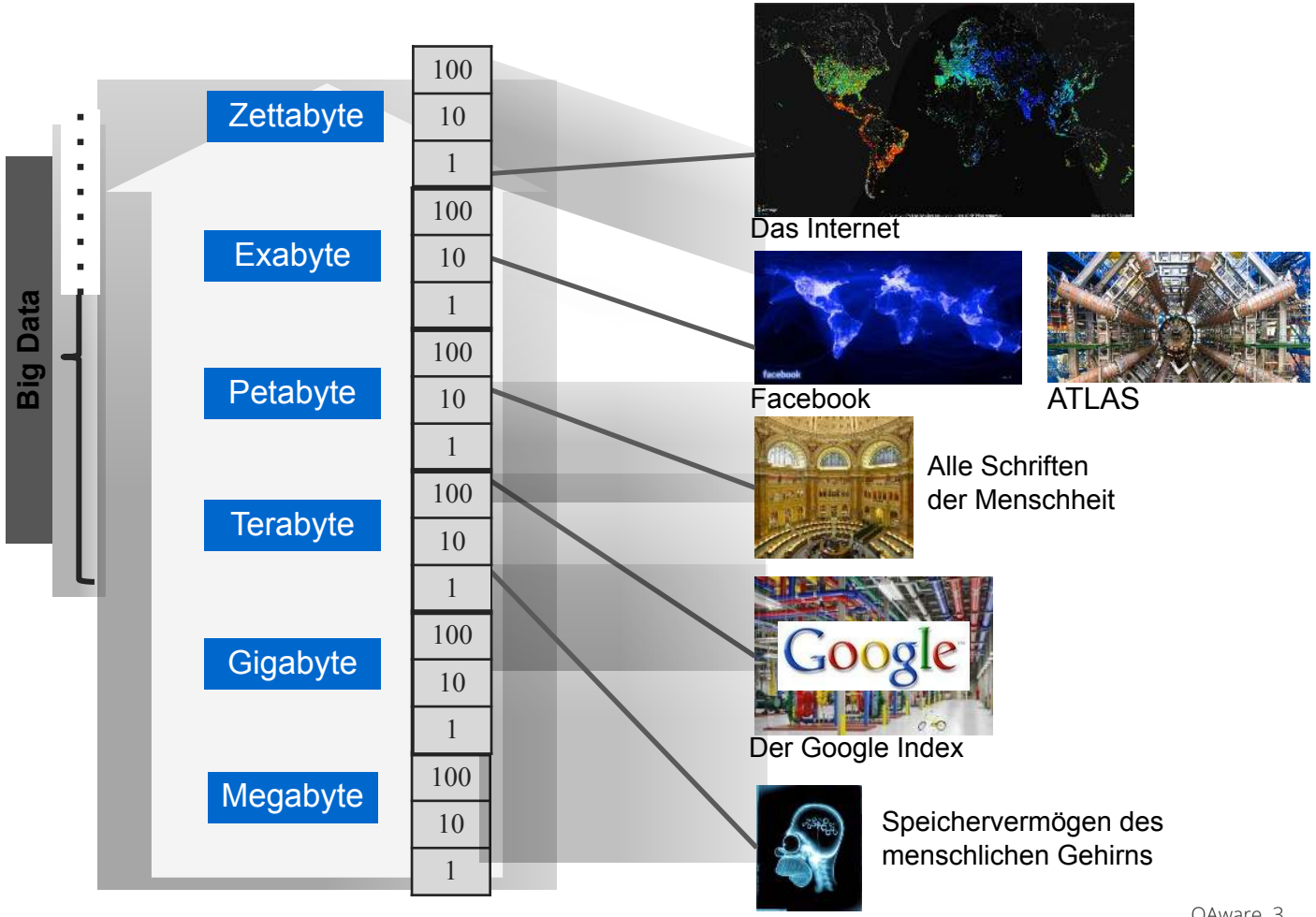
HM Hochschule München University of Applied Sciences

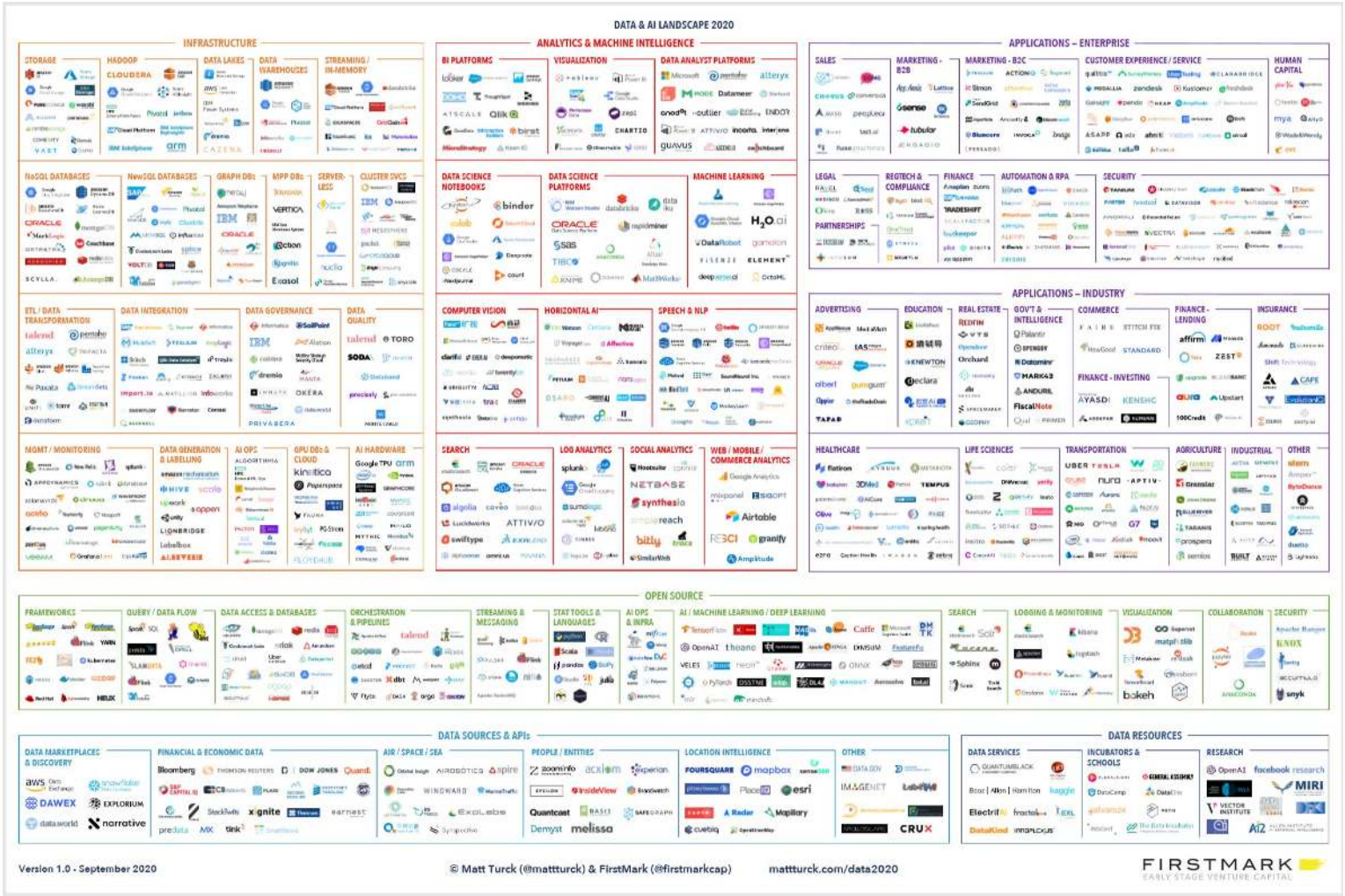
Kapitel 11: Big Data

Big Data

Verarbeitung großer Datenmengen durch:

- verteilte und hochgradig parallelisierte Verarbeitung
- verteilte und effizient organisierte Datenablagen

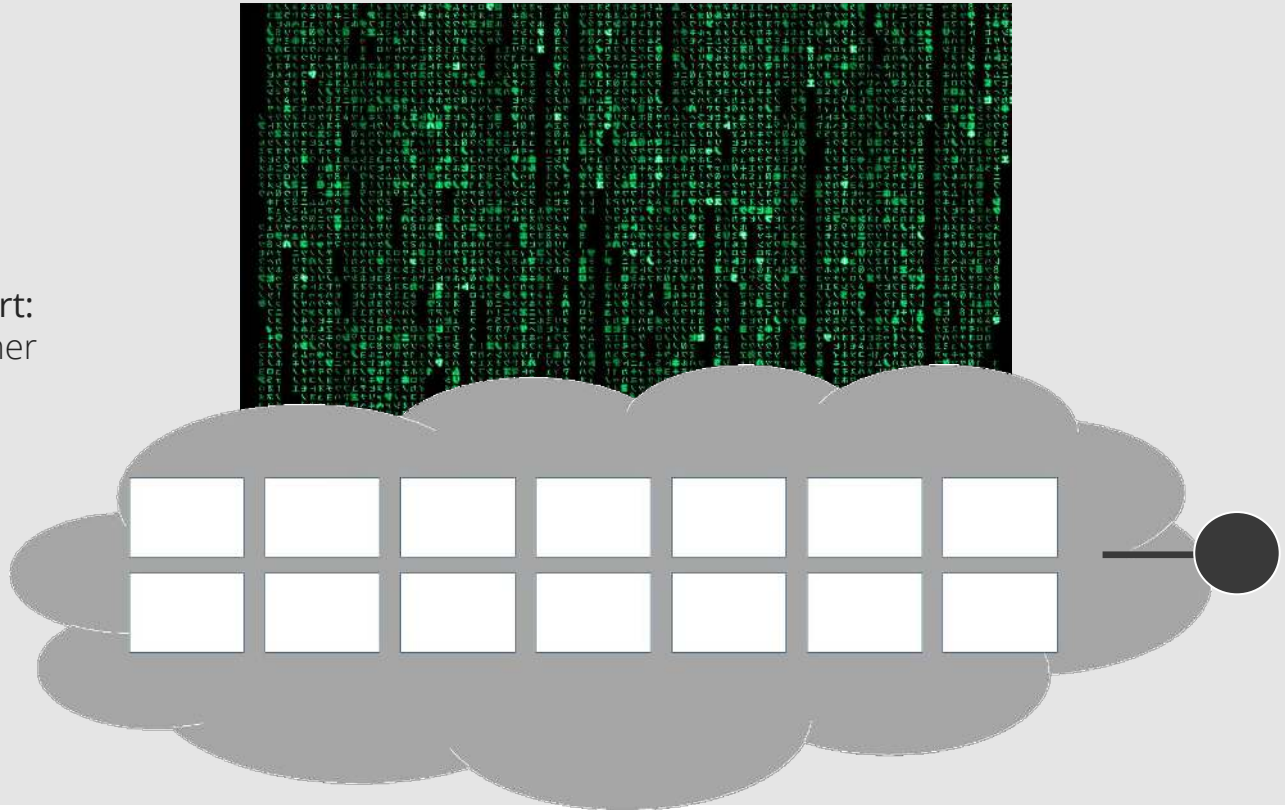




http://mattturck.com/wp-content/uploads/2020/09/2020-Data-and-AI-Landscape-Matt-Turck-at-FirstMark-v1.pdf

Wie verwalte und erschließe ich große Datenmengen?

Die Cloud Computing Antwort:
Ich verteile sie auf viele Rechner in der Cloud und schaffe eine übergreifende Zugriffsschnittstelle.



Große Datenmengen können effizient nur von parallelen Algorithmen verarbeitet werden.

Ein Algorithmus ist genau dann parallelisierbar, wenn er in einzelne Teile zerlegt werden kann, die keine Seiteneffekte zueinander haben.

- Funktioniert gut: Quicksort. Aufwand: *O(n log n)* → *n x O(log n)*

```
private void QuicksortParallel<T>(T[] arr, int left, int right)
where T : IComparable<T>
{
    if (right > left)
    {
       int pivot = Partition(arr, left, right);
        Parallel.Do(
                () => QuicksortParallel(arr, left, pivot - 1),
                () => QuicksortParallel(arr, pivot + 1, right));
    }
}
```

Erklärung zum nachholen:
https://www.youtube.com/watch?v=dD4ls9cLnMk

- Funktioniert nicht: Berechnung der Fibonacci-Folge ($F_{k+2} = F_k + F_{k+1}$). Berechnung ist nicht parallelisierbar.

Ein paralleler Algorithmus (*Job*) ist aufgeteilt in sequenzielle Berechnungsschritte (*Tasks*), die parallel zueinander abgearbeitet werden können. Der Entwurf von parallelen Algorithmen folgt oft dem Teile-und-Herrsche Prinzip.

Parallele Programmierung basiert oft auf funktionaler Programmierung

- Ein funktionales Programm besteht (ausschließlich) aus Funktionen.

- Eine Funktion ist die Abbildung von Eingabedaten auf Ausgabedaten:
  $f(E) = A$
  Eine Funktion ändert die Eingabedaten dabei nicht.

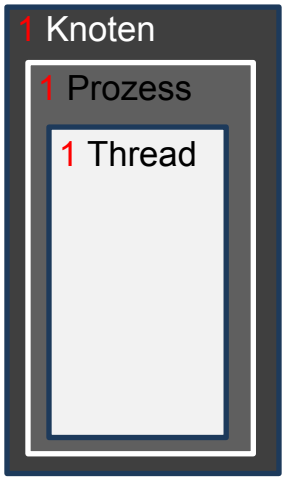
- Funktionen sind idempotent:
  - Sie erzeugen neben den Ausgabedaten keine weiteren Seiteneffekte.

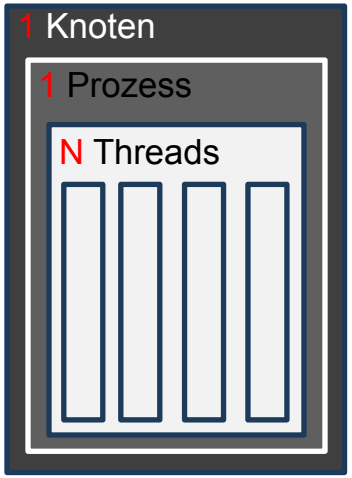
    → Funktionen sind somit ideal parallelisierbar und zur Beschreibung von Tasks geeignet.
- Sie erzeugen für die gleichen Eingabedaten auch stets die gleichen Ausgabedaten.

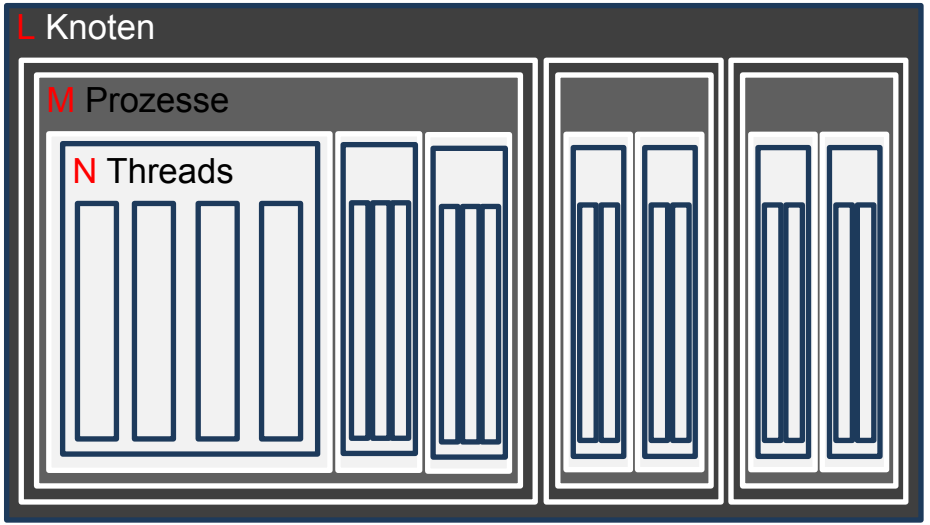
  → Funktionen können im Fehlerfall stets neu ausgeführt werden. Parallele Verarbeitung ist aus technischen Gründen oft fehleranfällig. Damit kann eine Fehlertoleranz sichergestellt werden.

Beispiele:
- f(x) = 2x, also 1→ 2, 2 → 4, 3 → 6, ...
- Kombinationen: g(x,y) = f(x) + f(y)
- h(x) = 1 if x is even, 0 if x is odd
- ...

Parallele Programmierung kann sowohl im Kleinen als auch im Großen betrieben werden







Keine Parallelität

Parallelität im Kleinen

Vorteile im Vergleich:

- Höherer Durchsatz
- Bessere Auslastung der Hardware
- Vertikale Skalierung möglich

Parallelität im Großen

Vorteile im Vergleich:

- Höherer Durchsatz
- Horizontale Skalierung möglich (Scale Out).
- Keine hardwarebedingte Limitierung des Datenvolumens (□ Big Data ready).

Big Data erfordert Parallelität im Großen. Dabei muss man die vier Paradigmen der Parallelität im Großen beachten:

Folgt aus Datenmenge im Vergleich zur Programmgröße

Das Grundprinzip von paralleler Verarbeitung.

Folgt aus Praxisanforderung: Viele Knoten bedeutet viele Ausfallmöglichkeiten

1. Die Logik folgt den Daten.

Folgt aus potenziell großer Datenmenge und Verarbeitungs-geschwindigkeit

2. Falls Datentransfer notwendig, dann so schnell wie möglich: In-Memory vor lokaler Festplatte vor Remote-Transfer.

3. Parallelisierung über *Tasks* (seiteneffektfreie Funktionen) und *Jobs* (Ausführungsvorschrift für Tasks) sowie entsprechend partitionierter Daten (*Shards*).

4. Design for Failure: Ausführungsfehler als Standardfall ansehen und verzeihend und kompensierend sein.

Notwendige Architekturkonzepte

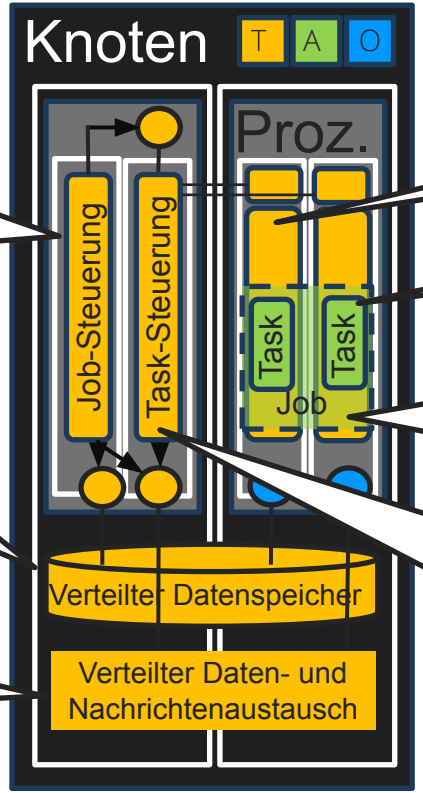
1. Verteilung der Daten
2. Verteilung und Überwachung von Tasks
3. Aufteilung der Ressourcen
4. Entwurfsmuster zur Implementierung von Jobs

Eine Standardarchitektur für Parallelität im Großen

Eine **Job-Steuerung**, die einzelne Jobs zur Ausführung bringt.
Sie übergibt die Tasks eines Jobs entsprechend der Ausführungsvorschrift der Task-Steuerung und verhandelt dabei die notwendigen Ressourcen, überwacht deren Ausführung und kompensiert Fehlersituationen z.B. durch Wiederaufsetzen einzelner Tasks. Es existiert i.d.R. eine Job-Steuerung pro Entwurfsmuster.

Ein **Verteilter Datenspeicher** (Dateisystem, Datenbank, Hauptspeicher)
mit Datenredundanz u.A. für Ausfallsicherheit, einem Sicherheitskonzept (Rechte&Rollen, Verschlüsselung), integrierter Kompression, einem Metadatenkatalog und hoher Scan-Geschwindigkeit.

Ein **Verteilter Daten- und Nachrichtenaustausch.**
Grundlage: Zuverlässige und effizientes Kommunikationsprotokoll (i.d.R. binär und komprimiert).



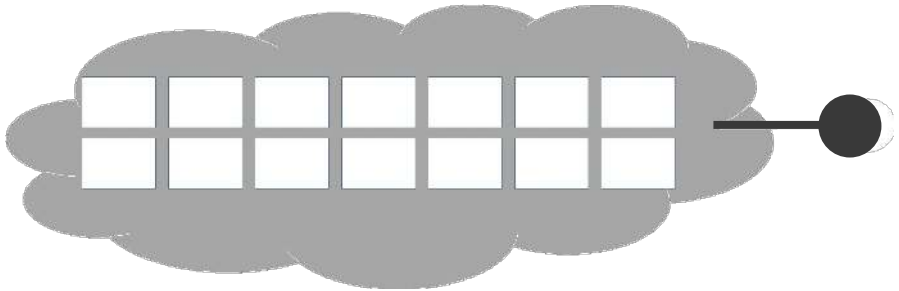
Task-Container (i.d.R. Prozesse) mit exklusiver, temporärer Ressourcen-Zuordnung (*Slot*) zur isolierten Ausführung von Tasks auf einem Knoten.

Task als nicht weiter parallelisierbarer Ausführungsschritt.

Job als logische Klammer um Tasks inkl. deren Ausführungsvorschrift.
Diese leitet sich aus dem verwendeten Entwurfsmuster ab, wie z.B. MapReduce, DAG, MPI, Pipes & Filters.

Eine **Task-Steuerung**, die einzelne Tasks zur Ausführung bringt.
Sie nimmt Anfragen zur Task-Ausführung entgegen, plant sie gemäß einer festgelegten Strategie (z.B. Fairness, Kosteneffizienz, gleichmäßige Auslastung, SLAs, …) zur Ausführung ein und führt sie schließlich aus und überwacht den Ressourcenverbrauch.

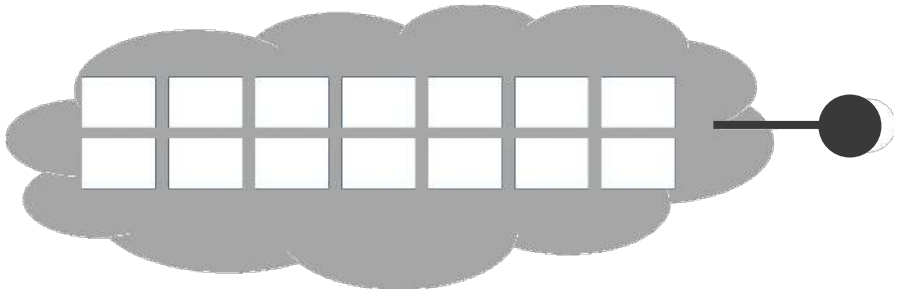
Welche Lösungen gibt es dafür im Cloud Computing?



- Big Data Engines (low level)
  - MapReduce
  - RDD (Resilient Distributed Dataset)
- Big Data Datenbanken (high level)
  - NoSQL Datenbanken
  - NewSQL Datenbanken (NoSQL + SQL)
- Verteilte Dateisysteme
- In-Memory Data Grids / Elastic Memory

Big Data Engines

Welche Lösungen gibt es dafür im Cloud Computing?



- Big Data Engines (low level)
  - MapReduce
  - RDD (Resilient Distributed Dataset)
- Big Data Datenbanken (high level)
  - NoSQL Datenbanken
  - NewSQL Datenbanken (NoSQL + SQL)
- Verteilte Dateisysteme
- In-Memory Data Grids / Elastic Memory

Die *map* und *reduce* Funktion.

- Die **map** Funktion: Transformation einer Menge von Datensätzen in eine Zwischendarstellung.
  Erzeugt aus einem Schlüssel und einem Wert eine Liste an Schlüssel-Wert-Paaren.

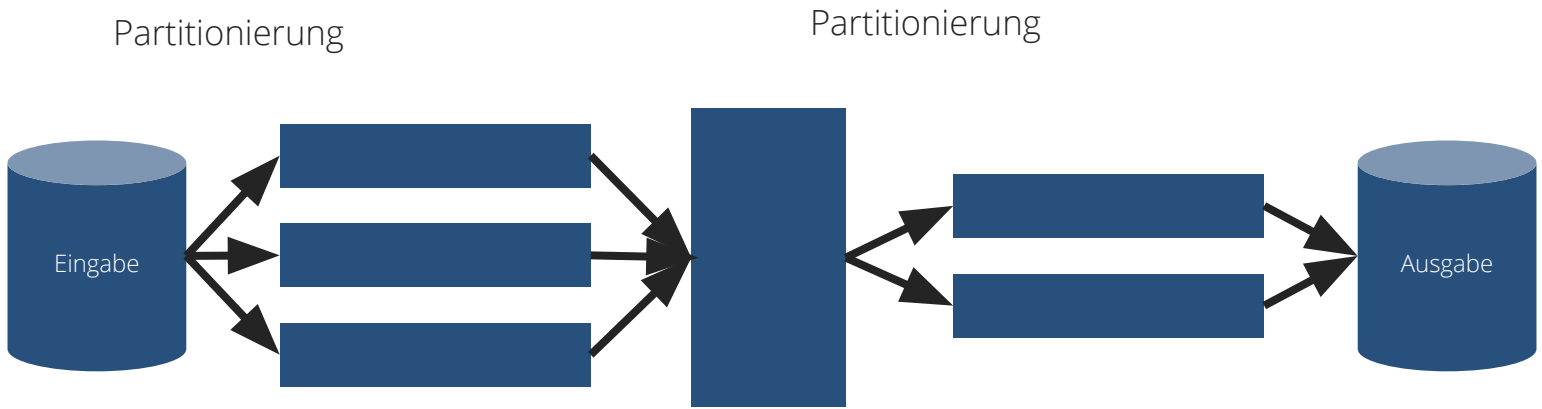
  Signatur: **`map`**`(k, v) → list(<k‘, v‘>)`

- Die **reduce** Funktion: Reduktion der Zwischendarstellung auf das Endergebnis.
  Verarbeitet alle Werte mit gleichem Schlüssel zu einer Liste an Schlüssel-Wert-Paaren.

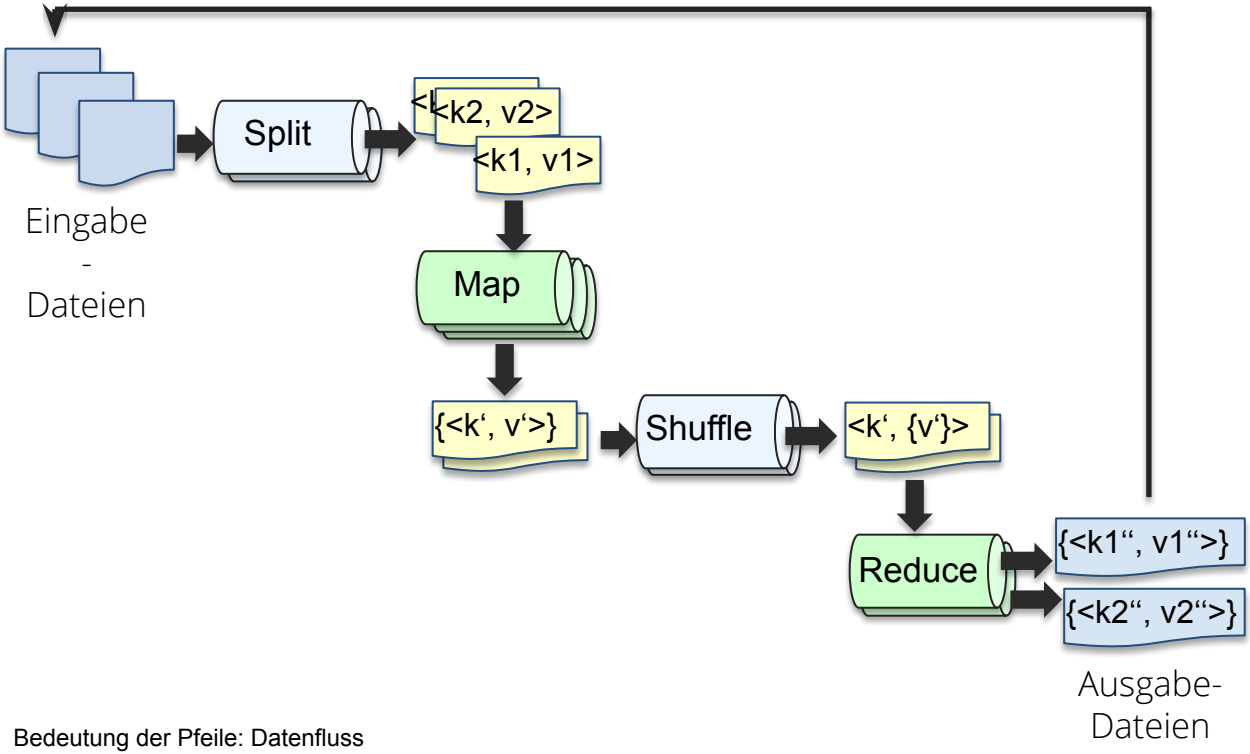
  Signatur: **`reduce`**`(k‘, list(v‘)) → list(<k‘‘, v‘‘>)`

- Dabei soll gelten: `|list(<k‘‘, v‘‘>)| << |list(<k‘, v‘>)|`

MapReduce Phasen



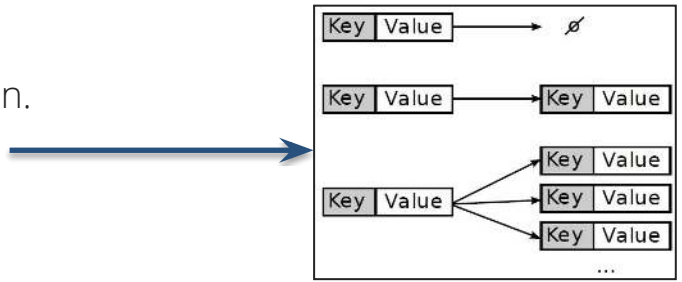
Programme werden in (mehrere) Map-Reduce-Zyklen aufgeteilt. Das Framework übernimmt die Parallelisierung.



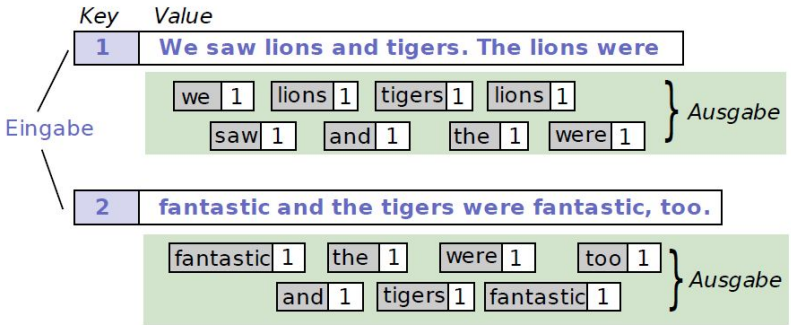
Bedeutung der Pfeile: Datenfluss

Die Map-Phase

- Parallele Verarbeitung verschiedener Teilbereiche der Eingabedaten.
- Eingabedaten liegen in Form von Schlüssel/Wert-Paaren vor.
- Abbildung auf variable Anzahl von neuen Schlüssel/Wert-Paaren.
  Dabei sind alle Abbildungsvarianten zulässig:
- Beispiel: WordCount



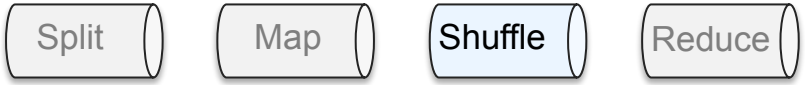
Ein- und Ausgabe der Map-Phase:



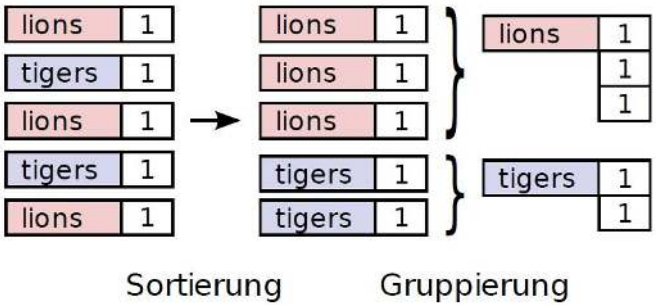
Pseudocode Map-Phase:

```
map(String key, String value):
  //key: document name
  //value: document contents
  for each word in value:
    EmitIntermediate(word, “1“);
```

Die Shuffle-Phase

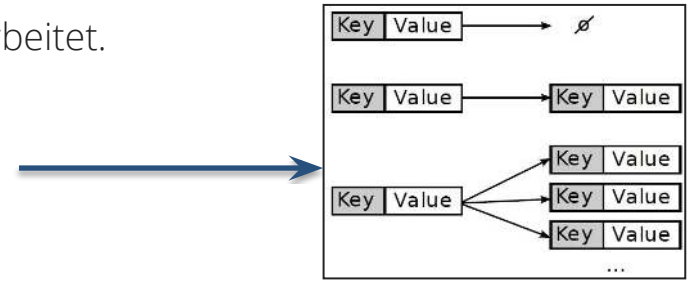


- Verarbeitung der Ergebnisse aus der Map-Phase.
- Ausgaben aus der Map-Phase werden entsprechend ihrem Schlüssel sortiert und gruppiert.
- Im Standard-Fall ist die Shuffle-Phase nicht parallelisiert.
- Sie kann jedoch mittels einer Vor-Sortierung in der Map-Phase über eine Partitionierungsfunktion (z.B. Hash) auf den Schlüssel parallelisiert werden.

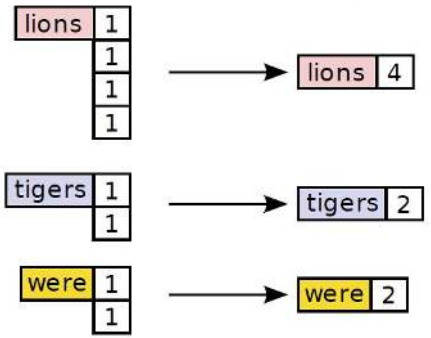


Die Reduce-Phase

- Parallele Verarbeitung von Ergebnis-Gruppen aus der Map-Phase.
  Es wird pro Reduce-Vorgang genau eine dieser Gruppen verarbeitet.
- Eingabedaten liegen in Form von Schlüssel-Wertlisten vor.
- Abbildung auf variable Anzahl an Schlüssel/Wert-Paaren.
  Dabei sind alle Abbildungsvarianten zulässig:



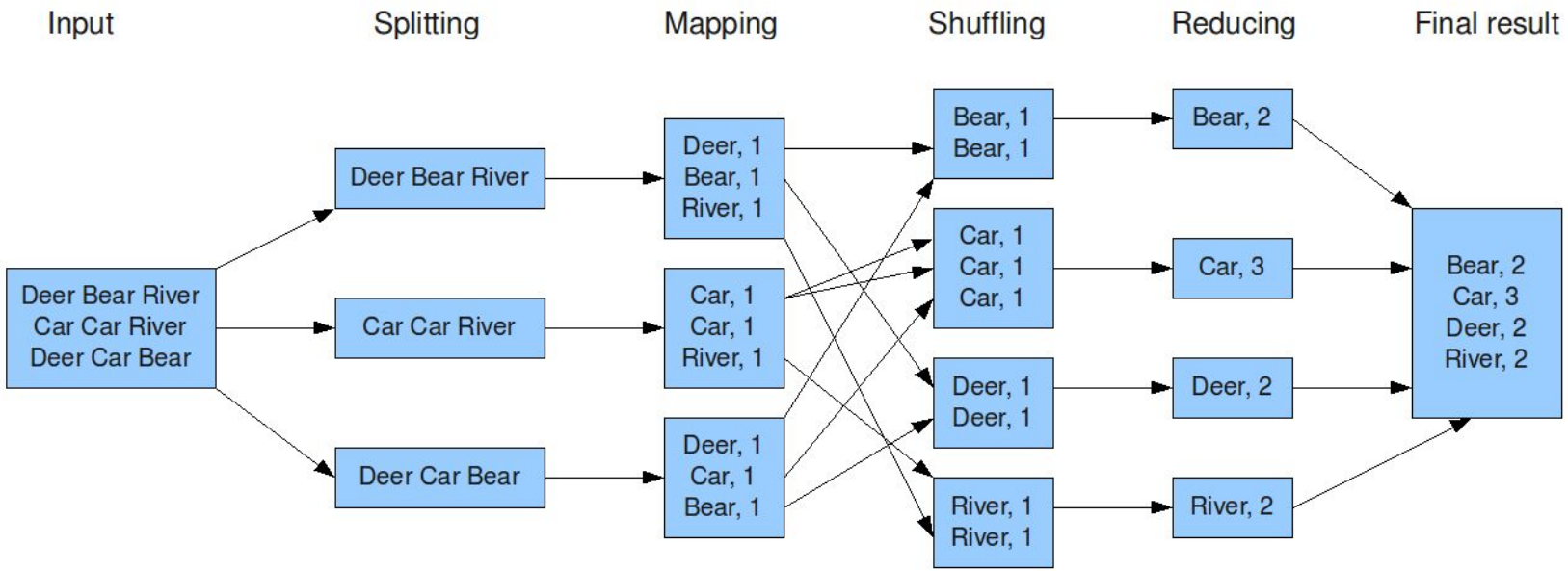
Ein- und Ausgabe der Reduce-Phase:



Pseudocode Reduce-Phase:

```
reduce(String key, Iterator values):
  //key: a word
  //values: a list of counts
  for each value in values:
    result += ParseInt(value);
    Emit(AsString(Key +“, “+result));
```

Übersicht über alle Phasen



http://blog.jteam.nl/2009/08/04/introduction-to-hadoop

Anwendungsbeispiele für MapReduce (1/2)

Verteilte Häufigkeitsanalyse

Wie häufig kommen welche Wörter in einem Text vor?

- **`map`**`(Textfragment)` → `<Wort, 1>`: Erkennt einzelne Wörter im Textfragment.
- **`reduce`**`(<Wort, list(1)>)` → `<Wort, Anzahl>`: Zählt die Anzahl zusammen.

Verteiler regulärer Ausdruck

In welchen Zeilen eines Textes kommt ein Suchmuster vor?

- **`map`**`(Textfragment)` → `<Zeile, 1>`: Findet das Suchmuster im Textfragment.
- **`reduce`**`(<Zeile, list(1)>)` → `<Zeile, Anzahl>`: Zählt pro Zeile die Anzahl zusammen.

Graph mit Seitenverweisen extrahieren

Welche Seiten verweisen aufeinander? Dies ist z.B. Grundlage für den PageRank-Algorithmus.

- **`map`**`(Webseite)` → `<Ziel, Quelle>`: Findet für die Quelle einzelne Verweise auf Ziel-Seiten.
- **`reduce`**`(<Ziel, list(Quelle)>)` → `<Ziel, set(Quelle)>`: Erzeugt eine Hyperkante und eliminiert doppelte Quellen pro Ziel.

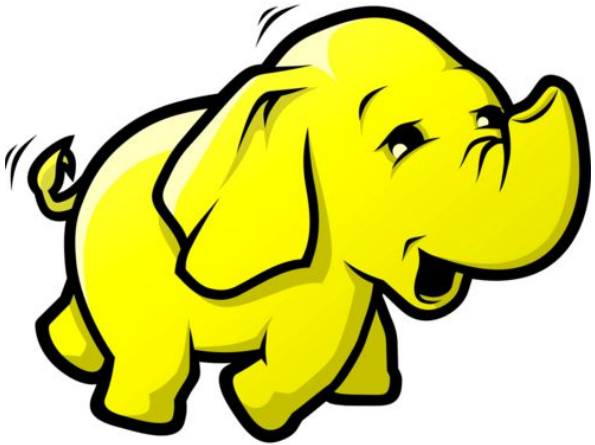
Anwendungsbeispiele für MapReduce (2/2)

Weitere Beispiele:

- Dijkstra-Algorithmus (kürzester Pfad in einem Graphen): http://famousphil.com/blog/2011/06/a-hadoop-mapreduce-solution-to-dijkstra%E2%80%99s-algorithm/
- Machine Learning Algorithmen: http://mahout.apache.org
- PageRank-Algorithmus: http://www.cs.toronto.edu/~jasper/PageRankForMapReduceSmall.pdf
- Allgemeine Graph-Algorithmen: http://www.adjoint-functors.net/su/web/354/references/graph-processing-w-mapreduce.pdf
- Allgemeine Suche in Daten: http://pig.apache.org

Nochmal zusammengefasst:
https://www.youtube.com/watch?v=cvhKoniK5Uo

Hadoop



„Open source platform for reliable, scalable, distributed computing.”

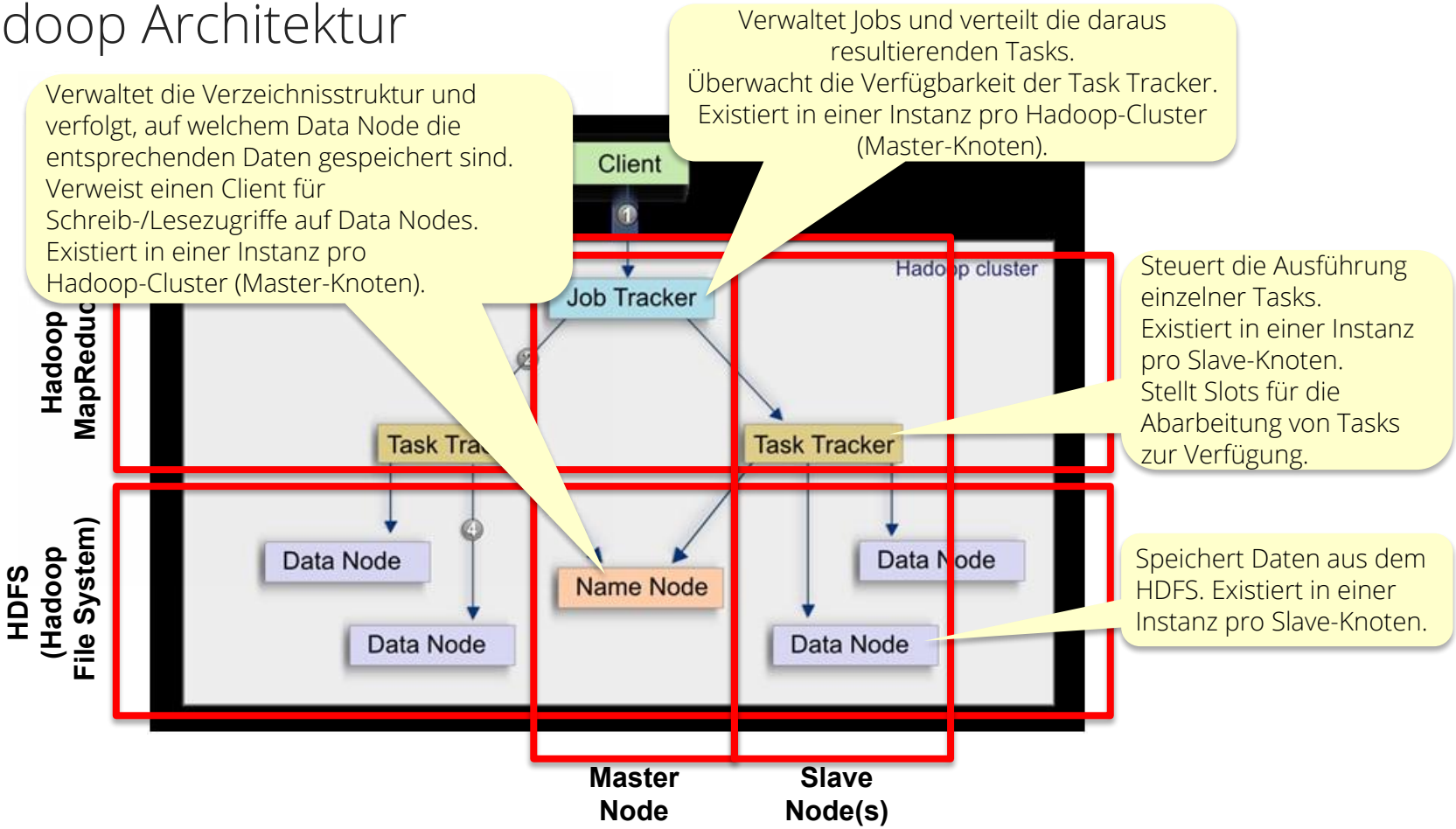
Apache Hadoop

- 2005 implementierte Doug Cutting MapReduce für Nutch (http://nutch.apache.org).
  Nutch ist eine Open Source Suchmaschine, geschrieben in Java.

- Aus Nutch heraus wurde dann das Projekt Hadoop (http://hadoop.apache.org) extrahiert.
  Es wurde als Open Source Implementierung des von Google beschriebenen MapReduce-Konzepts entwickelt.
  Die Google-Implementierung ist nicht veröffentlicht.
  „Open source platform for reliable, scalable, distributed computing."

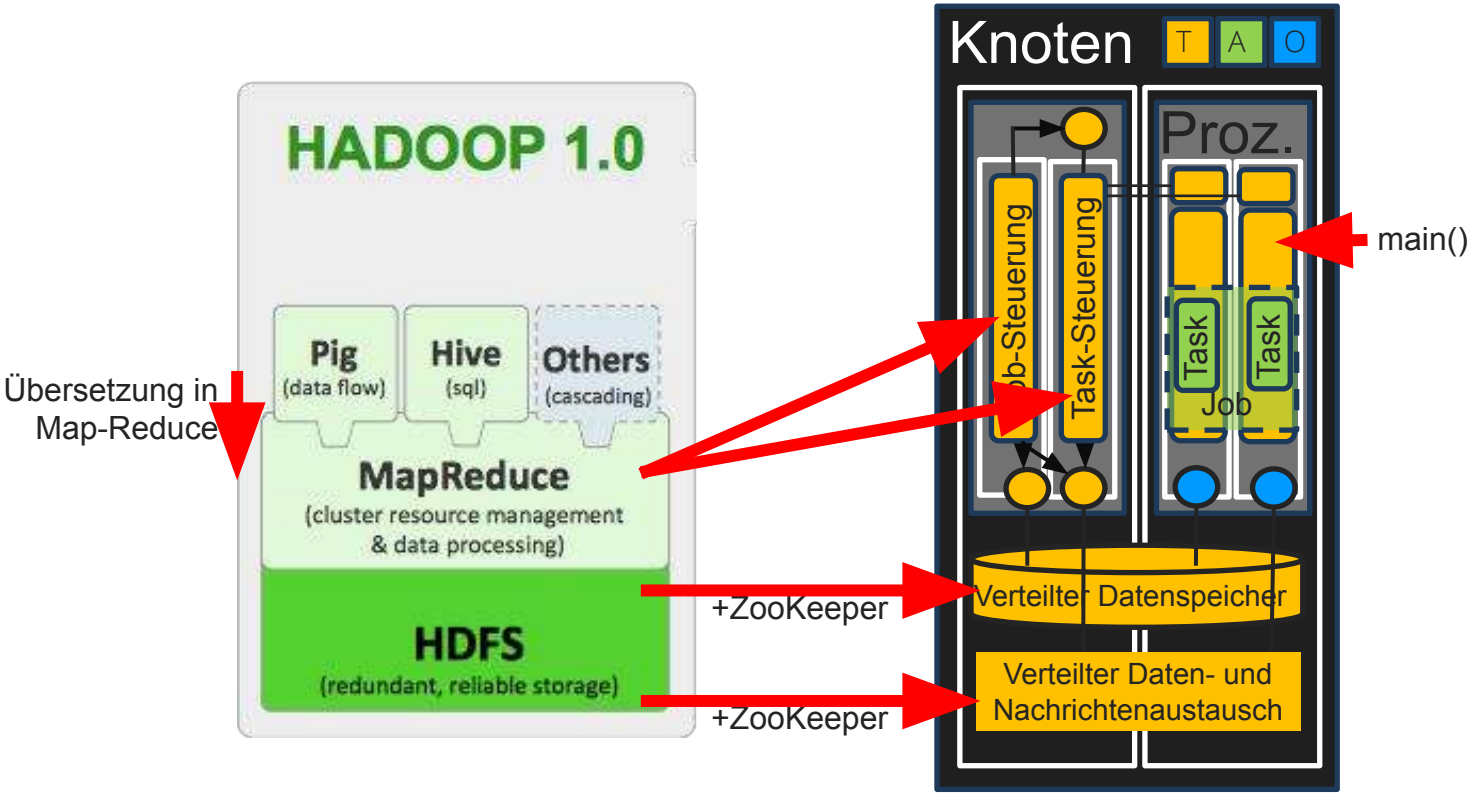
- Hadoop besteht aus zwei wesentlichen Bausteinen:
  - Einer Implementierung des Google File Systems (GFS), genannt Hadoop File System (HDFS),
  - sowie einem MapReduce-Framework.
- Seit 2008 ist Hadoop ein Top-Level-Projekt der Apache Software Foundation. Im Jahr 2013 hat ein Hadoop-Cluster von Yahoo 102,5 Terabyte in 1 Stunden und 12 Minuten sortiert (http://sortbenchmark.org)

Die Hadoop Architektur

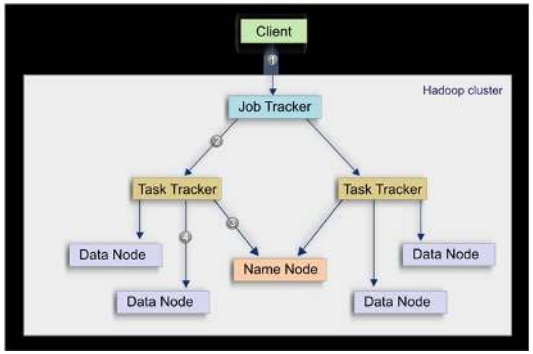


http://itsitspace.blogspot.de/2011/03/hadoop-compute-cluster-summary.html

Hadoop


HADOOP 1.0
Pig
(data flow)
Hive
(sql)
Others
(cascading)
MapReduce
(cluster resource management
& data processing)
HDFS
(redundant, reliable storage)
Übersetzung in
Map-Reduce
+ZooKeeper
+ZooKeeper
Knoten
T
A
O
Proz.
Task-Steuerung
Task
Task
Job
main()
Verteilter Datenspeicher
Verteilter Daten- und
Nachrichtenaustausch

Die Hadoop-Ablaufsteuerung



- Der **Client** überträgt Daten in HDFS. Er erfragt dabei zunächst die drei Ziel-Data-Nodes vom Name Node und speichert die Daten dann dort.
- Der **Client** überträgt einen Job an den Job Tracker und startet den Job.
- Der **Job Tracker** ermittelt über den Name Node die Position der relevanten Eingabedaten auf den Data Nodes.
- Der **Job Tracker** ermittelt freie Task Tracker Slots in der Nähe der Daten (ideal: direkt auf dem selben Slave Knoten).
- Der **Job Tracker** überträgt die Map-Tasks auf die jeweiligen Slots, zusammen mit der Information, auf welchem Split der Map-Task operiert.
- Der **Job Tracker** überträgt die Reduce-Tasks auf freie Slots. Die Anzahl der Reduce-Tasks ist frei konfigurierbar.
- Ein **Task Tracker** startet einen neuen Prozess pro übermittelten Task und führt ihn aus. Er überwacht die Tasks und informiert den Job Tacker über Erfolg und Misserfolg.
- Ein **Map Task** verarbeitet die Eingabedaten und erzeugt die Ergebnisse. Die Ergebnisse befinden sich zunächst im Hauptspeicher, werden aber zyklisch in das lokale Dateisystem (nicht HDFS) geschrieben. Die Ergebnisse werden dabei in verschiedenen Regionen (=Dateien) partitioniert. Eine Region ist genau einem Reduce Task zugeordnet. Die Partitionierung erfolgt in der Regel nach:
  `hash(key) mod <Anzahl Reduce Tasks>`
  Der Job Tracker wird über neue Regionen informiert und führt die Zuordnung zu einem Reduce Task durch.
- Ein **Reduce Task** sammelt die lokalen Zwischenergebnisse von den Map Tasks ein, sobald sie in die ihm zugeordnete Region geschrieben wurden. Dies erfolgt schon, während die Map Tasks noch laufen. Die Verarbeitung startet der Reduce Task aber erst, sobald alle Map Tasks erfolgreich beendet wurden. Die Verarbeitung im Reduce Task beginnt mit der Sortierung und Gruppierung der gesammelten Daten. Erst im Anschluss wird auf diesen Daten der eigentliche Reduce-Schritt durchgeführt. Ausgaben des Reduce Tasks werden einer Ausgabedatei in HDFS angehängt.

Ein Map Task wird in Hadoop über die Schnittstelle Mapper implementiert.

```
public class Mapper<KEYIN, VALUEIN, KEYOUT, VALUEOUT> {

  void map (KEYIN key, VALUEIN value, Context context){
    context.write((KEYOUT) key, (VALUEOUT) value);
  }

}
```

- Eingabe- und Ausgabe-Datentypen werden mittels Generics an den Mapper gebunden.
- Schlüssel-Typen müssen dabei **WritableComparable** und Wert-Typen **Writable** implementieren. Hadoop stellt eine Reihe an Standard-Datentypen zur Verfügung, die diese Schnittstellen implementieren. Die Java-Standard-Typen sind hier nicht einsetzbar.
- Das Splitting und die De-Serialisierung der Eingabedaten, sowie die Serialisierung und Partitionierung der Ausgabedaten erfolgt „by magic“ im MapReduce Framework. Das Verhalten kann jedoch über Implementierung entsprechender Schnittstellen angepasst werden.
- Über das übergebene **Context**-Objekt können die Zwischenergebnisse übermittelt werden.

Ein Reduce Task wird in Hadoop über die Schnittstelle Reducer implementiert.

```
public class Reducer<KEYIN, VALUEIN, KEYOUT, VALUEOUT> {

  void reduce (KEYIN key, Iterable<VALUEIN> values, Context context){
   for (VALUEIN value : values) {
     context.write((KEYOUT) key, (VALUEOUT) value);
   }
  }

}
```

- Eingabe- und Ausgabe-Datentypen werden analog zum Mapper über Generics gebunden. Es gelten dabei dieselben Regeln.
- Die Bereitstellung der Eingabedaten inkl. Sortierung und Gruppierung sowie die Serialisierung der Ausgabedaten erfolgt im MapReduce Framework „by magic“. Das Verhalten kann jedoch über Implementierung entsprechender Schnittstellen angepasst werden.
- Über das übergebene **`Context`**-Objekt können die Endergebnisse übermittelt werden.

Mit Pig und Hive stehen High-Level Abfragesprachen auf Basis MapReduce zur Verfügung.

Das Wordcount-Beispiel mit Pig (http://pig.apache.org):

```
lines = LOAD '../data/words.txt' USING TextLoader() AS (sentence:chararray);
words = FOREACH lines GENERATE FLATTEN(TOKENIZE(sentence)) AS word;
groupedWords = GROUP words BY word;
counts = FOREACH groupedWords GENERATE group, COUNT(words);
STORE counts INTO 'output/wordcounts' USING PigStorage();
```

Das Wordcount-Beispiel mit Hive (http://hive.apache.org):

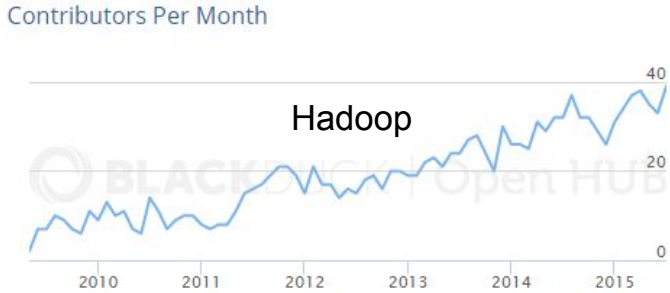
```
create table textlines(text string);

load data local inpath 'C:\work\ClearPoint\Data20\data\words.txt' overwrite into table textlines;

create table words(word string);

insert overwrite table words select explode(split(text, '[ \t]+')) word from textlines;

select word, count(*) from words group by word;
```

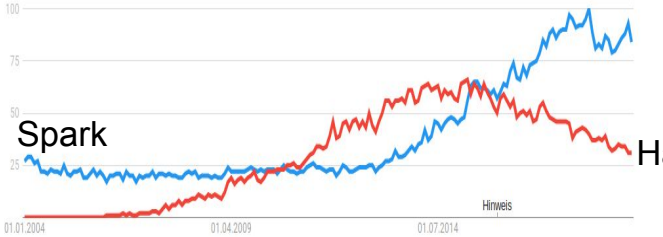
Apache Spark

Spark läuft Hadoop deutlich den Rang ab.

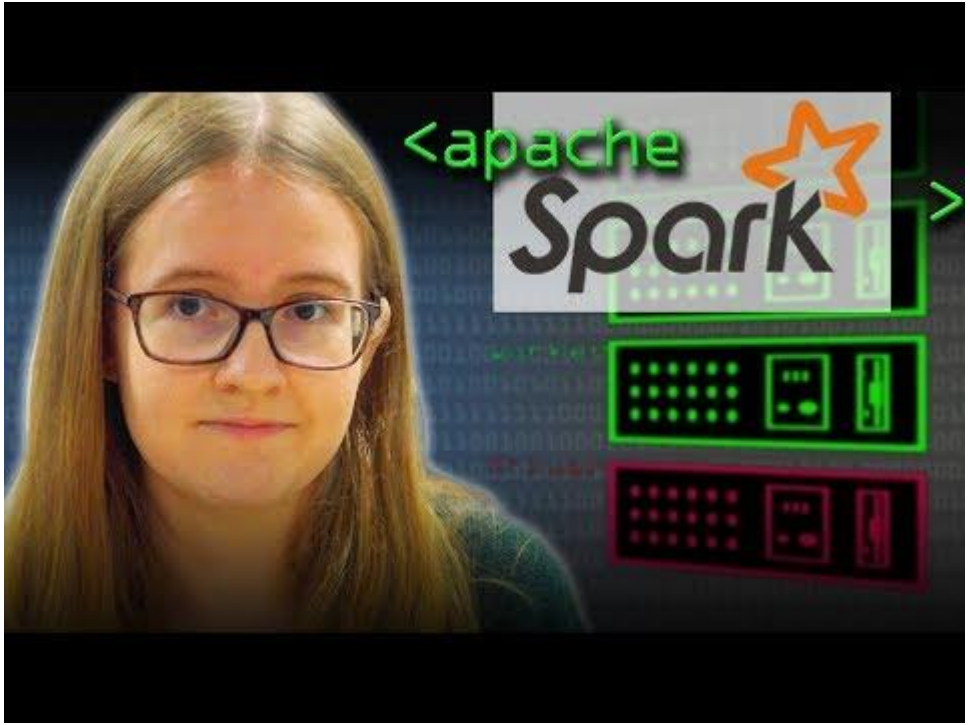
	Hadoop MR Record	Spark Record	Spark 1 PB
Data Size	102.5 TB	100 TB	1000 TB
Elapsed Time	72 mins	23 mins	234 mins
# Nodes	2100	206	190
# Cores	50400 physical	6592 virtualized	6080 virtualized
Cluster disk throughput	3150 GB/s (est.)	618 GB/s	570 GB/s
Sort Benchmark Daytona Rules	Yes	Yes	No
Network	dedicated data center, 10Gbps	virtualized (EC2) 10Gbps network	virtualized (EC2) 10Gbps network
Sort rate	**1.42 TB/min**	**4.27 TB/min**	**4.27 TB/min**
Sort rate/node	**0.67 GB/min**	**20.7 GB/min**	**22.5 GB/min**

http://sortbenchmark.org





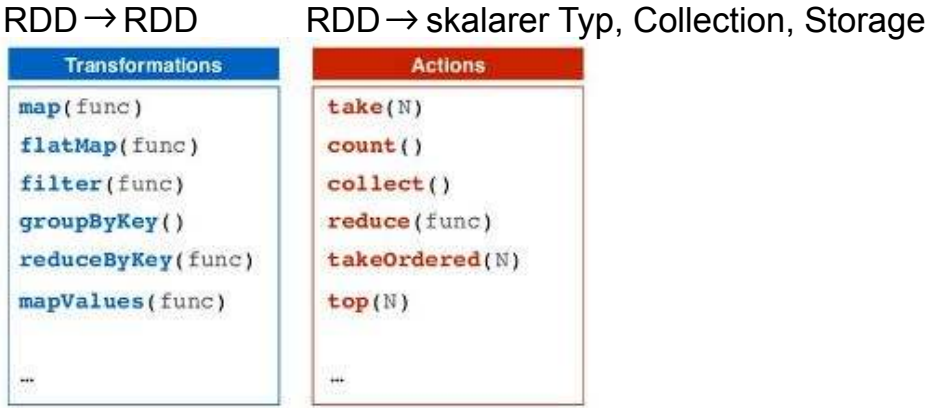
Resilient Distributed Dataset



https://www.youtube.com/watch?v=tDVPcqGpEnM

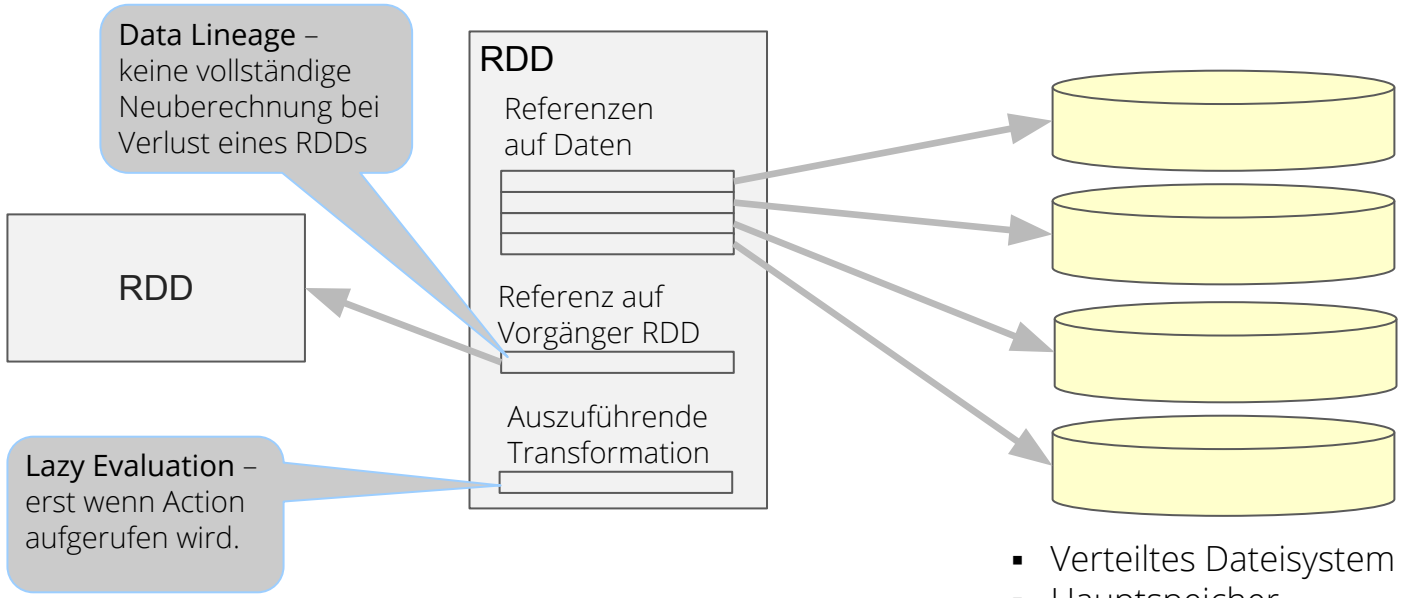
Die Resilient Distributed Dataset (RDD) Datenstruktur ist die Abstraktion des Spark Cores.

Eine RDD ist in der Außensicht ein klassischer Collection-Typ mit Transformations- und Aktionsmethoden.



Quelle: http://www.bogotobogo.com/Hadoop/BigData_hadoop_Apache_Spark_Programming_Model_RDD.php

Die Anatomie eines RDDs



Daten mit Spark verarbeiten: Mehr als Map und Reduce

Filter

```
val numAs = logData.filter(line => line.contains("a")).count()
val numBs = logData.filter(line => line.contains("b")).count()
val numABs = logData.filter(line => line.contains("a"))
          .filter(line => line.contains("b")).count()
```

Map

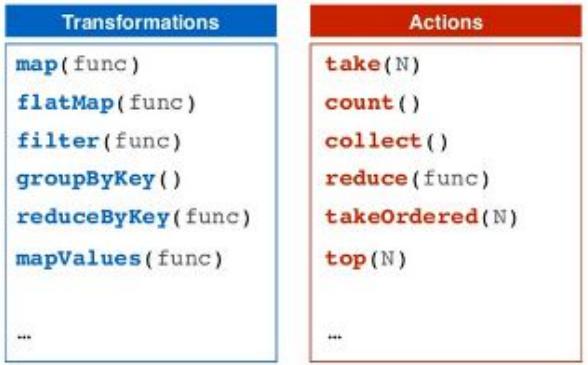
```
val lengths = logData.map(line => line.length)
```

Reduce

```
val maxLength = lengths.reduce(Math.max)
```

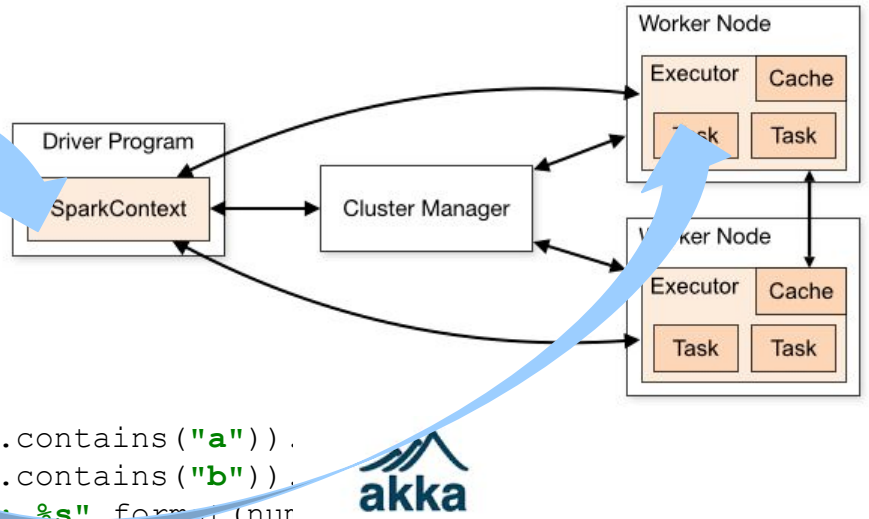
Sort

```
val sorted = logData.sortBy(l => l.length)
```



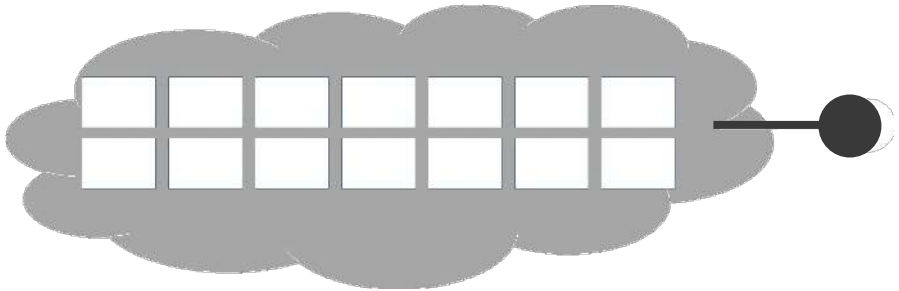
Wie funktioniert das?

```
/* SimpleApp.scala */
import org.apache.spark.SparkContext
import org.apache.spark.SparkConf


object SimpleApp {
  def main(args: Ar[String]) {
    val logFile = "UR_SPARK_HOME/README.m
    val conf = new SparkConf().setAppName("
    val sc = new SparkContext(conf)
    val logData = sc.textFile(logFile, 2).c
    val numAs = logData.filter(line => line.contains("a")).
    val numBs = logData.filter(line => line.contains("b")).
    println("Lines with a: %s, Lines wi %s" format(nur
  }
}
```



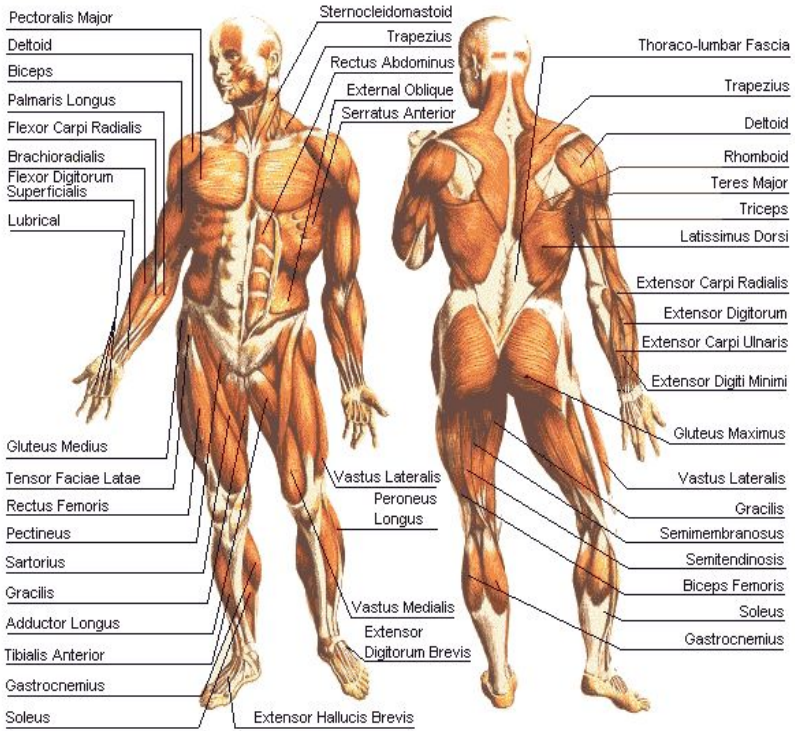
Big Data Datenbanken

Welche Lösungen gibt es dafür im Cloud Computing?



- Big Data Engines (low level)
  - MapReduce
  - RDD (Resilient Distributed Dataset)
- Big Data Datenbanken (high level)
  - NoSQL Datenbanken
  - NewSQL Datenbanken (NoSQL + SQL)
- Verteilte Dateisysteme
- In-Memory Data Grids / Elastic Memory

Die Anatomie von Big Data Datenbanken

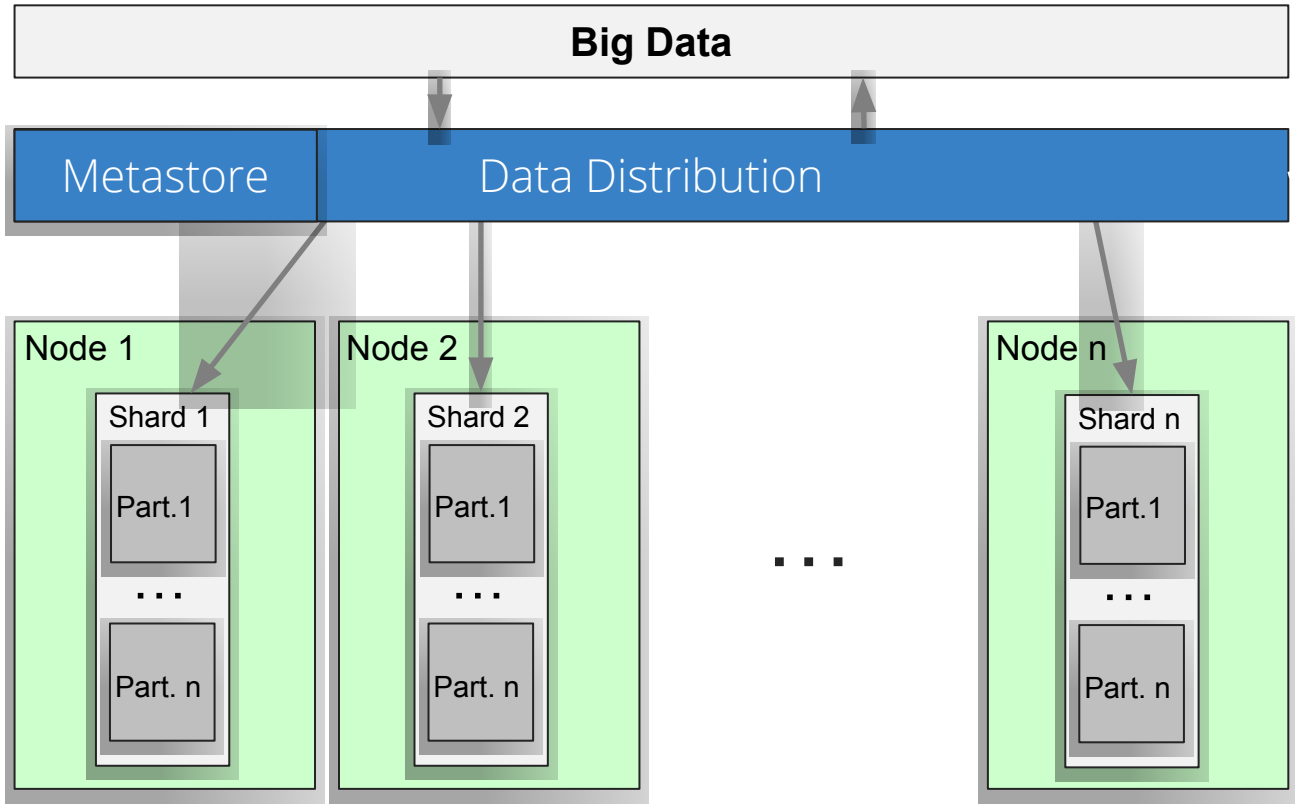


Query Distribution

Data Distribution

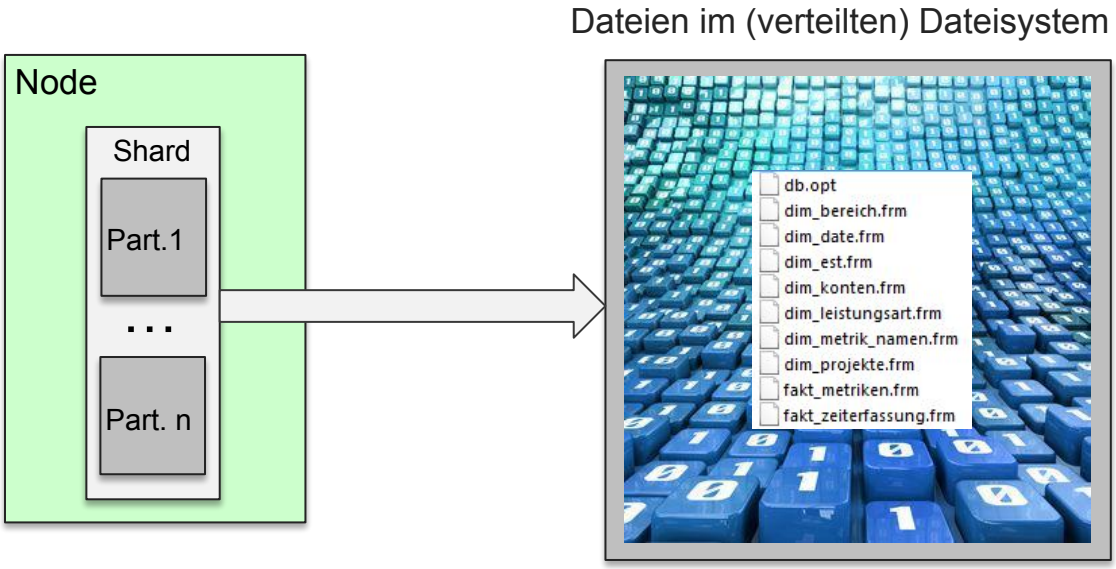
Data Persistence

Sharding and Partitioning: Verteilung und Stückelung von großen Datenmengen

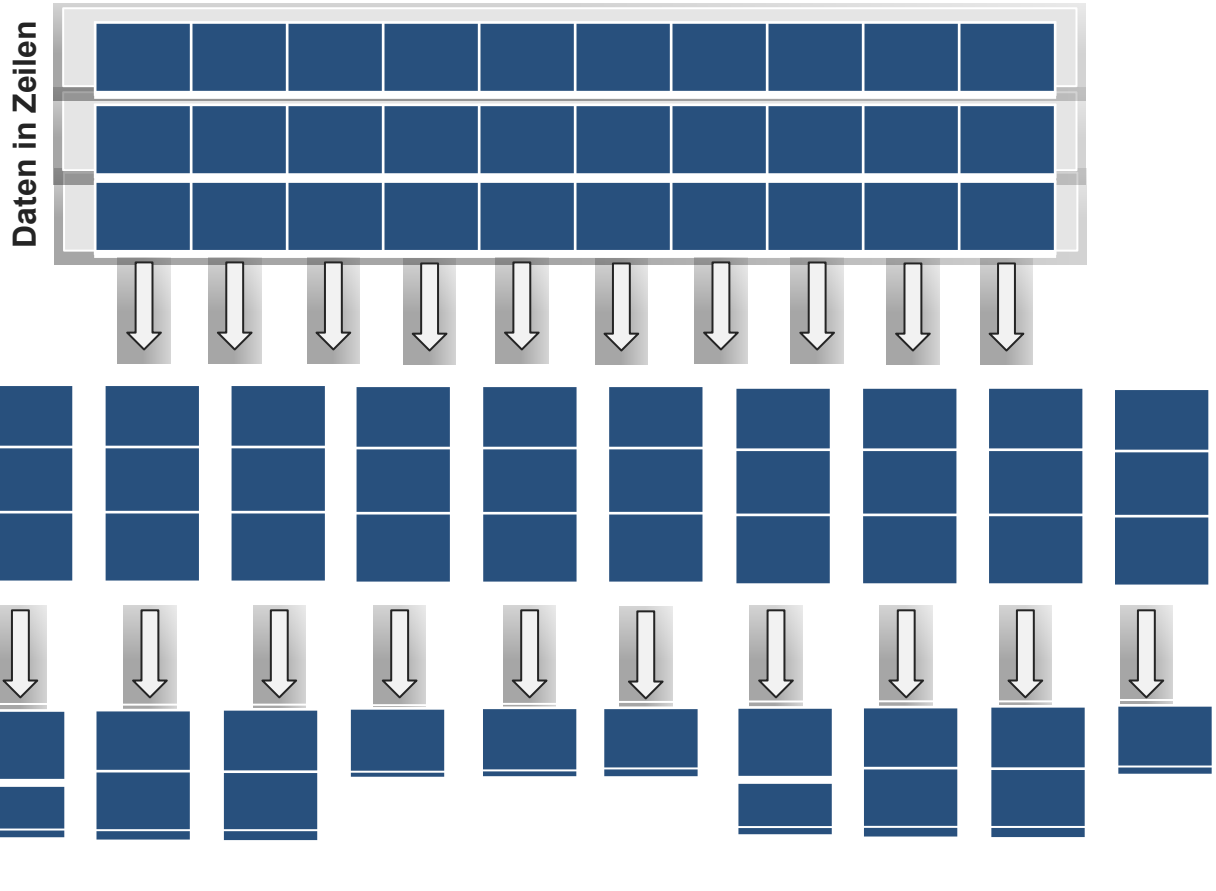


(Re-) Sharding- und Partitioning-Funktion:
f(Daten)→ Shard
f(Daten)→ Partition.
+ Replikationsstrategie.
+ Konsistenzstrategie.

Wie werden große Datenmengen technisch so gespeichert, dass eine schnelle Scan-Geschwindigkeit erreicht wird?



Spalten-orientierte Datenspeicherung



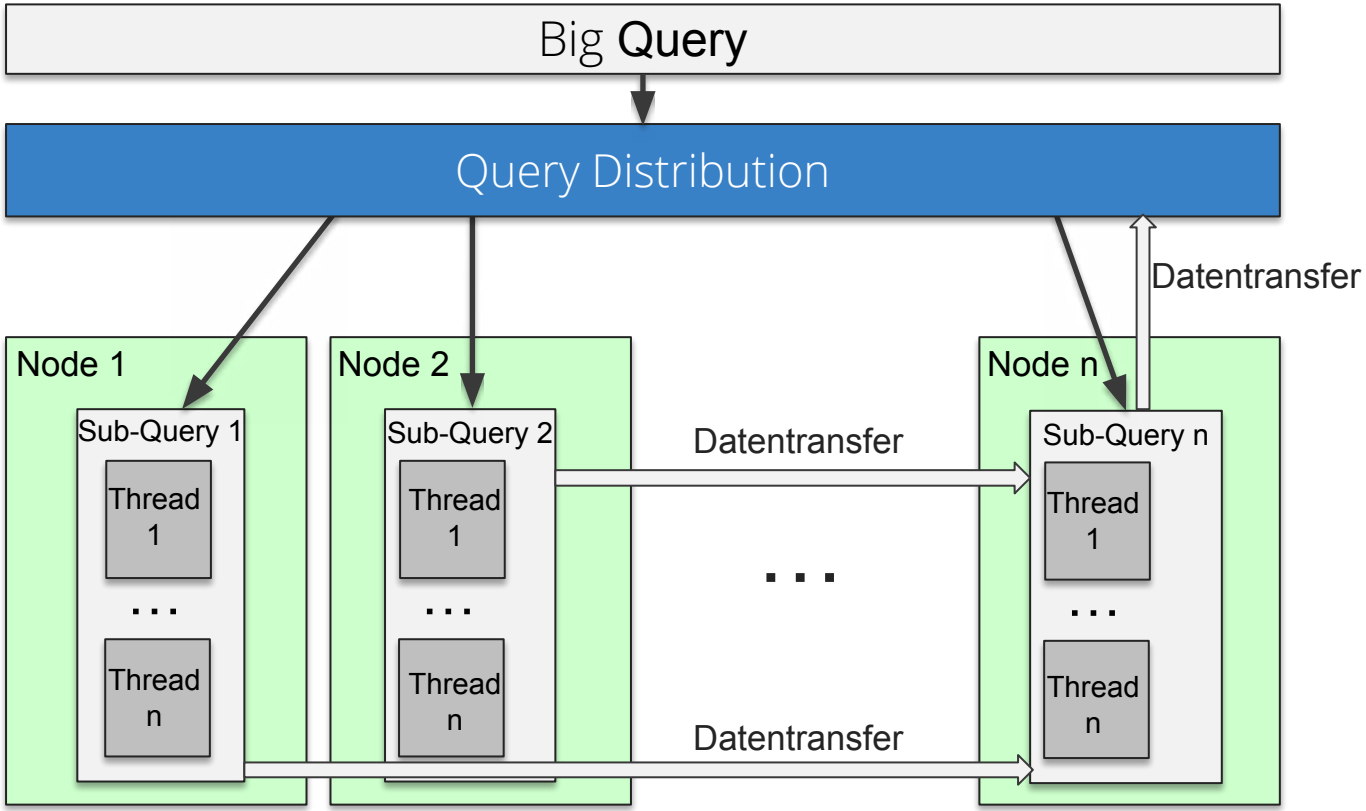
Beispiele für Datenformate:
Apache Parquet (on Disk) &
Apache Arrow (in Memory)

The fastest I/O is the one that never takes place: Es werden nur diejenigen Spalten gelesen, die benötigt werden (gerade bei breiten Tabellen wichtig)

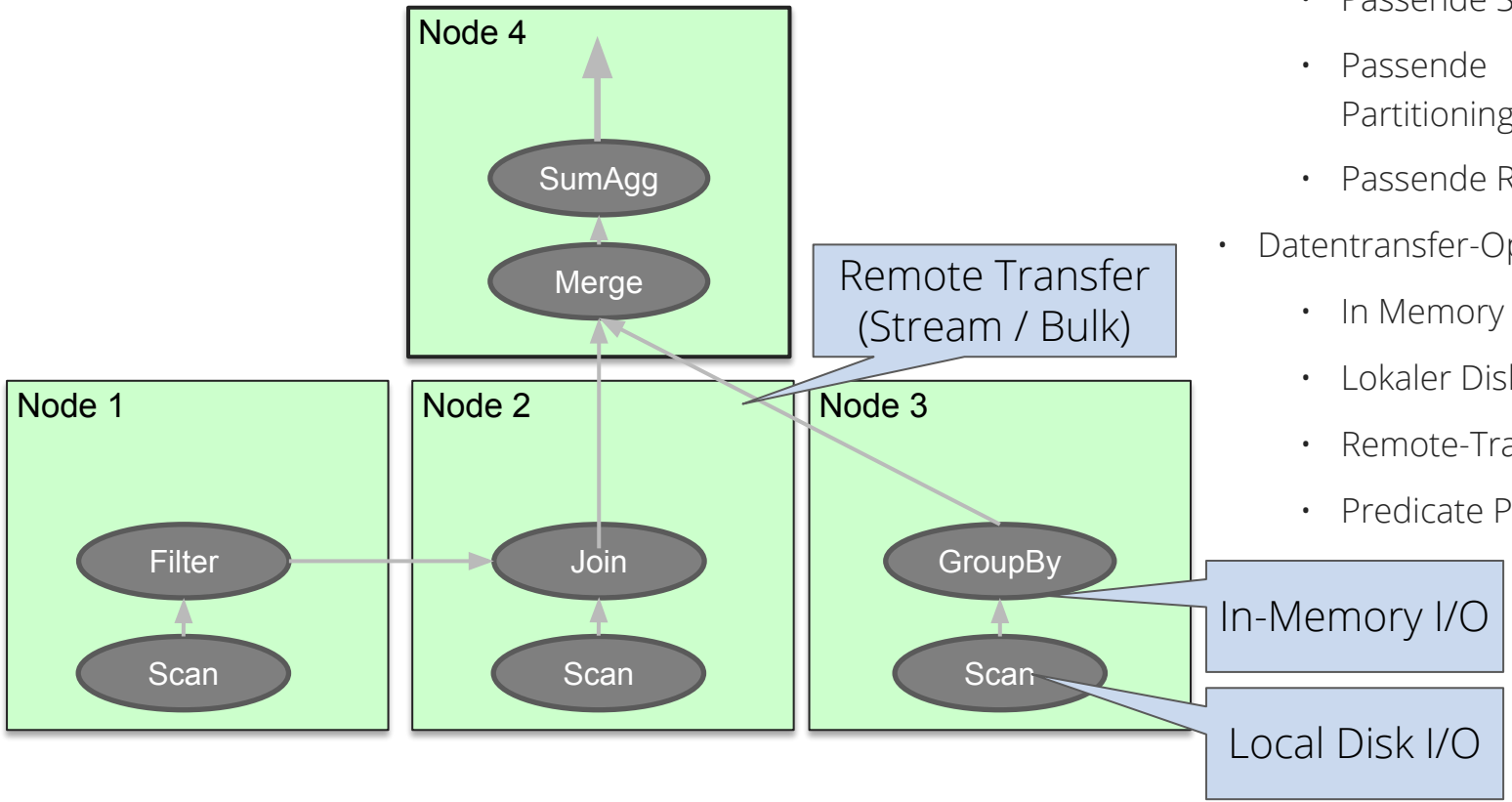
Kompression (funktioniert bei Spalten besser als bei Zeilen):
- Datentyp-spezifisch (z.B. Dictionaries)
- Allgemein (z.B. Snappy)

+ ggF. Spalten-Index

Verteilte und parallelisierte Ausführung von Abfragen



Ein verteilter Ausführungsplan: Ein azyklischer Funktionsgraph



- Logik folgt den Daten
  - Passende Sharding-Funktion
  - Passende Partitioning-Funktion
  - Passende Replikation
- Datentransfer-Optimierung:
  - In Memory vor …
  - Lokaler Disk I/O vor …
  - Remote-Transfer.
  - Predicate Pushdown.

Verteilte Datenbanken

- Apache Cassandra (Wide column store, Tables & Rows)
- Google Bigtable (Wide column store, no relational model)
- Couchbase (document oriented)
- CrateDB (document oriented)
- Amazon DynamoDB (Key-Value)
- Apache HBase (OSS-Implementierung von Bigtable)
- MongoDB (document oriented)
- LinkedIn Voldemort (Key-Value)
- Google Spanner (almost relational, Tables & Rows)
- CockroachDB (OSS-Implementierung von Spanner)