QAWARE SOFTWARE ENGINEERING

Cloud Computing

Kapitel 9: Big Data

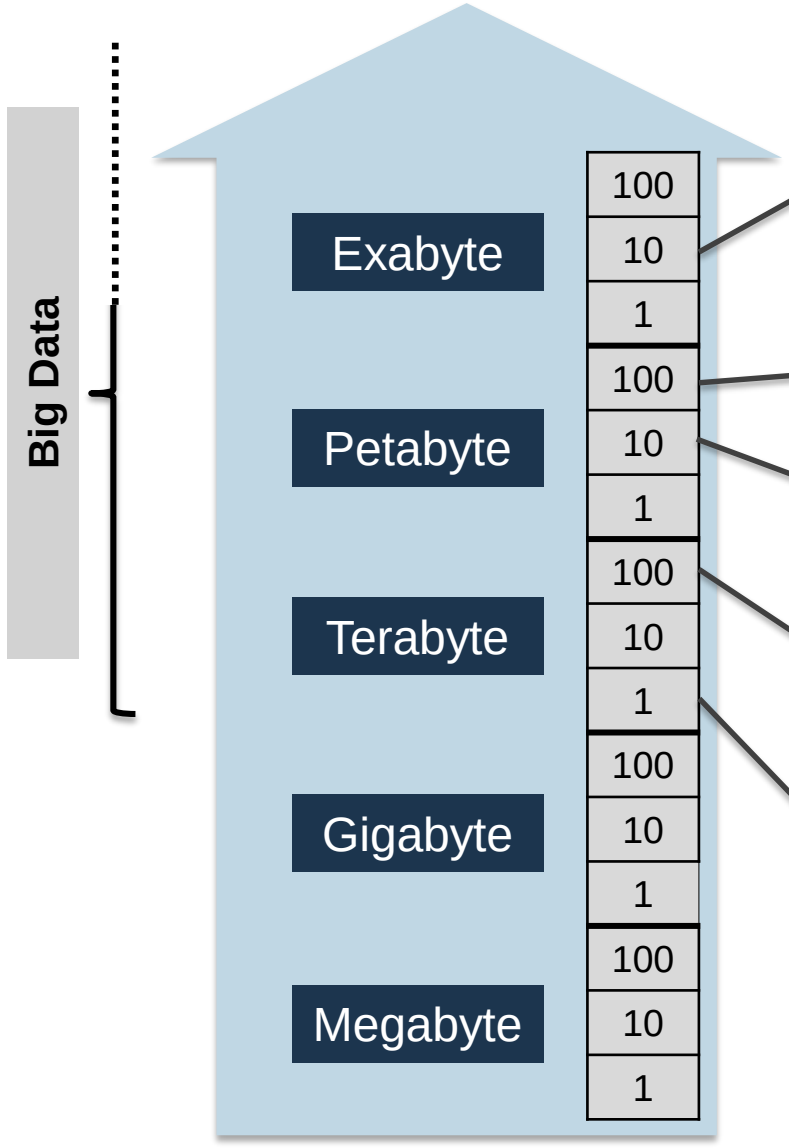
Dr. Josef Adersberger

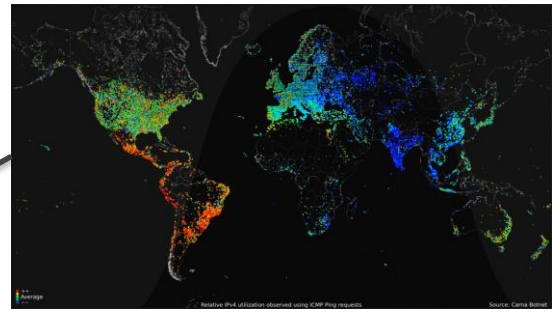
Big Data

Big Data

Verarbeitung großer Datenmengen durch:

- verteilte und hochgradig parallelisierte Verarbeitung. (diese Vorlesung)
- verteilte und effizient organisierte Datenablagen. (nächste Vorlesung)



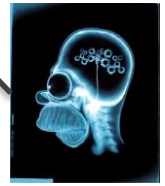


Das Internet

Facebook

Alle Schriften der Menschheit

Der Google Index



Speichervermögen des menschlichen Gehirns

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)* ➔ *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));
    }
}
```

- 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.

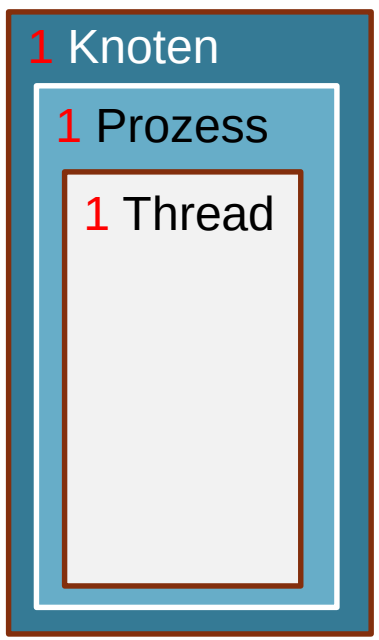
- Eine Funktion ist die Abbildung von Eingabedaten auf Ausgabedaten:
  f(E) ➔ *A*
  Eine Funktion ändert die Eingabedaten dabei nicht.

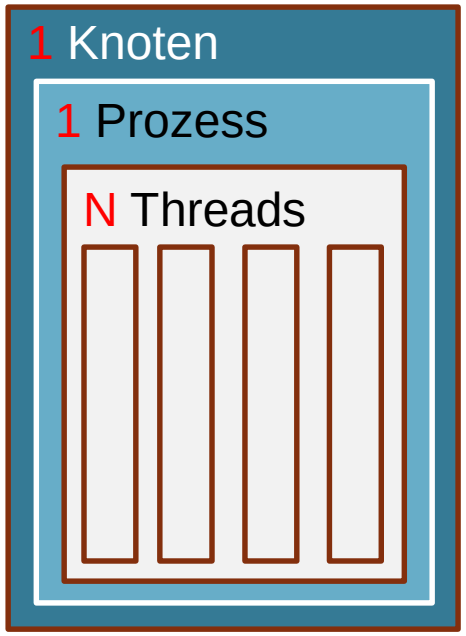
- Funktionen sind idempotent:
  - Sie erzeugen neben den Ausgabedaten keine weiteren Seiteneffekte.

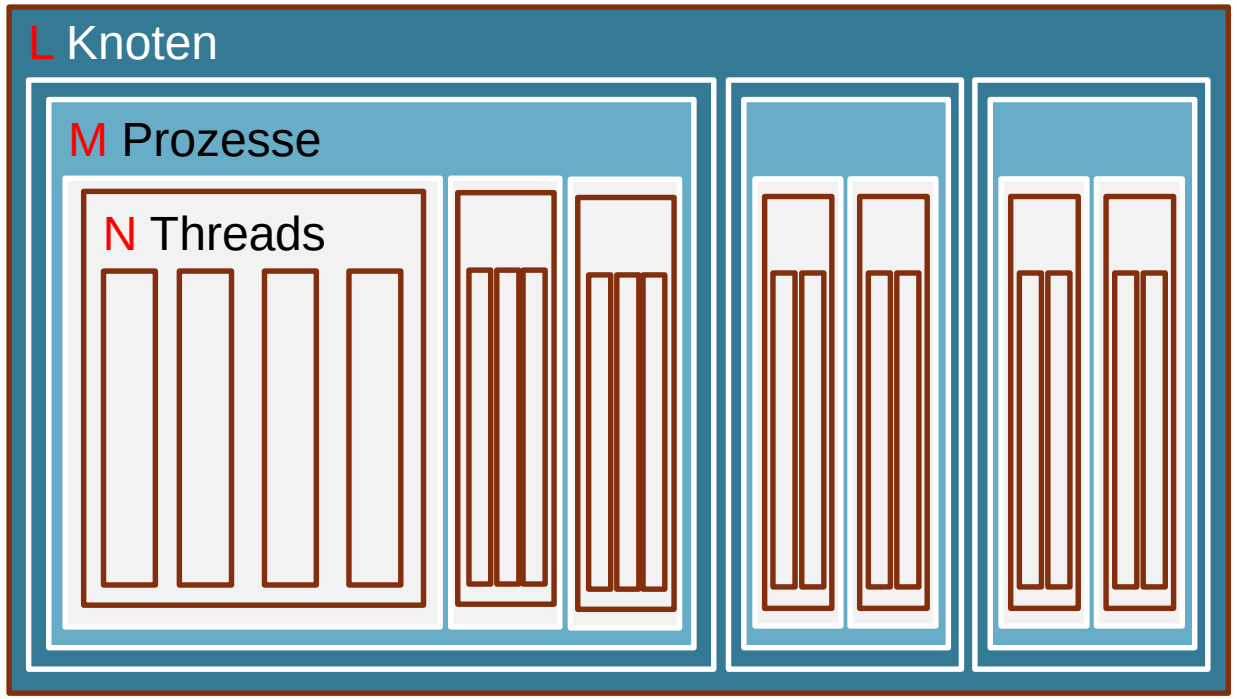
    ➔ Funktionen sind somit ideal parallelisierbar und zur Beschreibung von Tasks geeignet.
  - Sie erzeugen für die gleichen Eingabedaten auch stets die gleichen Ausgabedaten.

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

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. Die vier Paradigmen der Parallelität im Großen:

Folgt aus Datenmenge im Vergleich zur Programmgröße

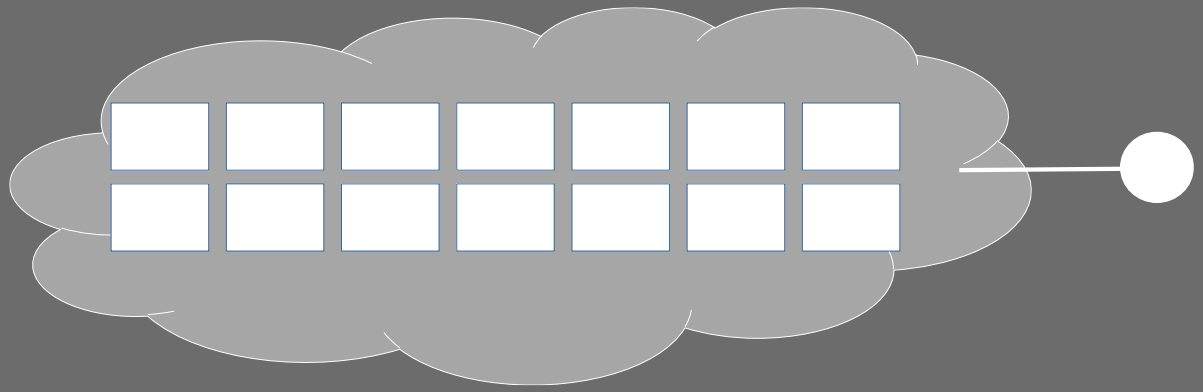
Das Grundprinzip von paralleler Verarbeitung.

Folgt aus Praxisanforderung: Viele Knoten bedeutet viele Ausfallmöglichkeiten

Folgt aus potenziell großer Datenmenge und Verarbeitungs-geschwindigkeit

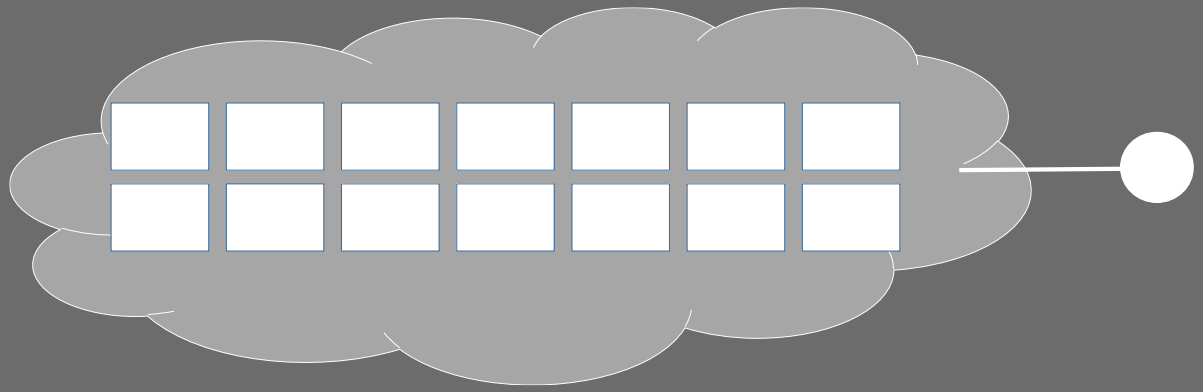
1. Die Logik folgt den Daten.
2. Falls Datentransfer notwendig, dann so schnell wie möglich: In-Memory vor lokaler Festplatte vor Remote-Transfer.
3. Parallelisierung über *Tasks* (seiteneffektfreie Funktionen) und *Jobs* (Ausführungsvorschrift für Tasks) sowie entsprechend partitionierter Daten (*Shards*).
4. Design for Failure: Ausführungsfehler als Standardfall ansehen und verzeihend und kompensierend sein.

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

Welche Lösungen gibt es dafür im Cloud Computing?



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

Das MapReduce Programmiermuster

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.

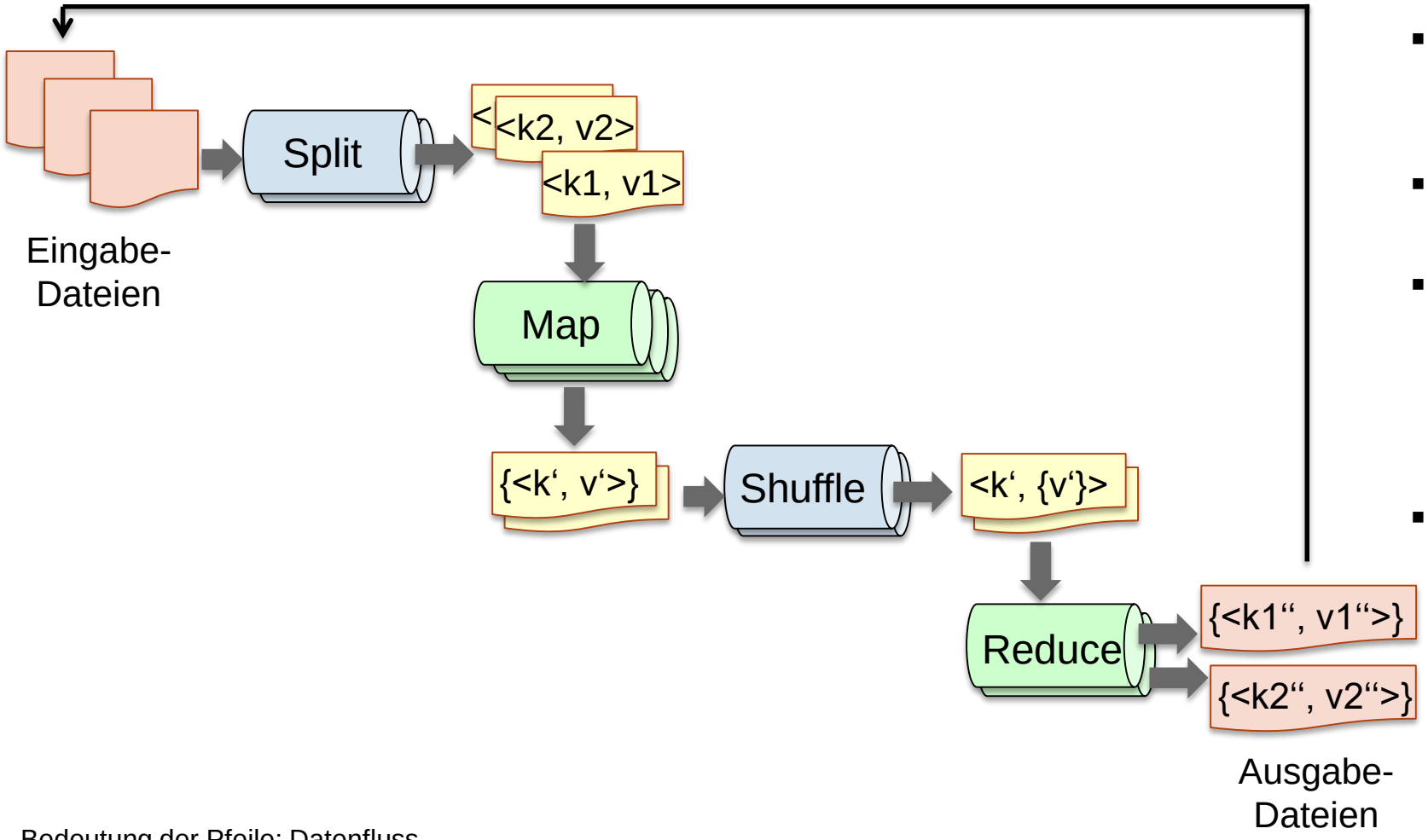
  Signatur: **`map`**`(k, v)` ➔ `list(<k', v'>)`

- 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'>)|`

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

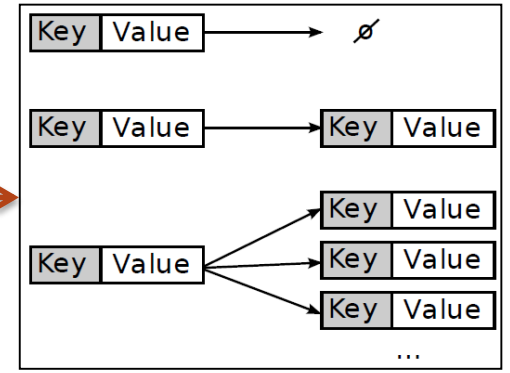


- **Split**: Parallelisierbare Aufteilung der Eingabedaten bei beliebiger Partitionierung.
- **Map**: Pro Eingabe-Tupel ein paralleler Map-Job möglich.
- **Shuffle**: Standardmäßig nicht parallel. Nach Vor-Sortierung in der Map-Phase per Hash auf den Schlüssel jedoch parallelisierbar pro Schlüssel-Hash.
- **Reduce**: Pro Schlüssel aus dem Zwischenergebnis nach der Map-Phase ein paralleler Reduce-Job möglich.

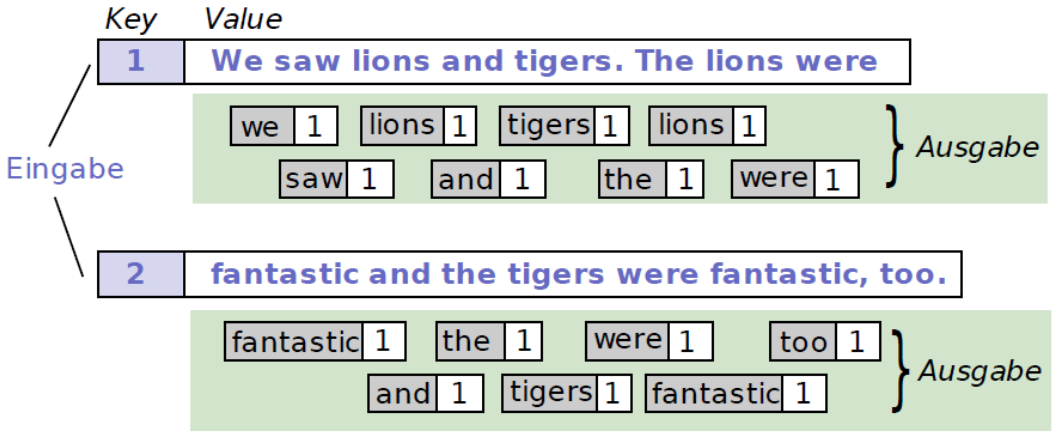
Bedeutung der Pfeile: Datenfluss

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



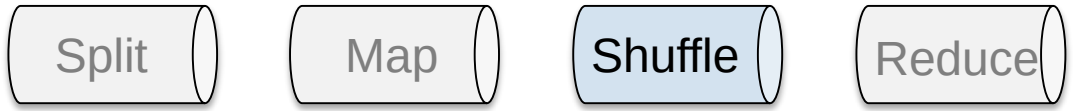
Ein- und Ausgabe der Map-Phase:



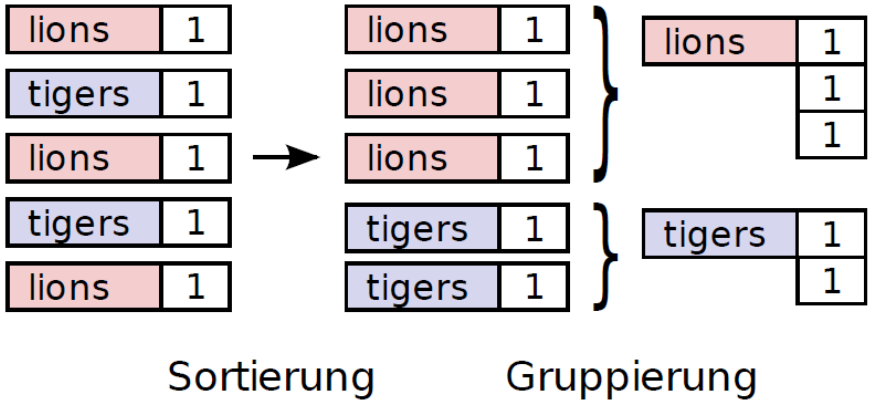
Pseudocode Map-Phase:

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

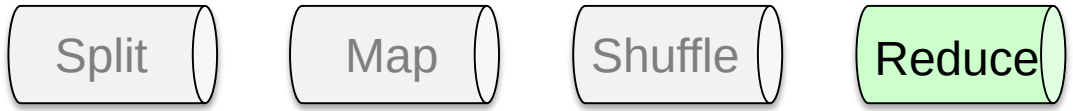
Die Shuffle-Phase



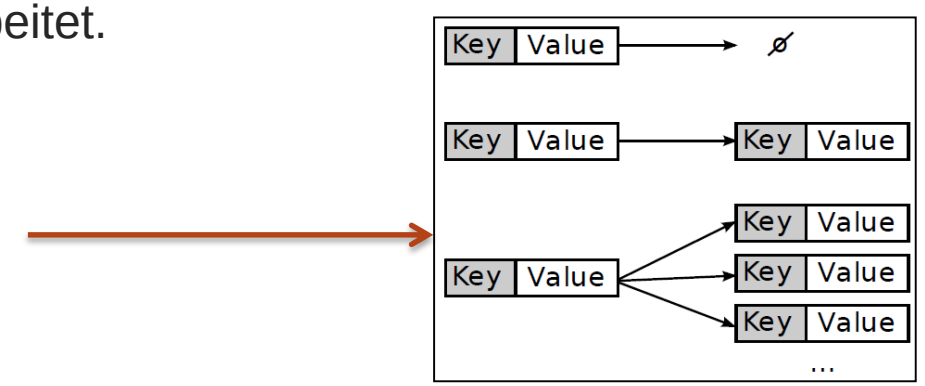
- Verarbeitung der Ergebnisse aus der Map-Phase.
- Ausgaben aus der Map-Phase werden entsprechend ihrem Schlüssel sortiert und gruppiert.
- Im Standard-Fall ist die Shuffle-Phase nicht parallelisiert.
- Sie kann jedoch mittels einer Vor-Sortierung in der Map-Phase über eine Partitionierungsfunktion (z.B.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



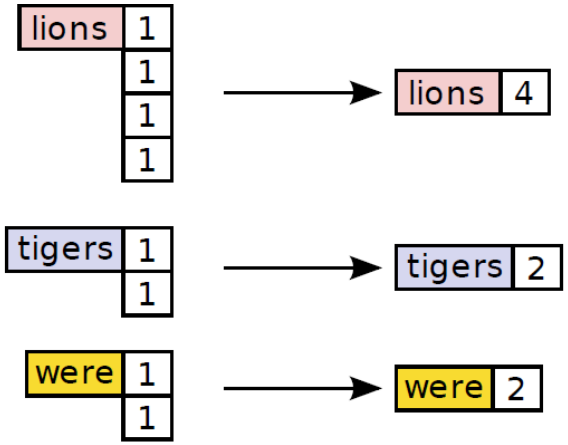
Die Reduce-Phase



- 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:



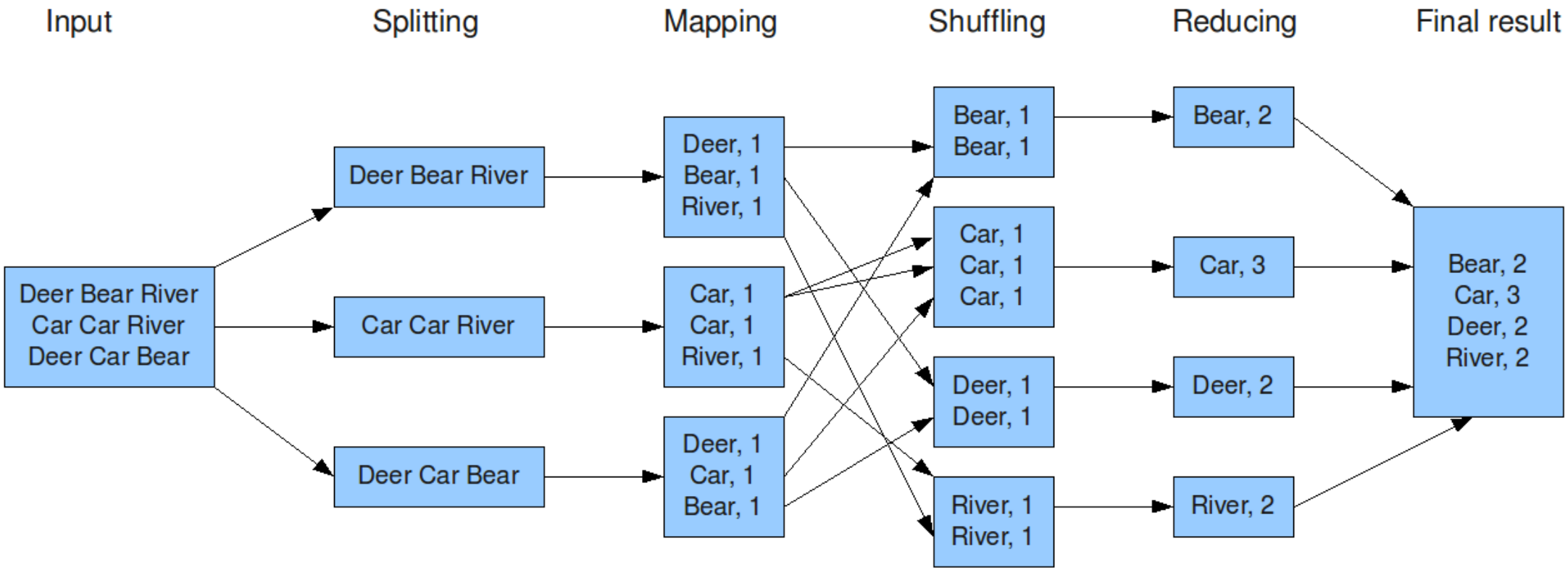
Ein- und Ausgabe der Reduce-Phase:



Pseudocode Reduce-Phase:

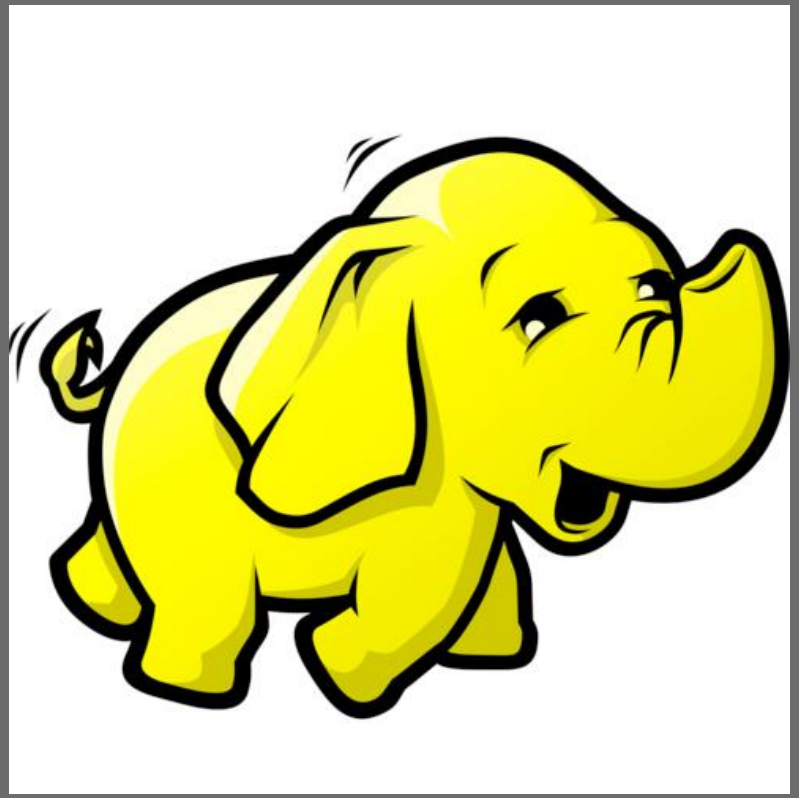
```
reduce(String key, Iterator values):
  // key: a word
  // values: a list of counts
  for each value in values:
    result += ParseInt(value);
  Emit(AsString(key + ',␣' + result));
```

Übersicht über alle Phasen



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

Hadoop



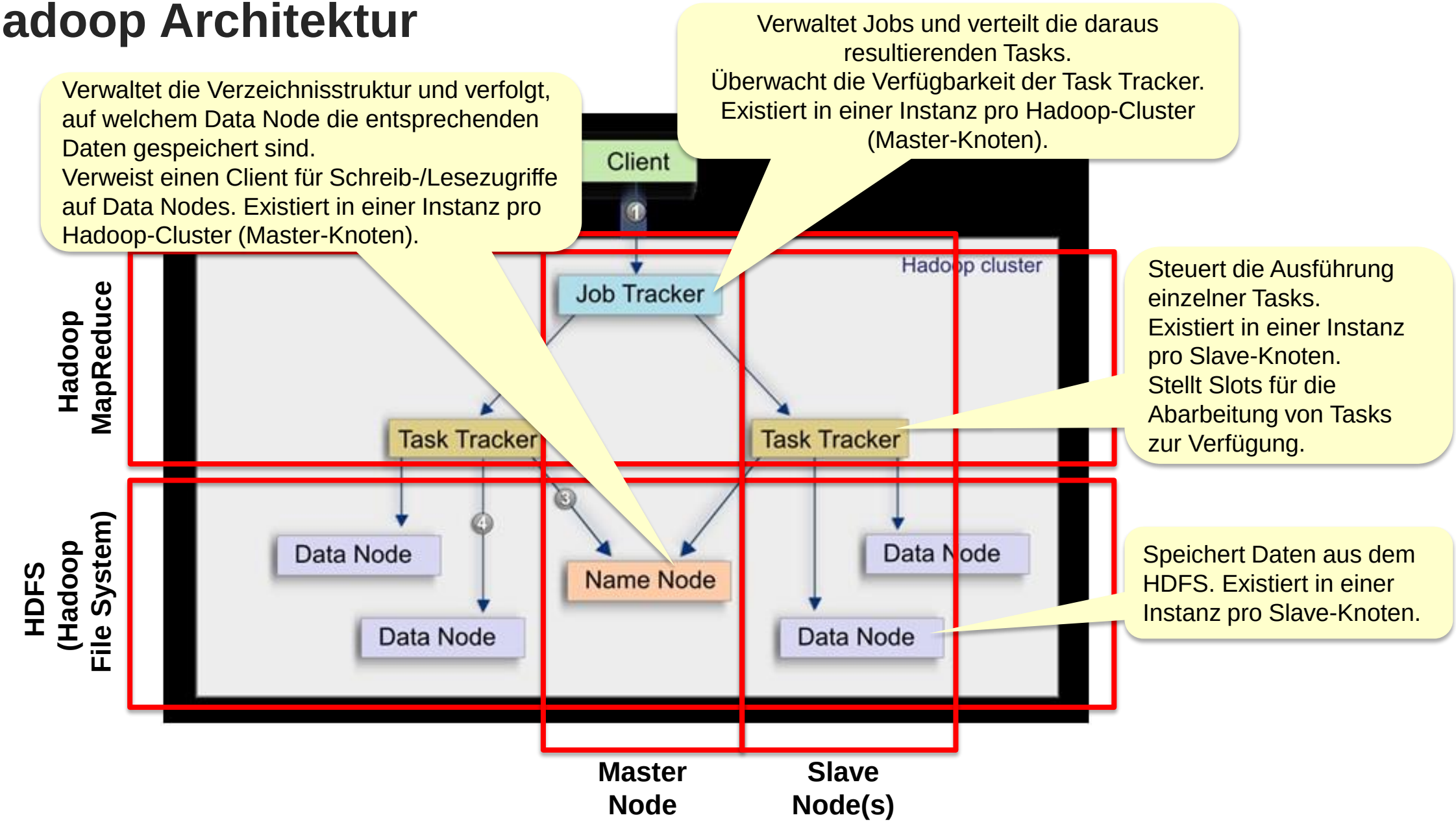
„Open source platform for reliable, scalable, distributed computing.”

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 Juli 2009 hat ein Hadoop-Cluster von Yahoo 100 Terabyte in 2 Stunden und 53 Minuten sortiert (http://sortbenchmark.org)

Die Hadoop Architektur



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

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);
    }
  }
}
```

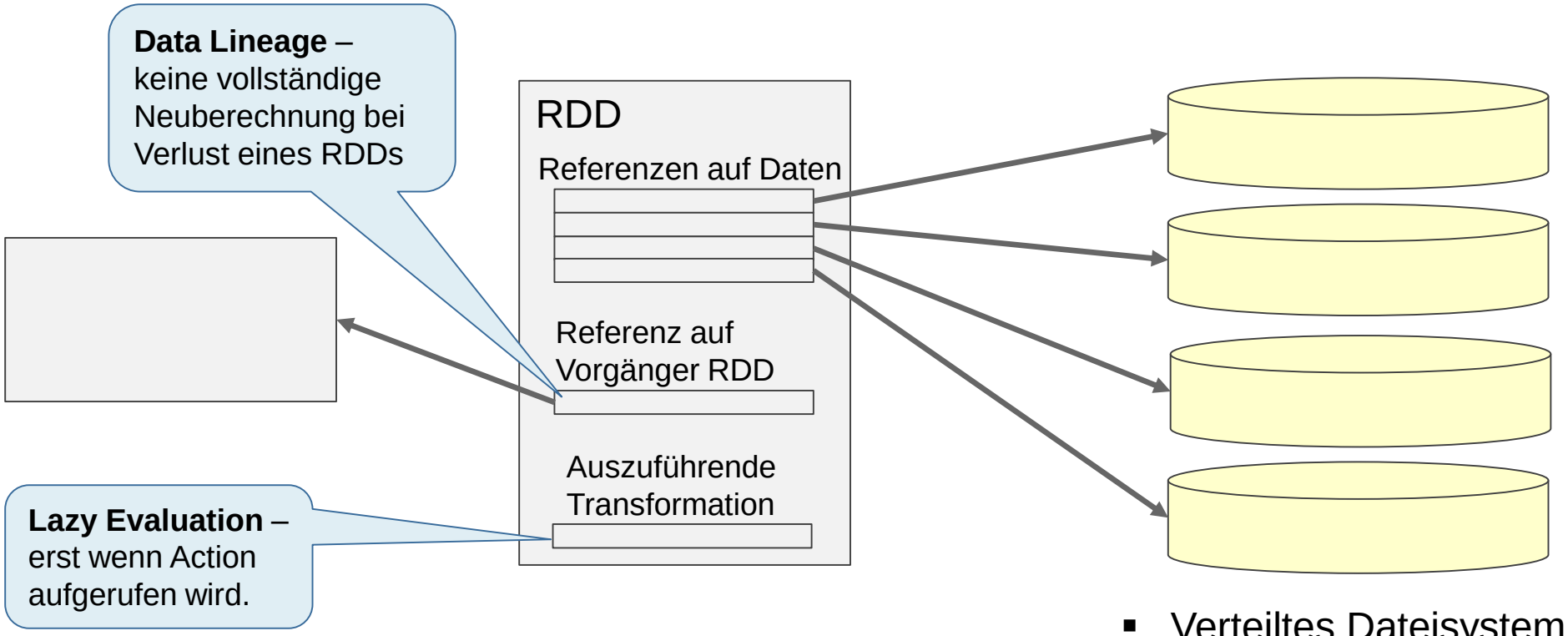
- Eingabe- und Ausgabe-Datentypen werden analog zum Mapper über Generics gebunden. Es gelten dabei die selben Regeln.
- Die Bereitstellung der Eingabedaten inkl. Sortierung und Gruppierung sowie die Serialisierung der Ausgabedaten erfolgt im MapReduce Framework „by magic“. Das Verhalten kann jedoch über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

Die Resilient Distributed Dataset (RDD) Datenstruktur

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.



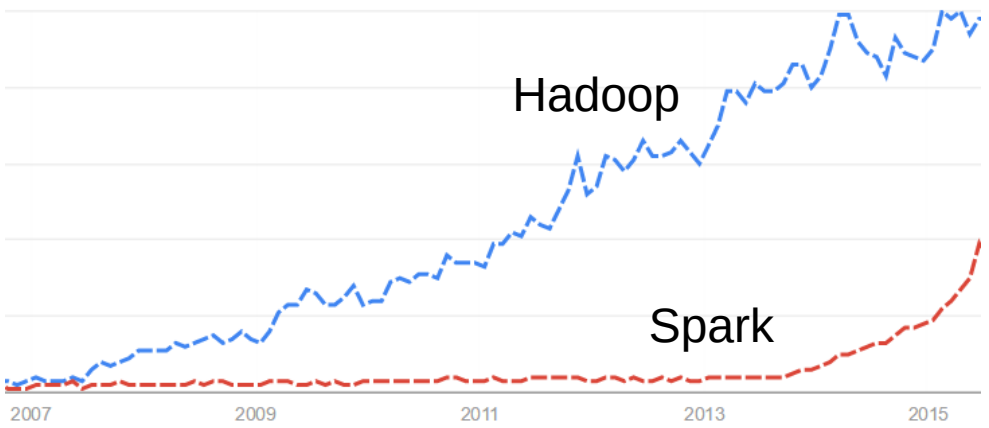
- Verteiltes Dateisystem
- Hauptspeicher
- Beliebiger anderer Datenspeicher

Apache Spark

Spark läuft Hadoop aktuell 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



Daten 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

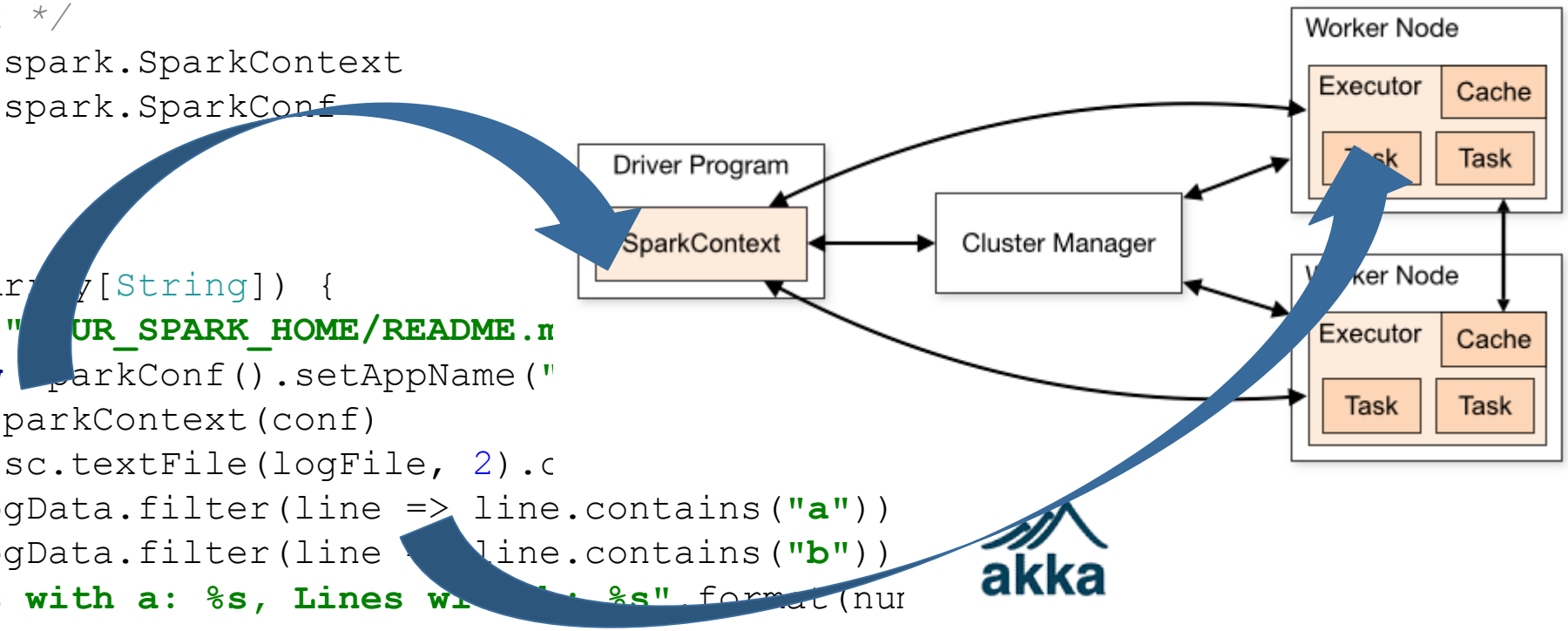
```
val sorted = logData.sortBy(l => l.length)
```

Transformations	Actions
map(func)	take(N)
flatMap(func)	count()
filter(func)	collect()
groupByKey()	reduce(func)
reduceByKey(func)	takeOrdered(N)
mapValues(func)	top(N)
…	…

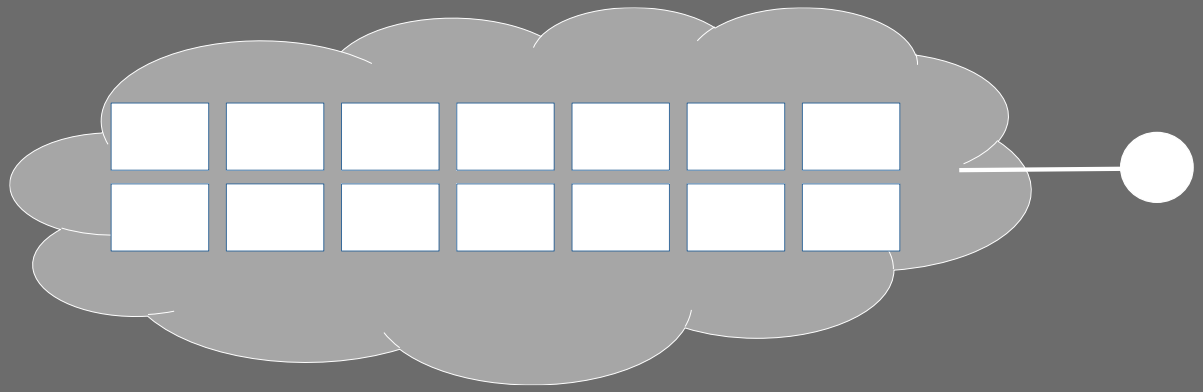
Wie funktioniert das?

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


object SimpleApp {
  def main(args: Array[String]) {
    val logFile = "YOUR_SPARK_HOME/README.md"
    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
  }
}
```

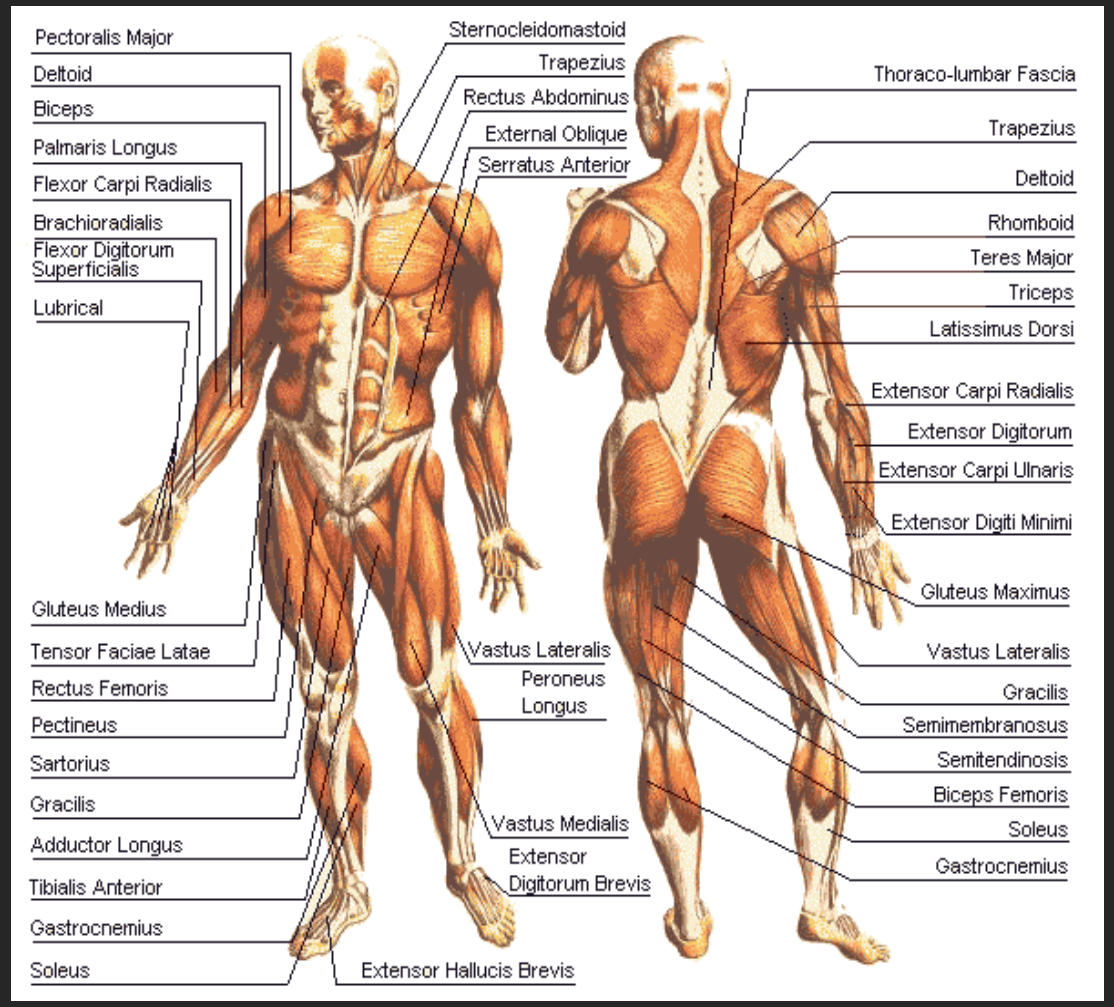


Welche Lösungen gibt es dafür im Cloud Computing?



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

Die Anatomie von Big Data Datenbanken

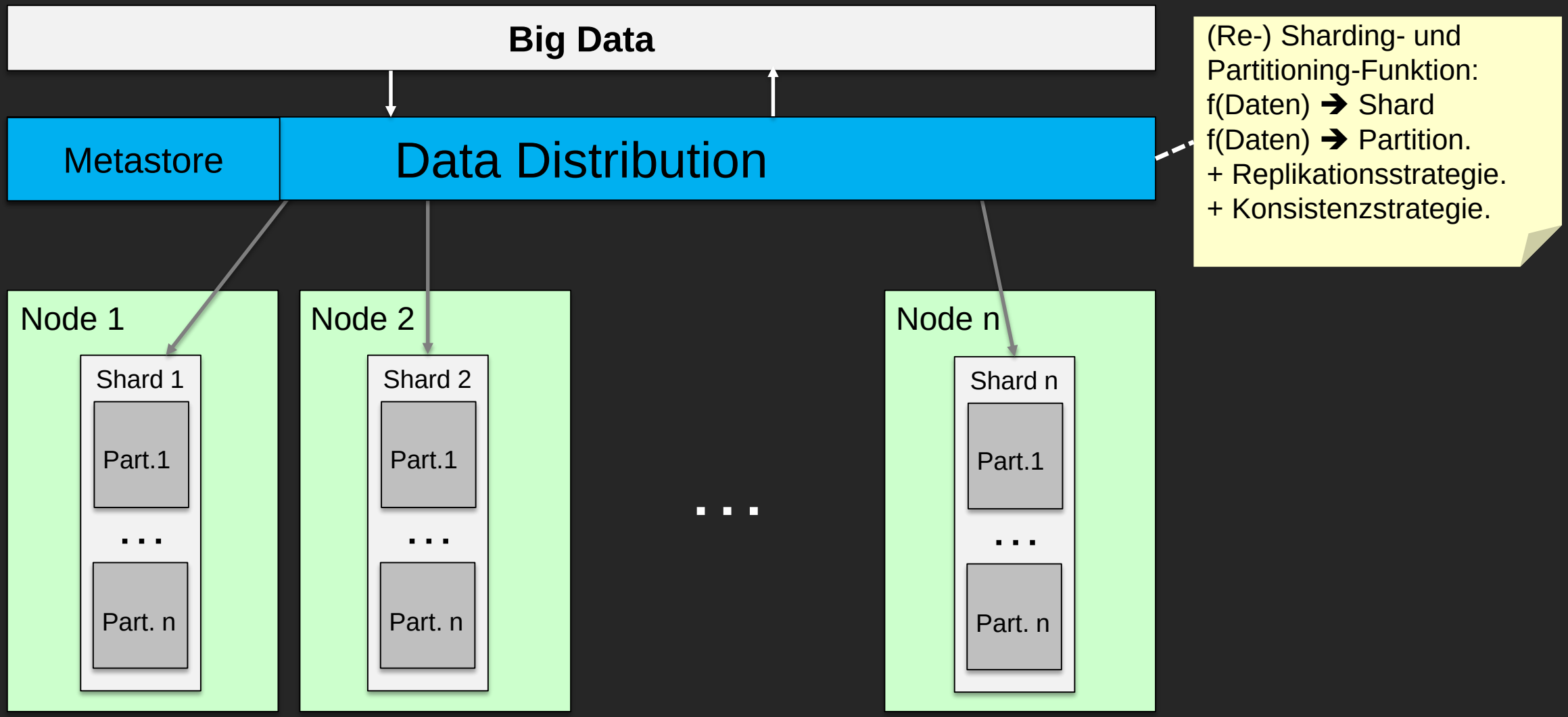


Query Distribution

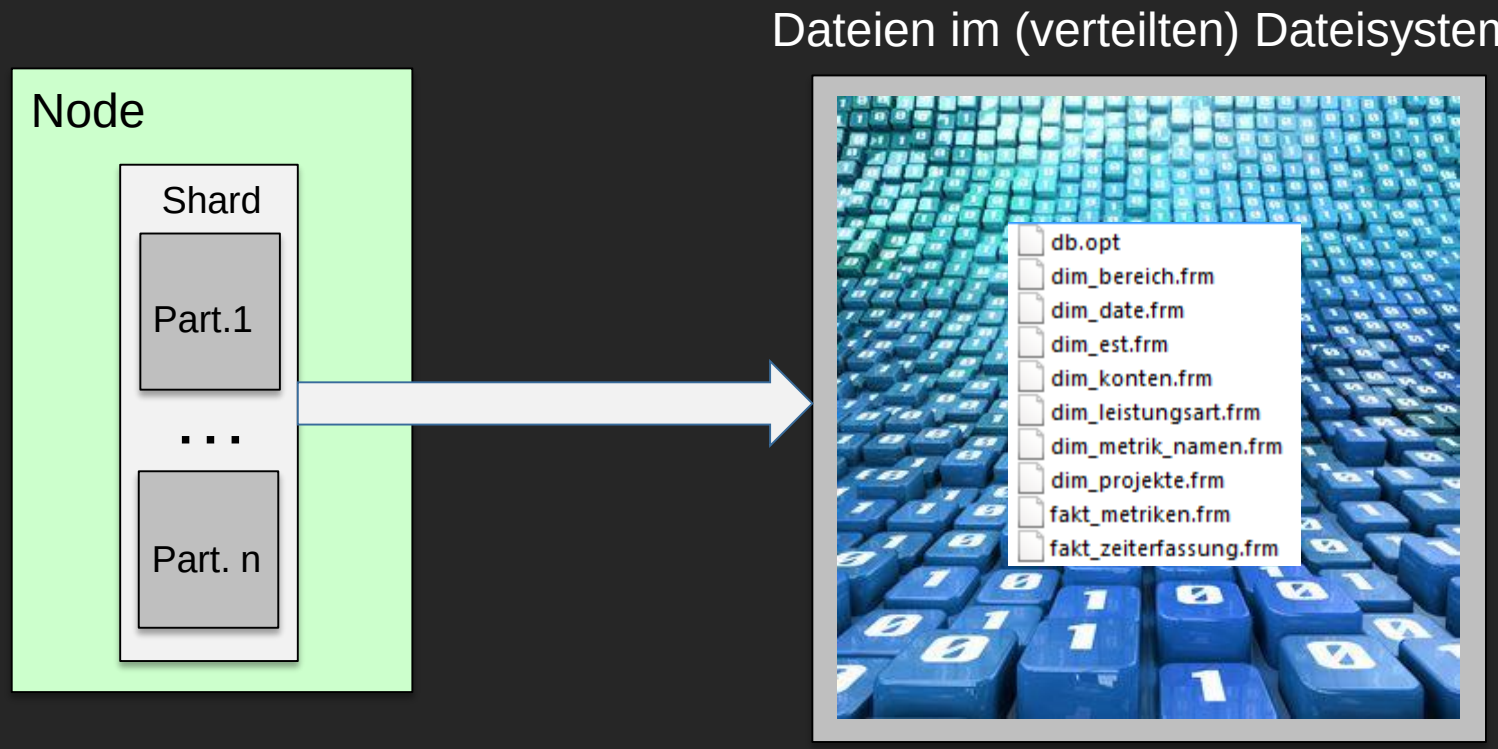
Data Distribution

Data Persistence

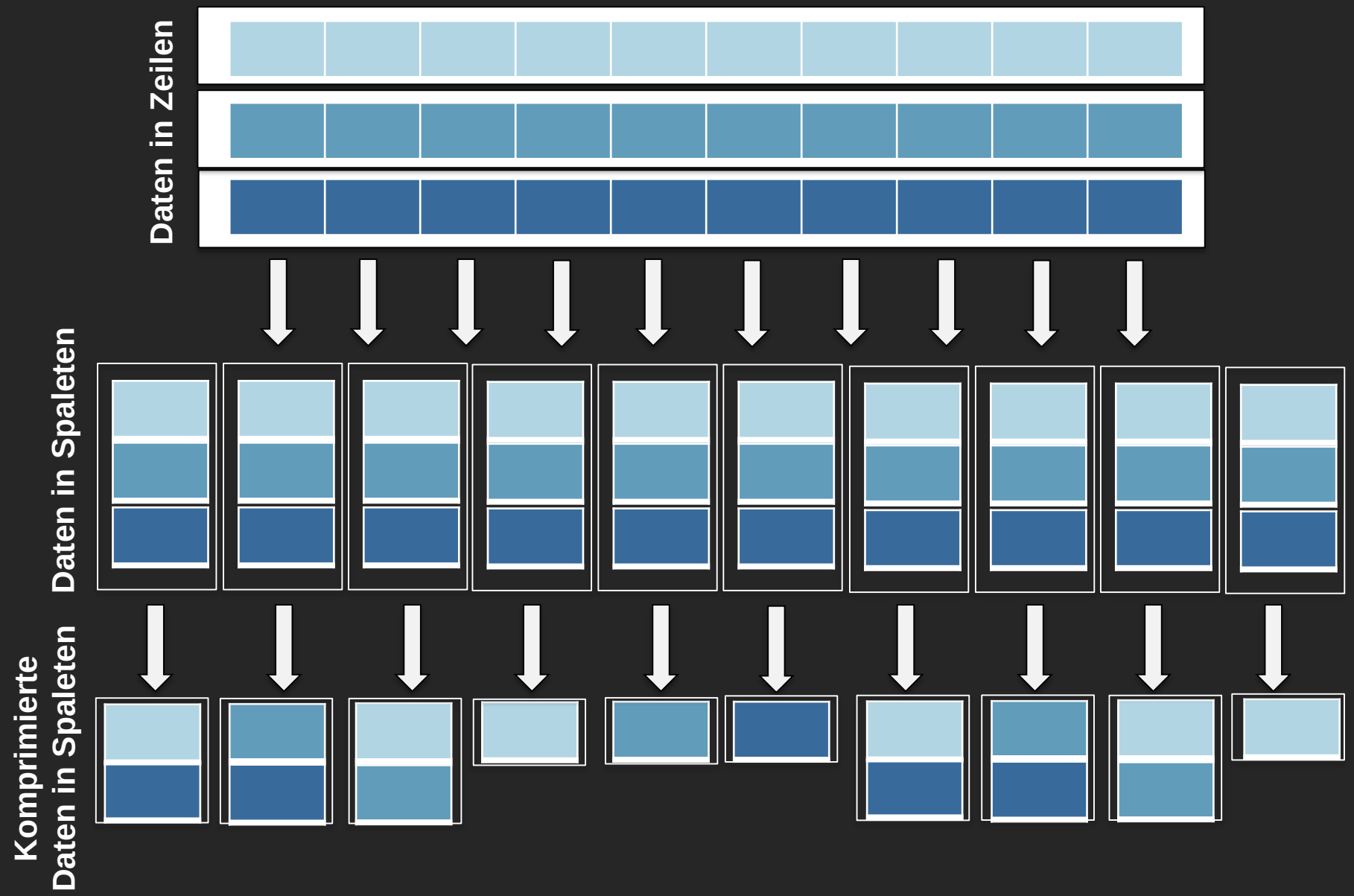
Sharding and Partitioning: Verteilung und Stückelung von großen Datenmengen.



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



Spalten-orientierte Datenspeicherung.



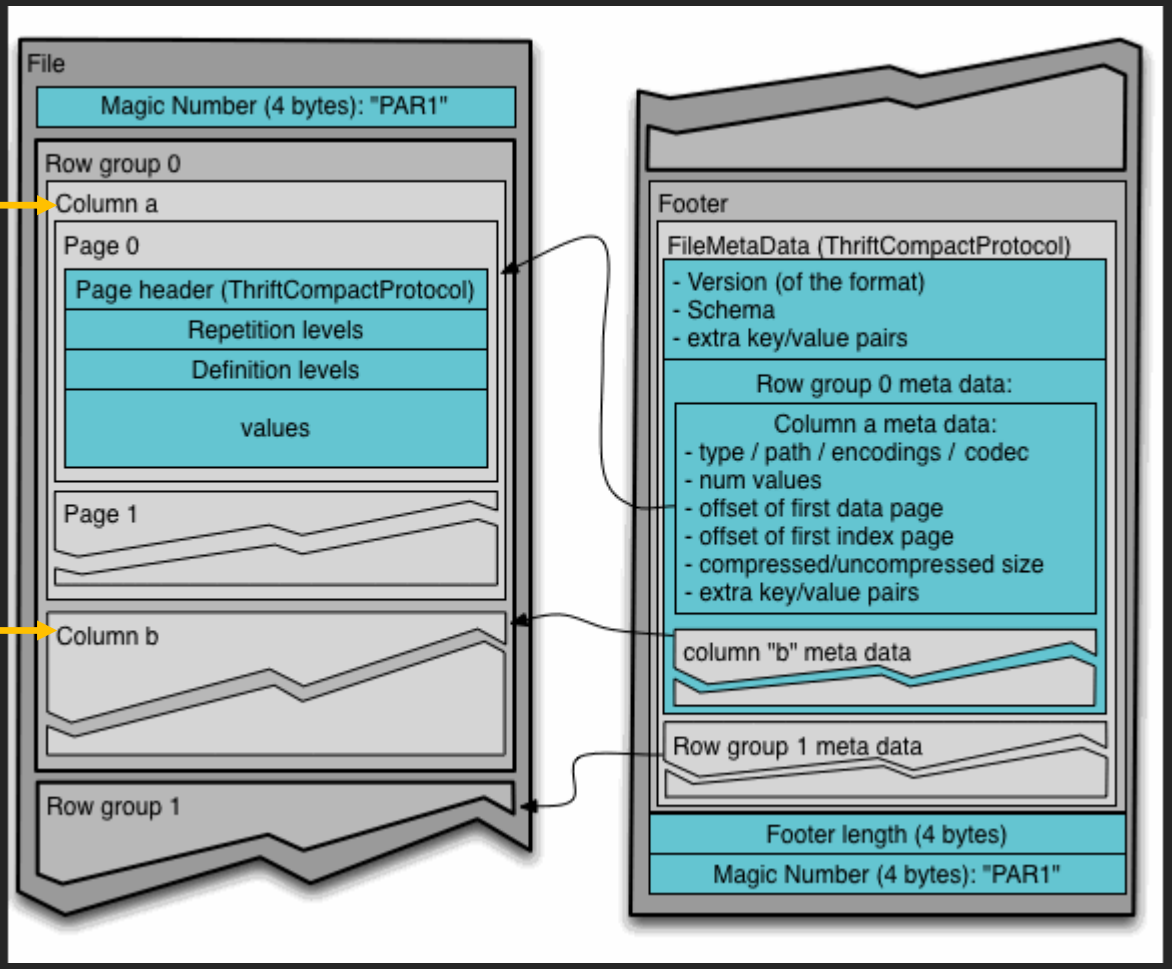
The fastest I/O is the one that never takes place: Es werden nur diejenigen Spalten gelesen, die benötigt werden (gerade bei breiten Tabellen wichtig)

Kompression (funktioniert bei Spalten besser als bei Zeilen):

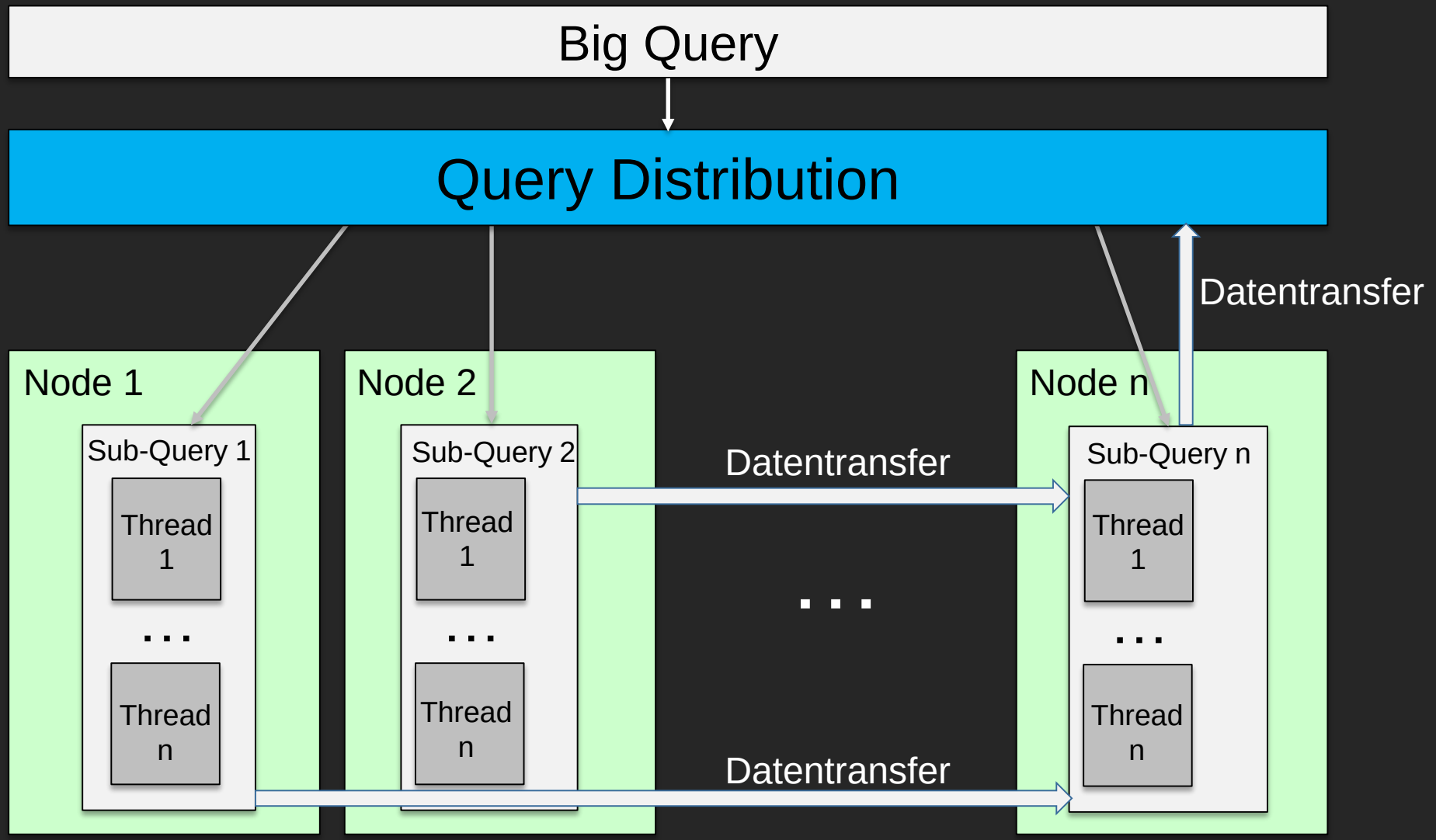
- Datentyp-spezifisch (z.B. Dictionaries)
- Allgemein (z.B. Snappy)

+ ggF. Spalten-Index

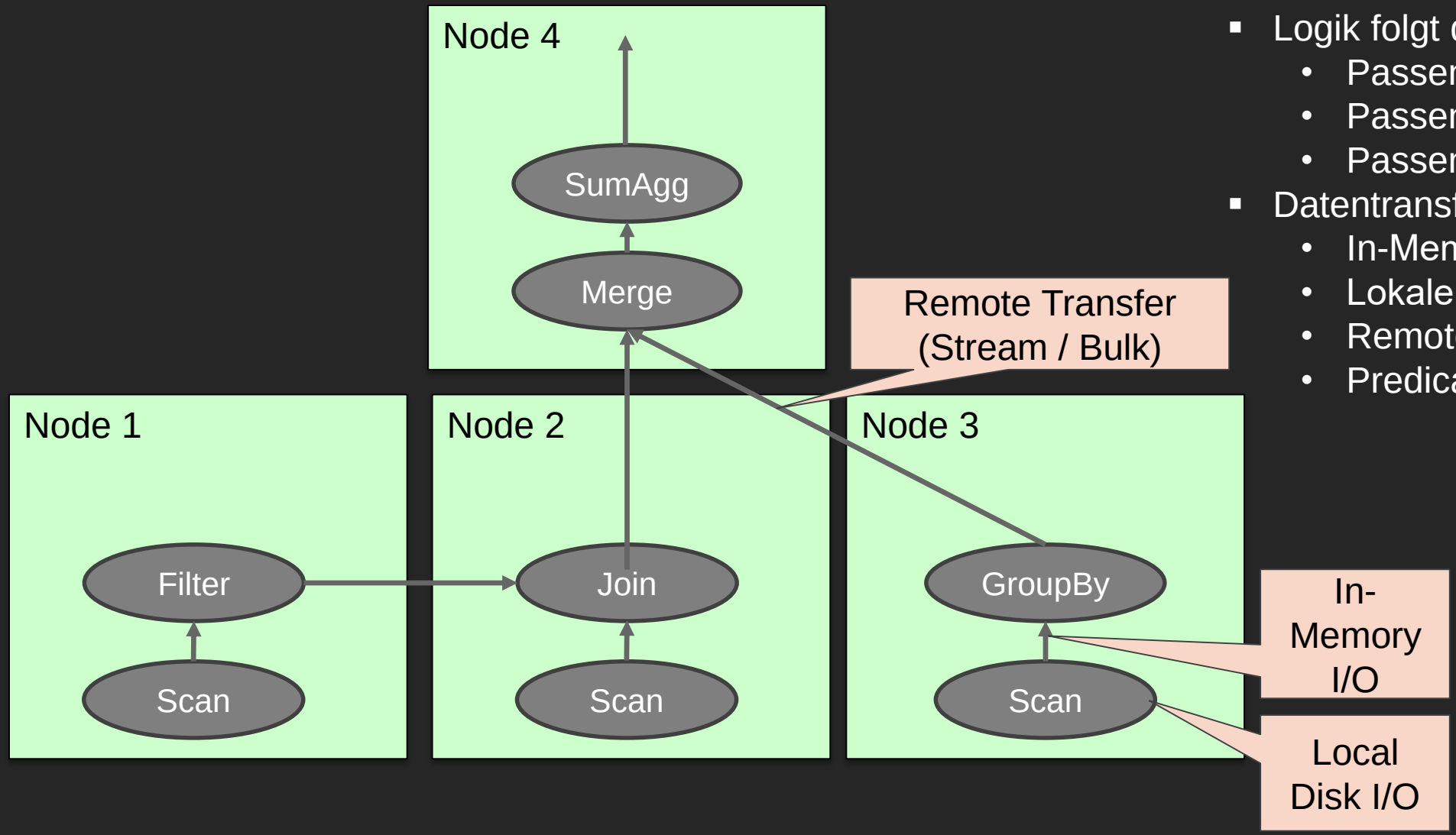
Beispiel: Parquet



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.