

MapReduce

Prof. Dr. Boas Pucker

Organisation

PDF über GitHub frei verfügbar:



https://lnk.tu-bs.de/maVsh0



Materialien unter CC BY 4.0 verfügbar (#OpenEducation) Fragen, Feedback & mehr: b.pucker[a]tu-bs.de

"Big Data" Analyse-Herausforderungen

 Analyse von Wetterdaten (Temperaturminima und -maxima) Riga

Notes taxin

Visitis

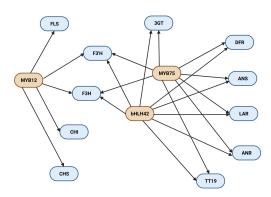
Minch

Mi

Globale Verbreitung von Arten

https://www.gbif.org/occurrence/map?q=brassica%20rapa

 Genexpressionsanalysen (Transkriptionsfaktoren & Zielgene)



Herausforderungen der Parallelisierung

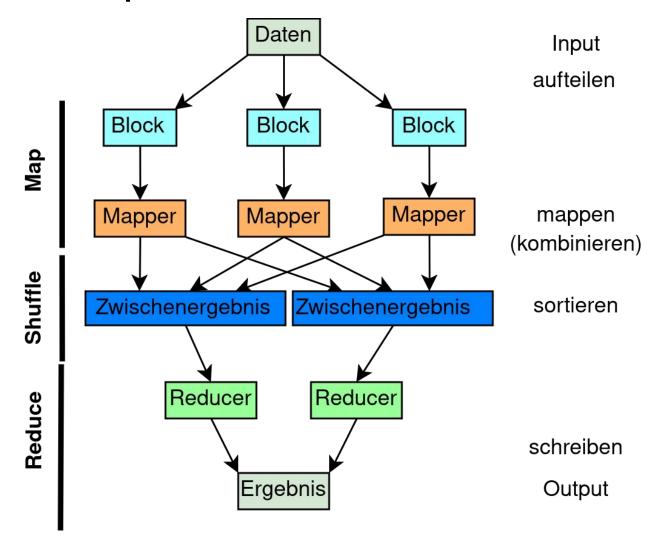
- Limitierender Faktor: langsamster Job bestimmt die Dauer
- Zuverlässigkeitsproblem: Was passiert wenn ein Job unvollständige Ergebnisse liefert?
- Umgang mit fehlenden Ergebnissen von einem Job
- Gleichmäßige Aufteilung der Daten
- Aggregation der Ergebnisse



MapReduce als mögliche Lösung

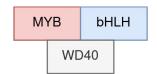
- MapReduce wurde von Google für Analyse von mehreren PB entwickelt
- Parallelisierung essentiell f
 ür Geschwindigkeit der Analysen
- Parallelisierung ermöglicht Analysen für Datensätze, die für ein System zu groß wären
- Resilienz gegenüber Fehlern im Cluster

Konzept von MapReduce



Beispiel 1: Coexpressions-Netzwerk (Daten)

Welche Transkriptionsfaktoren haben gemeinsame Zielgene?



Formale Beschreibung von Coexpression:

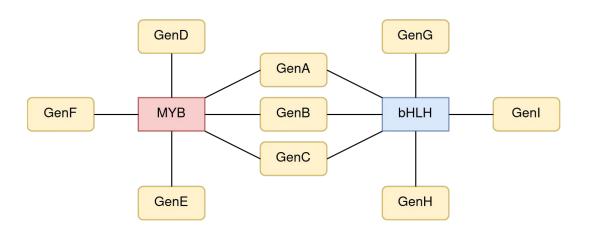
A -> B C D

B->ACDE

 $C \rightarrow ABDE$

D->ABCE

E -> B C D



Basierend auf https://stackoverflow.com/questions/12375761/good-mapreduce-examples

Beispiel 1: Coexpressions-Netzwerk (map)

```
map(C \rightarrow A B D E):
                                                                                map(E \rightarrow B C D):
map(A \rightarrow B C D):
                                        (AC) \rightarrow ABDE
                                                                                (BE) \rightarrow BCD
(AB) -> BCD
                                        (BC) \rightarrow ABDE
                                                                                (CE) \rightarrow BCD
(AC) \rightarrow BCD
                                        (CD) \rightarrow ABDE
                                                                                (DE) \rightarrow BCD
(AD) \rightarrow BCD
                                        (CE) \rightarrow ABDE
map(B \rightarrow ACDE):
                                        map(D \rightarrow ABCE):
(AB) \rightarrow ACDE
                                        (AD) \rightarrow ABCE
(BC) \rightarrow ACDE
                                        (BD) \rightarrow ABCE
(BD) \rightarrow ACDE
                                        (CD) \rightarrow ABCE
(BE) \rightarrow ACDE
                                        (DE) \rightarrow ABCE
```

K, L: Menge der Schlüssel; V, W: Menge der Werte Alle Elemente einer Menge müssen vom gleichen Typ sein (String, Integer, Float)

Map: $K \times V \rightarrow (L \times W)^*$

 $(k,v) \rightarrow [(l_1,x_1), (l_2,x_2) \dots (l_m,x_m)]$

Beispiel 1: Coexpressions-Netzwerk (sortieren & reduce)

Sortieren und zusammenfassen:

$$(AB) \rightarrow (ACDE)(BCD)$$

$$(AC) \rightarrow (ABDE)(BCD)$$

$$(AD) \rightarrow (ABCE)(BCD)$$

$$(BC) \rightarrow (ABDE)(ACDE)$$

$$(B D) \rightarrow (A B C E) (A C D E)$$

$$(BE) \rightarrow (ACDE)(BCD)$$

$$(CD) \rightarrow (ABCE)(ABDE)$$

$$(C E) \rightarrow (A B D E) (B C D)$$

$$(D E) \rightarrow (A B C E) (B C D)$$



Reducer

Ergebnis:

$$(A B) -> (C D)$$

$$(A C) -> (B D)$$

$$(A D) -> (B C)$$

$$(BC) \rightarrow (ADE)$$

$$(BD) \rightarrow (ACE)$$

$$(B E) -> (C D)$$

$$(C D) -> (A B E)$$

$$(C E) -> (B D)$$

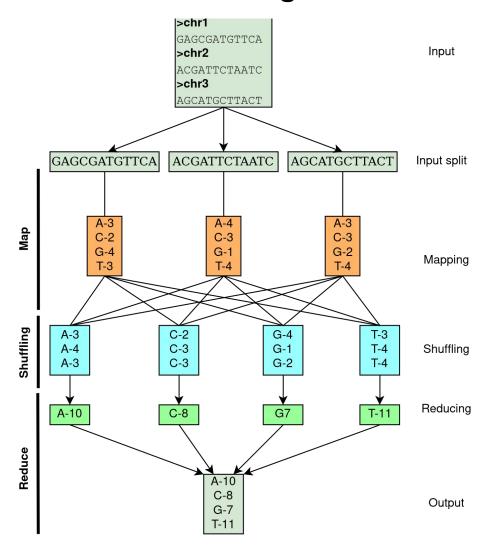
$$(D E) -> (B C)$$

Map: L x W* -> X* $(I[y_1, y_2...y_m])$ -> $[w_1, w_2 ... w_n]$

L: Menge der Schlüssel; W,X: Menge der Werte Alle Elemente einer Menge müssen vom gleichen Typ sein (String, Integer, Float)

Basierend auf https://stackoverflow.com/questions/12375761/good-mapreduce-examples

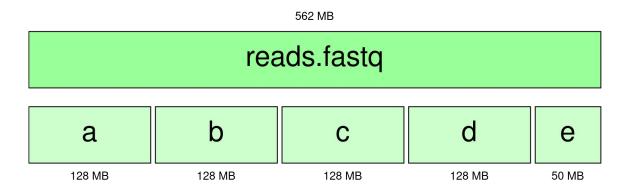
Beispiel 2: GC-Gehalt-Berechnung



Aufteilung der Daten am Beispiel Hadoop



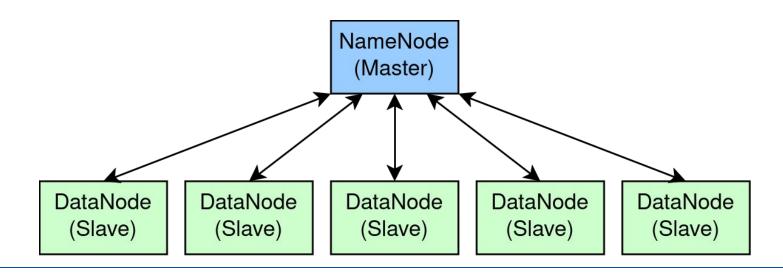
- Dateien werden normalerweise als Sammlungen von Blöcken gespeichert
- Apache Hadoop verwendet 128MB Blöcke
- Blockgröße bestimmt Menge an notwendigen Blöcken und damit Metadaten



Hadoop logo © The Apache Software Foundation. Used with permission. https://www.apache.org/licenses/LICENSE-2.0

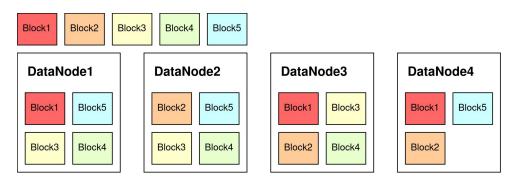
Hadoop Distributed File System (HDFS)

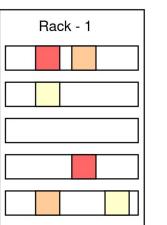
- Speicherung über verschiedene Maschinen im Cluster verteilt (Data Nodes)
- Master/Slave-Architektur mit einem "NameNode" und vielen "DataNodes"
- Master speichert nur Metadaten (Größe, Ort, Berechtigungen, ...)
- Master kontrolliert Replikate und gleichmäßige Nutzung des Speichers



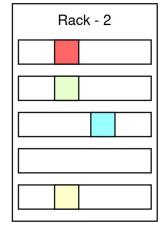
Verwaltung von Replikaten

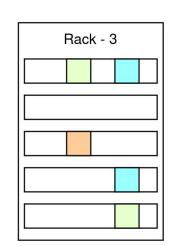
- Jeder Block wird mehrfach gespeichert (default: 3x)
- Speicherung auf verschiedenen DataNodes
- NameNode (Master) kontrolliert Replikate
- Replikate werden über Racks verteilt (bessere Performance, kein Datenverlust)





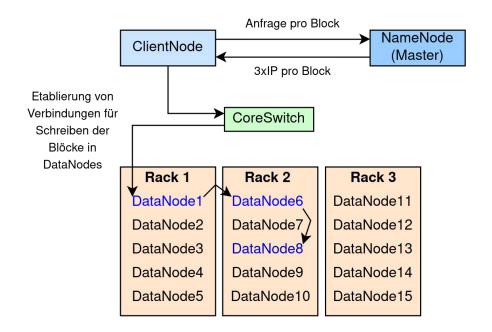
5





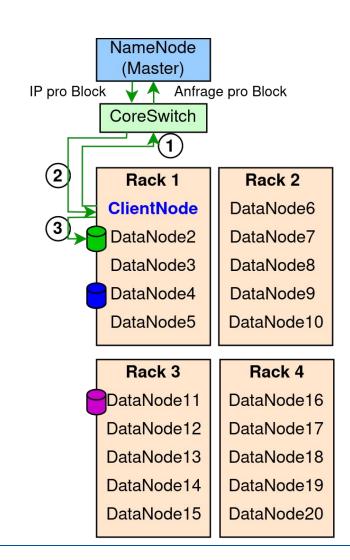
HDFS - Schreiben von Dateien

- Master gibt HDFS-Client zufällige IP-Adressen von DataNodes
- IP-Adressen sind für jeden Block einer Datei anders
- Schreiben in drei Schritten:
 - 1) Pipeline-Setup
 - 2) Data-Streaming
 - 3) Pipeline-Abschluss
- Transfer von einem DataNode zum nächsten
- Alle Blöcke werden gleichzeitig (auf verschiedenen DataNodes) geschrieben



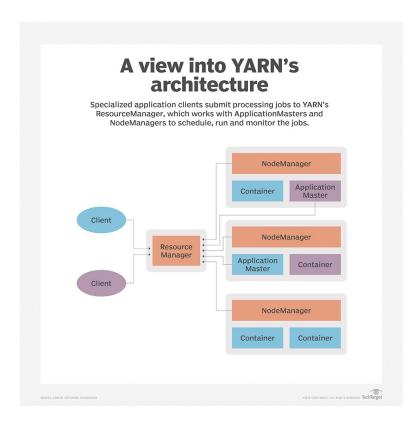
HDFS - Lesen von Dateien

- Master liefert Speicherorte (IP) der Blöcke einer Datei
- Speicherorte nahe am Client werden bevorzugt
- Client kann alle Blöcke gleichzeitig von verschiedenen DataNodes lesen



Yet Another Resource Negotiator (YARN)

- Ressourcen Management und Job Scheduling für Hadoop
- "MapReduce 2" oder "NextGen MapReduce"
- Zuweisung von Ressourcen mit verschiedenen Prioritäten und Reservierungsfunktion
- Über Subcluster können Zehntausende Knoten verknüpft werden



https://www.computerweekly.com/de/definition/A pache-Hadoop-YARN-Yet-Another-Resource-Ne gotiator

Verschiedene Frameworks: Hadoop vs. Spark

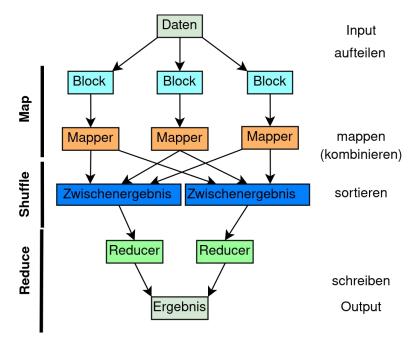




	Hadoop	Spark
Datenspeicherung	Festplatte	RAM
Prozessierung	batches	Echtzeit
Sicherheit	Datenverschlüsselung & Zugangskontrolle	Umgebung muss gesichert sein
Skalierbarkeit	Exzellent	Erfordert mehr RAM
Kosten	Günstige Infrastruktur	Hoher RAM-Bedarf ist teuer

Zusammenfassung

- Map-Phase: Aufteilen der Daten auf Mapper; Bildung von Schlüssel-Wert-Paaren
- Shuffle-Phase: Gruppierung der Werte mit gleichem Schlüssel
- Reduce-Phase: Verarbeitung durch Reducer
- MapReduce in Hadoop
- Alternative Frameworks (Spark)



Weiterführende Informationen

- MapReduce-Tutorial: https://thirdeyedata.ai/hadoop-mapreduce/
- HDFS-Tutorial: https://www.edureka.co/blog/apache-hadoop-hdfs-architecture/
- Hadoop vs. Spark: https://aws.amazon.com/compare/the-difference-between-hadoop-vs-spark/
- Apache Hadoop: https://hadoop.apache.org/
- Apache Spark: https://spark.apache.org/

Materialverfügbarkeit

PDF über GitHub verfügbar:



https://lnk.tu-bs.de/maVsh0



Materialien unter CC BY 4.0 verfügbar (#OpenEducation) Fragen, Feedback & mehr: b.pucker[a]tu-bs.de