

Apache Hadoop

Hauptseminar "Cloud-Plattformen und Big Data"

Dozent Steffen Rupp

von

René Gentzen

`rene.gentzen@mni.thm.de`

im WS22/23

Inhaltsverzeichnis

1	Technischer und geschichtlicher Hintergrund	1
1.1	Anforderungen von Big Data	1
1.2	Vertikale Skalierung	2
1.3	Horizontale Skalierung	2
1.4	Historie	3
2	Hadoop Core	4
2.1	HDFS	4
2.2	MapReduce	5
2.3	YARN	8
3	Umgang mit HDFS und MapReduce	9
3.1	Single Node Setup	9
3.2	Hadoop und Ambari in der HDP Sandbox VM	9
3.3	Fallstudie Globales Wetter	11
3.4	Umgang mit dem HDFS	12
3.5	MapReduce mit der Hadoop Streaming API	14
3.5.1	Funktionsweise der Streaming API	14
3.5.2	Das Mapper-Skript	15
3.5.3	Ausführung des MapReduce Jobs	16
3.6	Die MapReduce Java API	21
3.6.1	Struktur der Eingabedaten	21
3.6.2	Die Mapper-Klasse	21
3.6.3	Die Reducer-Klasse	22
3.6.4	Die Treiber-Klasse	23
3.6.5	Ausführung der MapReduce Java-Applikation	24
4	Das Hadoop Ecosystem	26
4.1	Datenhaltung	27
4.1.1	HDFS	27
4.1.2	HBase	27
4.2	Cluster-Verwaltung / -Konfiguration	27
4.2.1	YARN	27
4.2.2	Oozie	27
4.2.3	ZooKeeper	28
4.2.4	Ambari	28

4.3	Datentransfer	28
4.3.1	Sqoop	28
4.3.2	AVRO	29
4.4	Datenverarbeitung	29
4.4.1	MapReduce	29
4.4.2	Tez	29
4.4.3	Pig	29
4.4.4	Hive	29
4.4.5	Spark	30
Appendix		33
1	Mapper-Skript für NCDC Datenbereinigung	33
2	Startbefehl für die NCDC Datenbereinigung	35
3	MapReduce Job mit Java API	36
Literatur		38

Abbildungsverzeichnis

2.1	Architektur des HDFS	5
2.2	Die Phasen von MapReduce	6
2.3	Der MapReduce Dataflow	7
3.1	Start aller Prozesse beim Cluster Startup	10
3.2	Hadoop Core Prozesse in der HDP Sandbox	11
3.3	Replication Factor Einstellung in Ambari	12
3.4	NCDC Archive für die Fallstudie	13
3.5	Erstellung des JARs mit Wetterdaten	13
3.6	Eingabedatei des MapReduce Jobs	13
3.7	Dateitransfer mit scp	14
3.8	Datei-Upload in das HDFS	14
3.9	Upload der NCDC Datensätze	16
3.10	Setzen von Dateiberechtigungen im Ambari File View	16
3.11	MapReduce Konsolenausgabe	18
3.12	MapReduce Ausgabedateien	19
3.13	Zusammengefügte, komprimierte Wetterdaten im HDFS	20
3.14	Fehlerhafte Anzeige der Daten im File View	20
3.15	Kompilieren der MapReduce Java-Applikation	24
3.16	Ausführen der MapReduce Java-Applikation	24
3.17	Ergebnis der MapReduce Java-Applikation	25
4.1	Komponenten des Hadoop Ecosystems	26

1 Technischer und geschichtlicher Hintergrund

“Die Apache Hadoop Softwarebibliothek ist ein Framework, das die über Computercluster verteilte Verarbeitung großer Datensätze mit einfachen Programmiermodellen ermöglicht. Es ist so konzipiert, dass es von einzelnen Servern bis hin zu Tausenden von Rechnern skaliert werden kann, von denen jeder lokale Rechenleistung und Speicherplatz bietet. Anstatt sich auf Hardware zu verlassen, um eine hohe Verfügbarkeit zu gewährleisten, ist die Bibliothek selbst so konzipiert, dass sie Ausfälle auf der Anwendungsebene erkennt und bewältigt, sodass ein hochverfügbarer Dienst auf einem Cluster von Computern bereitgestellt wird, von denen jeder für sich für Ausfälle anfällig sein kann.”[1]

So beschreibt (übersetzt aus dem Englischen) die Apache Software Foundation ihr Top-Level Projekt **Apache Hadoop**. Diese Arbeit wird eine Einführung in Hadoop und die Komponenten im Hadoop Ecosystem geben. Dabei wird die Benutzung im Vordergrund stehen. Theoretische Hintergründe werden nur so weit vermittelt, dass dem Leser die Einordnung der vorgestellten Technologien in den größeren Kontext von Big Data-Technologien möglich wird. Auch auf eine detaillierte Beschreibung der Installation und Konfiguration von Hadoop wird verzichtet (siehe dazu die offizielle Dokumentation¹). Es soll anhand von Praxisbeispielen demonstriert werden, wie die einzelnen Hadoop Komponenten zur Lösung bestimmter Problemstellungen eingesetzt werden können.

1.1 Anforderungen von Big Data

“Der Begriff „Big Data“ bezieht sich auf Datenbestände, die so groß, schnelllebig oder komplex sind, dass sie sich mit herkömmlichen Methoden nicht oder nur schwer verarbeiten lassen.”[2] Schon Anfang der Neunziger war es nicht mehr praktikabel, Webseiten händisch, zum Beispiel in “Web Directories”, zu katalogisieren. Man wollte Nutzern trotzdem die Möglichkeit geben, Informationen durch das Durchsuchen zentraler Anlaufstellen ausfindig zu machen. Automatisierte Tools, die sogenannten “Web Crawler” wurden erfunden, um diese Arbeit zu übernehmen.[3] Das Internet erlebte in den letzten Jahren des 20. Jahrhunderts ein explosionsartiges Wachstum an Nutzern und Webseiten, und damit auch an Informationen, die katalogisiert werden mussten.[4] Um eine immer größer werdende Menge an Informationen verarbeiten zu können, gibt es zwei Ansätze der Skalierung: Vertikale und horizontale Skalierung. Diese sollen in den folgenden Abschnitten erläutert werden, um die Designphilosophie hinter Hadoop zu verstehen.

¹<https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-project-dist/hadoop-common/SingleCluster.html>

1.2 Vertikale Skalierung

Bei der vertikalen Skalierung ("scaling up") werden *einem* System mehr Ressourcen wie zum Beispiel größerer Speicher, oder eine schnellere CPU hinzugefügt. Dadurch bekommt man einen Performance-Gewinn: Man kann mehr Daten speichern, oder Berechnungen werden schneller fertiggestellt. Ein großer Vorteil der vertikalen Skalierung ist, dass Anwendungsprogramme in der Regel nicht angepasst werden müssen, um vom diesem Performance-Wachstum zu profitieren. Wenn man eine 5 TB große Festplatte gegen eine 10 TBB Festplatte austauscht, dann hat man den Speicherplatz eines Servers vertikal skaliert. Die darauf laufenden Programme müssen nicht angepasst werden, sondern man kann einfach doppelt so viele Daten speichern.[5]

Vertikale Skalierung hat drei große Nachteile: Erstens kann man nicht unbegrenzt vertikal skalieren. Ein Server kann physisch nur eine begrenzte Anzahl an Hardware aufnehmen. Zweitens wächst die Performance eines Systems bei vertikaler Skalierung höchstens linear[6], die Kosten allerdings nicht[7]. Heutzutage kann man gerade bei Cloud-Anbietern sehr leistungsfähige Systeme bei linearem Preisanstieg mieten.[8] Sucht man aber noch mehr Performance in *einem* System, dann steigen die Kosten exponentiell[9]. Drittens skalieren nicht alle Faktoren in einem System gleich gut vertikal. Die Speicherkapazität von SSDs ist zum Beispiel seit 1978 von 45 MB auf 100 TBB gestiegen (Faktor $2222,22 \cdot 10^3$), während sich die Datenrate nur von 1.5 MB/s auf 500/460 MB/s (Sequential Read/Write) erhöht hat (Faktor $0,333 \cdot 10^3$).[9][10]

1.3 Horizontale Skalierung

Ein Cluster ist ein Verbund aus Computern (Nodes), die wie ein einziger, deutlich leistungsfähigerer Computer arbeiten. Aufgaben und Daten werden in kleinere Teile zerlegt und auf alle Nodes im Cluster aufgeteilt, welche dann parallel Teilaufgaben lösen. Ergebnisse werden zusammengefügt und zurückgegeben. Anders als bei der vertikalen Skalierung kann man gerade in Zeiten des Cloud Computings praktisch unendlich horizontal skalieren. Allerdings muss man dafür kompliziertere Anwendungslogik verwenden, die mit der parallelen Ressourcenverteilung eines Clusters funktioniert.[11]

Bei der horizontalen Skalierung ("scaling out") werden einem Cluster zur Leistungssteigerung zusätzliche Nodes hinzugefügt. So kann ein Rechner zum Beispiel 500 MB/s von seiner Festplatte lesen und verarbeiten, zehn Rechner lesen und verarbeiten in dieser Zeit allerdings 5000 MB/s und können ihre Teilergebnisse anschließend zu einer Antwort zusammenfügen. Hierbei entsteht zwar zusätzlicher Netzwerk- und Verwaltungsaufwand ("Overhead"), aber die Leistungsfähigkeit des Clusters wächst mit jedem hinzugefügten Node. Ein horizontal skalierbares System ist mit höheren anfänglichen Kosten verbunden, kann dann aber bei linearem Kostenaufwand praktisch unendlich skaliert werden.[7]

Wie im eingänglichen Zitat erwähnt, setzt Hadoop auf eben dieses Prinzip der Skalierbarkeit, um "die über Computercluster verteilte Verarbeitung großer Datensätze mit einfachen

Programmiermodellen”[1] als Dienst mit hoher Verfügbarkeit anzubieten. Die Technologien, die konkret dahinter stecken, werden im nächsten Abschnitt behandelt.

1.4 Historie

2002 begannen Doug Cutting und Mike Cafarella ihre Arbeiten an Apache Nutch², einer Open Source Web Search Engine als Teil des Apache Lucene Projekts³. Die beiden mussten Wege finden, um ihr Projekt auf die Milliarden Webseiten des Internets zu skalieren. 2003 veröffentlichte Google ein Whitepaper zur Architektur des Google File System (GFS), Googles eigenem verteilten Dateisystem.⁴ Als Google 2004 dann ein weiteres Whitepaper zum MapReduce Programmiermodell veröffentlichte⁵, sahen Cutting und Cafarella darin die Lösung für Nutch’s Skalierungsproblem. Sie implementierten eigene Versionen von MapReduce als Processing Engine und des GFS zur Datenhaltung (NDFS, Nutch Distributed File System) als Basis für Nutch. Da diese beiden Komponenten mannigfaltige Anwendungsfälle außerhalb der Web-Suche bedienen konnten, wurden sie 2006 als eigenes Projekt Apache Lucene unterstellt und erhielten den Namen **Hadoop**. Ungefähr zur gleichen Zeit wurde Doug Cutting von Yahoo! rekrutiert, um Hadoop dort mit zusätzlichen Ressourcen weiterzuentwickeln. 2008 wurde Hadoop schließlich zu einem Top-Level Projekt der Apache Software Foundation.⁶[14]

²<https://nutch.apache.org/>

³<https://lucene.apache.org/>

⁴[12](#), The Google File System.

⁵[13](#), MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters.

⁶<https://hadoop.apache.org/>

2 Hadoop Core

Der Kern von Hadoop (Hadoop Core) besteht seit Hadoop 2.x aus vier Modulen, welche im offiziellen Download zusammengefasst sind[1]:

- Hadoop Distributed File System (HDFS™): Hadoops verteiltes Dateisystem
- Hadoop MapReduce: Hadoops Parallel Processing Engine für große Datenmengen
- Hadoop YARN: Ein Framework für Job Scheduling und Ressourcenverwaltung im Cluster
- Hadoop Common: Unterstützende Programme für die anderen Hadoop-Module

Diese Komponenten bringen alles mit, was man zur verteilten Verarbeitung und Speicherung großer Datenmengen benötigt. Dazu schreibt man in der Regel Java-Applikationen, die bestimmte Klassen aus den Bibliotheken von Hadoop ableiten. Beispiele zur Java API und zur Streaming API von MapReduce werden in den Abschnitten 3.5 und 3.6 gezeigt.

2.1 HDFS

Das HDFS ist ein Dateisystem, welches dem Anwender eine Abstraktionsschicht über verteilt gespeicherte Daten bietet. Dateien lassen sich ganz normal über einen Dateipfad im HDFS ansprechen, auch wenn sie im Hintergrund in Einzelteilen über viele Nodes verteilt gespeichert sind. Das HDFS ist für den Betrieb auf Clustern aus sogenannter *Commodity Hardware* konzipiert. Commodity Hardware ist günstige, leicht zu ersetzende Hardware. Bei Commodity-Hardware-Clustern wird nicht etwa versucht, Ausfälle einzelner Nodes durch den Einsatz von besonders ausfallsicherer (und somit teurer) Hardware zu verhindern. Fällt ein Node aus, was in einem Cluster von hunderten Maschinen kein Sonderfall ist, übernimmt ein anderer Node dessen Arbeit, ohne dass dadurch die Verfügbarkeit des Clusters beeinträchtigt wird. Das HDFS setzt dafür auf die Konzepte von Blöcken, Replikation und Redundanz.[15]

Ein vollwertiger Hadoop Cluster (Hadoop im *fully-distributed Mode*) besteht aus mindestens einem Master, dem **NameNode**, und einem oder mehr Workern, den **DataNodes** (vgl. Abb. 2.1). Um Dateien im HDFS zu speichern (Beispiel siehe 3.4), teilt ein *Client*-Prozess die Dateien in Blöcke von standardmäßig 128 MB auf und kontaktiert den NameNode. Der NameNode hat einen Überblick über den verfügbaren Speicherplatz aller DataNodes und designiert manche davon, um einige der Blöcke aufzunehmen. Der NameNode achtet außerdem darauf, dass jeder einzelne Block repliziert und auf unterschiedlichen DataNodes

gespeichert wird. Standardmäßig verteilt Hadoop drei Kopien eines jeden Blocks im Cluster, was durch den **Replication Factor** konfiguriert werden kann. Dadurch verbraucht man zwar dreimal so viel Speicher wie bei herkömmlichen, nicht redundanten Dateisystemen, erreicht dafür aber eine sehr hohe Verfügbarkeit. Der Einsatz von Commodity Hardware hält trotz des erhöhten Speicherbedarfs die Kosten niedrig.[15]

Die DataNodes senden in regelmäßigen Abständen sogenannte *Block Reports* an den NameNode. Dieser gleicht die Block Reports mit dem Soll-Zustand des Dateisystems ab. Ist zum Beispiel in einem Node eine Festplatte ausgefallen, so sind manche Blöcke unterrepliziert. Der NameNode veranlasst DataNodes, die Kopien der betroffenen Blöcke besitzen dazu, diese an andere DataNodes zu senden, bis der Soll-Zustand des Clusters wieder hergestellt ist.

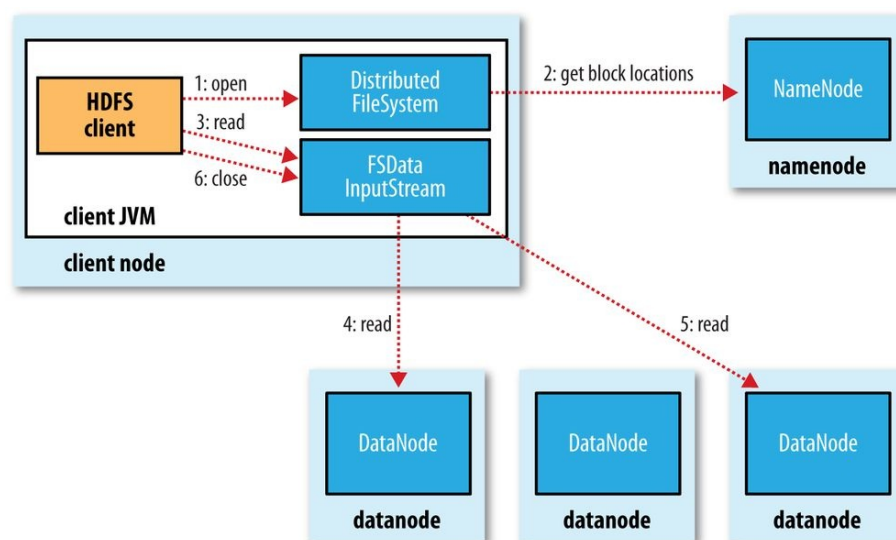


Abbildung 2.1: Architektur des HDFS(15, S.69, Figure 3-2)

2.2 MapReduce

MapReduce heißt sowohl ein Programmiermodell zur parallelisierten Verarbeitung von Datensätzen, als auch die konkrete Implementierung eben dieses Modells als Komponente des Hadoop Frameworks. MapReduce macht sich mehrere Prinzipien zunutze, um effizient mit großen Datenmengen umzugehen[16]:

Aufteilung: Eingabedaten werden in **InputSplits** geteilt verarbeitet. Dadurch verarbeitet ein einzelner Prozess ein logisch zusammenhängendes Datenpaket.

Parallelisierung: InputSplits werden parallel auf mehreren Nodes bearbeitet und die Ausgaben zusammengeführt. Dadurch werden auch bei großen Datenmengen hohe Datendurchsatzraten erreicht.

Datenlokalität: Der erste Teil der Verarbeitungslogik, die Mapping-Phase, wird möglichst

nahe an den Daten durchgeführt; wenn möglich auf den Nodes, auf denen die Daten gespeichert sind. Ansonsten wird versucht, die Verarbeitung wenigstens auf dem gleichen Server Rack durchzuführen, um die Belastung der Netzwerkinfrastruktur so gering wie möglich zu halten.

Ein MapReduce Job besteht aus zwei Phasen: der **Map-Phase** und der **Reduce-Phase**. Logisch kann man dazwischen noch die **Sort- und Shuffle-Phase** unterscheiden (siehe Abb. 2.2).

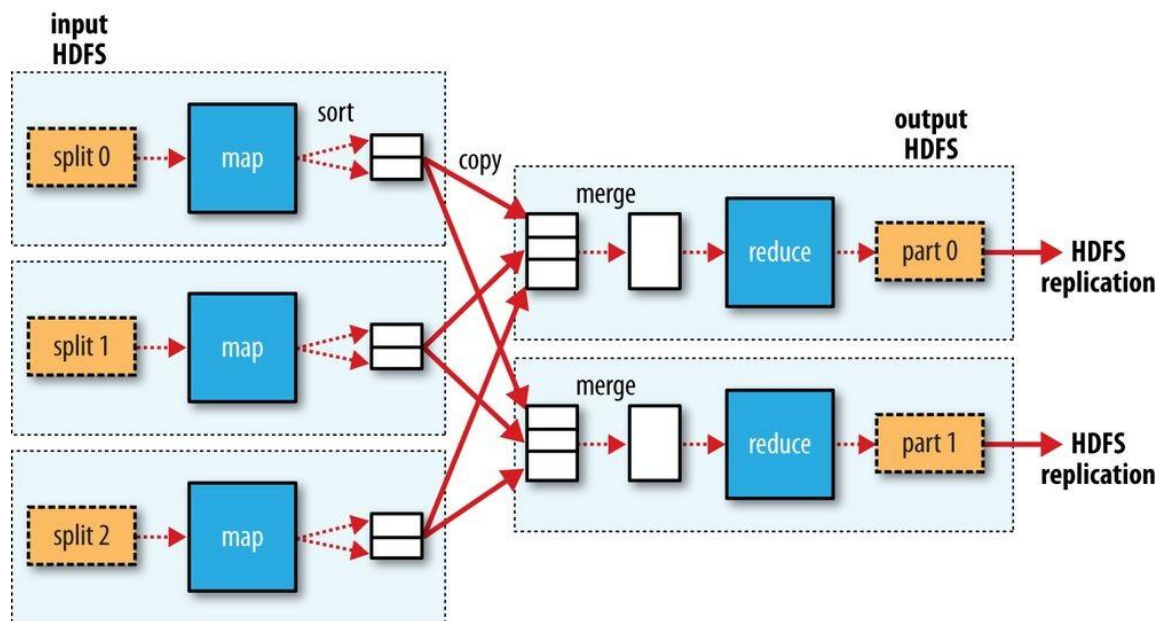


Abbildung 2.2: Die Phasen von MapReduce(15, Seite 34, Figure 2-4)

Wie eingangs erwähnt, wird die Eingabe in InputSplits zerteilt. Diese werden wiederum in einzelne Datensätze, die **Records**, aufgespalten. Wie diese Aufteilung abläuft, wird durch das **InputFormat** bestimmt, welches vom Anwender im Programmcode festgelegt und auf das Format der Eingabedaten abgestimmt werden muss. Dabei stehen zum Beispiel *TextInputFormat* oder *KeyValueTextInputFormat* zur Verfügung. Es ist auch möglich, durch Ableiten der abstrakten Java Klasse *InputFormat* eigene InputFormats zu schreiben.[15]

Für jeden InputSplit wird ein eigener Map-Prozess (**Mapper**) gestartet. Dieser erhält alle Records des InputSplits in Form von **Key-Value-Paaren** als Eingabe. Auf jeden Record wird eine vom Anwender geschriebene Map-Funktion angewendet, die oftmals die Daten filtert und vorbereitet, zum Beispiel durch Parsen von Strings in Integer. Die Daten werden vom Eingabeformat in bereinigte Key-Value-Paare **gemappt**. Das Ergebnis wird an Reduce-Prozesse (**Reducer**) weitergegeben. Ein Beispiel dazu wird in Abschnitt 3.5 besprochen.

Bevor die Key-Value-Paare an die Reducer gegeben werden, werden sie nach Keys sortiert und gruppiert. Dies geschieht in der Sort- und Shuffle-Phase. Der Input für den Reducer ist

dann eine Liste mit Key-Value-Paaren, wobei die Values wiederum Listen mit den Werten sind, die von den Mappern für den jeweiligen Key gefunden wurden (vgl. Abb. 2.3).

Der Reducer wendet eine ebenfalls vom Anwender geschriebene Reduce-Funktion auf die ihm übergebenen Daten an. Für jeden Key wird die Liste aus Values zu einem einzigen Value **reduziert**, zum Beispiel durch Bestimmung des Maximums oder Aufsummierung aller Teilwerte. Die Anzahl der Reduce-Prozesse bestimmt die Anzahl der Ausgabedateien (eine Datei pro Reducer) und *kann* im Programmcode festgelegt werden. Allerdings sollte man gute Gründe haben, um die von Hadoop gewählten Werte zu überschreiben, da dies katastrophale Folgen für die Performance haben kann.[17]

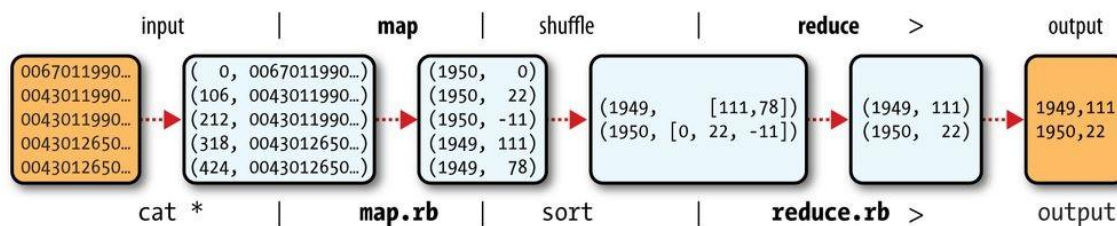


Abbildung 2.3: Der MapReduce Dataflow[15, Seite 24, Figure 2-1)

MapReduce hat immer noch eine Sonderstellung im Hadoop Ecosystem, da es die mitgelieferte Processing Engine ist. Vor Hadoop 2.x war es sogar die einzige Möglichkeit, Daten in einem Hadoop-Cluster zu verarbeiten. Eine MapReduce-Applikation zu entwickeln erfordert allerdings das Schreiben vielen Java-Codes und Problemstellungen müssen in die Phasen von Mapping und Reducing übertragen werden, selbst wenn andere Modellierungen der Problemstellung intuitiver oder leichter zu bearbeiten wären. Außerdem ist MapReduce allein für **Batch-Processing** ausgelegt. Das heißt, dass man eine MapReduce-Applikation schreibt, die eine ganz bestimmte Fragestellung zu einem Datensatz beantwortet. Diese wird ausgeführt und erst nachdem alle Daten verarbeitet wurden, sieht man ein Ergebnis. Dies kann viele Minuten, Stunden oder sogar Tage dauern. Will man nun einen Parameter der Fragestellung ändern (zum Beispiel nicht mehr nach Monaten, sondern nach Wochen aufgeschlüsselt), muss man die gesamte Verarbeitung des Datensatzes noch einmal durchführen. Dies steht im Konflikt mit der heute üblichen Forderung nach **visueller Datenexploration**[18]. Zu guter Letzt ist MapReduce nach heutigen Standards eher langsam. Da es für die Ausführung auf Commodity Hardware entwickelt wurde, schreibt und liest es die Zwischenergebnisse der einzelnen Phasen immer wieder von der Festplatte des DataNodes. Neue Processing Engines (allen voran Apache Spark¹), setzen viel auf **In-Memory Processing**, halten alle Daten also möglichst während der gesamten Bearbeitungszeit im Arbeitsspeicher. Das ermöglicht bis zu 40-mal schnellere Abfragen bei gleichwertigem Arbeitsaufwand [vgl. 16, Kap. 3.19].

¹<https://spark.apache.org/>

2.3 YARN

In Version 1.x von Hadoop war MapReduce sowohl für die Verarbeitung der Daten, als auch für die Ressourcenzuteilung im Cluster zuständig. Das bedeutete, dass man zwingend das MapReduce-Programmiermodell nutzen musste, um die im Hadoop Cluster gespeicherten Daten auszuwerten. Die Ressourcenverwaltung war damit ein mögliches Bottleneck, da sie bei mehreren parallel laufenden Jobs auf einem Node um Rechenzeit mit der Datenverarbeitung konkurrieren musste und neue Jobs gegebenenfalls lange nicht gestartet wurden.[16] Die größte Änderung in Hadoop 2.x war dann die Ausgliederung der Ressourcenverwaltung aus MapReduce und die Einführung einer dedizierten Ressourcenverwaltungsanwendung - **YARN** - *Yet Another Resource Negotiator*. YARN teilt eingehenden Jobs Cluster-Ressourcen zu und startet fehlgeschlagene Jobs gegebenenfalls neu. Ähnlich wie das HDFS bringt YARN eine Reihe von Prozessen mit sich, die Master- und Worker-Rollen einnehmen. Auf dem vom HDFS designierten NameNode läuft der **Resource Manager**. Dieser unterteilt sich wiederum in **Application Manager** und **Scheduler**. Auf allen DataNodes läuft jeweils ein **Node Manager**. [16]

Durch das Zusammenspiel dieser Prozesse bietet sich dem Anwender ein Interface zur verteilten Ausführung von Anwendungslogik, bei dem man sich nicht an das MapReduce-Programmiermodell halten muss. Startet man in Hadoop 2.x eine MapReduce-Applikation, ist diese eigentlich eine YARN-Applikation, bei der einem schon ein Teil des Programmieraufwands abgenommen wurde. Eine eigene YARN-Applikation zu schreiben bedeutet hingegen, sich selbst um die logische Aufteilung der Daten zu kümmern, Cluster-Ressourcen wie CPU und RAM in Form sogenannter **Container** von YARN anzufordern und dafür zu sorgen, dass der auszuführende Programmcode für alle DataNodes (am besten gespeichert im HDFS) verfügbar ist. YARN reiht die Ausführung der angeforderten Container auf verschiedenen DataNodes in Warteschlangen ein, kopiert den Anwendungscode aus dem HDFS auf diese Nodes und überwacht die erfolgreiche Ausführung der Anwendung.

3 Umgang mit HDFS und MapReduce

Zur Installation von Hadoop kann man die offizielle Distribution¹ benutzen und komplett selbst konfigurieren. Dabei besteht die Möglichkeit, Hadoop in drei verschiedenen Modi zu betreiben: **Single Node**, **Pseudo-distributed** und **Fully-distributed**. Erstere beide sind zum Testen und Entwickeln, letztere für den tatsächlichen Einsatz im Cluster gedacht [vgl. 16, Kap. 3.4]. Weiterhin haben diverse kommerzielle Anbieter wie Cloudera² eigene Hadoop Distributionen entwickelt, die sie in Form von vorkonfigurierten VM- oder Docker-Images teilweise kostenlos zur Verfügung stellen. Cloudera zum Beispiel ergänzt diese Distributionen aber mittlerweile durch Cloudlösungen³. Cloudanbieter wie Amazon, Google und Microsoft bieten fertig konfigurierte und voll verwaltete Cluster auf ihren jeweiligen Cloudplattformen an (Amazon EMR⁴, Google Dataproc⁵ und Azure HDInsight⁶).

3.1 Single Node Setup

Hadoop bietet unzählige Einstellungsmöglichkeiten während der Installation und sie alle zu behandeln würde den Rahmen dieser Arbeit sprengen. Daher wird in diesem Abschnitt ein VirtualBox Image von Cloudera (die Hortonworks Data Platform (HDP) Sandbox)⁷ genutzt. Dieses kann auf dem eigenen Rechner oder auf einem Remote-Host gestartet werden⁸ und bietet Zugriff auf eine voll konfigurierte Installation von Hadoop im Single Node Modus. Zusätzlich sind noch ergänzende Komponenten aus dem Hadoop Ecosystem installiert, auf die in späteren Kapiteln eingegangen wird.

3.2 Hadoop und Ambari in der HDP Sandbox VM

Im Single Node Modus laufen alle Hadoop-Prozesse auf *einem* Host (sprich Rechner). Dieser Modus ist für die Entwicklung und zum Testen von Hadoop gedacht, da es keinen praktischen Nutzen bringt, ein Framework zur verteilten Datenverarbeitung ohne die entsprechende Verteilung über einen Cluster zu betreiben. Auch wenn in dieser VM nur ein Cluster

¹<https://hadoop.apache.org/releases.html>

²<https://de.cloudera.com/>

³<https://de.cloudera.com/products/cloudera-data-platform.html>

⁴<https://aws.amazon.com/emr/features/hadoop/>

⁵<https://cloud.google.com/dataproc>

⁶<https://azure.microsoft.com/en-us/products/hdinsight/#overview>

⁷Download: <https://www.cloudera.com/downloads/hortonworks-sandbox/hdp.html>

⁸Installation: <https://www.cloudera.com/tutorials/sandbox-deployment-and-install-guide.html>

bestehend aus einem Node aufgesetzt wurde, steht das Cluster-Verwaltungs-Tool **Apache Ambari**⁹ zur Verfügung. Normalerweise ist das Aufsetzen eines Hadoop Clusters mit dem Bearbeiten vieler XML-Konfigurationsdateien und der Ausführung von Start-Bash-Skripten auf allen Nodes verbunden. Auf diese Weise bestimmt man, welcher Node der NameNode des HDFS werden soll, welche Nodes DataNodes werden, wo der ResourceManager von YARN läuft und so weiter. Ambari bietet einem für all das (und noch viel mehr) eine übersichtliche Weboberfläche. Diese erreicht man nach Starten der HDP Sandbox unter <http://localhost:8080>. Die Rechte und Anwendungsszenarien der verschiedenen Nutzeraccounts, eine Anleitung zum (Zurück)setzen des Admin-Passworts und weitere Schritte nach der Installation findet man auf Clouderas Hilfeseite zur Sandbox¹⁰. Loggt man sich als **admin** zeitnah nach dem Start der VM in das Ambari Dashboard ein, kann man im Header des Dashboards auf das Zahnrad klicken und den Prozess in Arbeit sehen, der die Dienste aller Hadoop Komponenten startet (siehe Abb. 3.1).

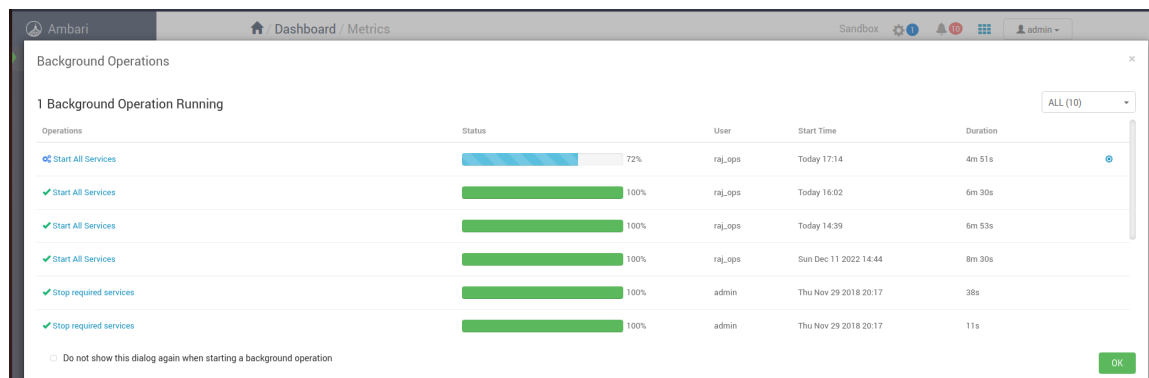


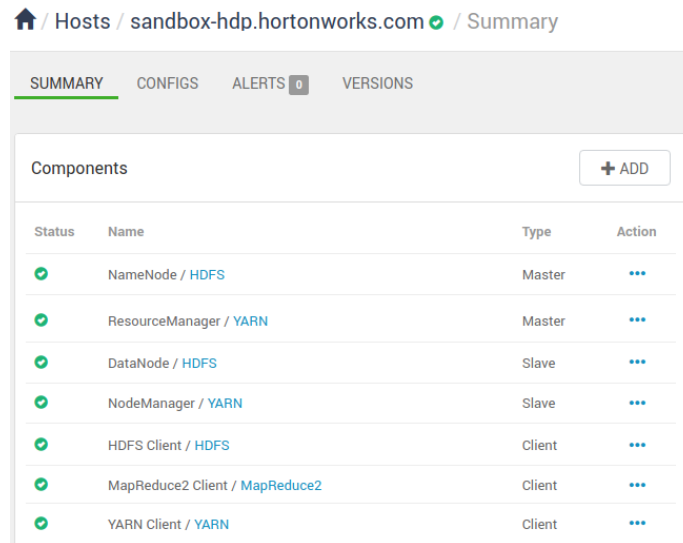
Abbildung 3.1: Start aller Dienste beim Cluster Startup

Ist der Prozess abgeschlossen, kann man im Navigationsmenü auf der linken Seite unter dem Eintrag *Hosts* eine Auflistung aller Nodes im Cluster (hier nur ein einziger) sehen. Durch Anklicken des Hostnamens gelangt man in die Host-Übersicht, wo man unter anderem die Liste der laufenden Komponenten findet. Abbildung 3.2 zeigt ein Bild davon. Der Übersicht halber wurden nur die Hadoop Core Komponenten abgebildet. Wie man sehen kann, laufen auf diesem Host alle Master-, Worker-, und Client-Prozesse gleichzeitig. Man findet die in Abschnitt 2.3 angesprochenen YARN-Komponenten ResourceManager und NodeManager, die HDFS-Komponenten DataNode und NameNode aus Abschnitt 2.1, sowie die Client-Dienste für YARN, HDFS und MapReduce wieder.

Im Tab *Configs* kann man die sonst über viele XML-Dateien verstreuten Einstellungen der Komponenten vornehmen. So kann man zum Beispiel unter *HDFS -> Advanced -> General -> Block replication* (siehe Abb. 3.3) den Replication Factor des HDFS verändern. Dieser ist in der Sandbox auf 1 gestellt, da es im Single Node Modus nur einen Node gibt und das Speichern mehrerer Block-Replika auf dem gleichen Node keinen Vorteil bringt.

⁹<https://ambari.apache.org/>

¹⁰<https://www.cloudera.com/tutorials/learning-the-ropes-of-the-hdp-sandbox.html>



The screenshot shows the 'Summary' page of the HDP Sandbox. The breadcrumb path is 'Home / Hosts / sandbox-hdp.hortonworks.com / Summary'. The page has tabs for 'SUMMARY' (selected), 'CONFIGS', 'ALERTS' (with a count of 0), and 'VERSIONS'. Below the tabs is a 'Components' section with a '+ ADD' button. A table lists the components with columns for Status, Name, Type, and Action.

Status	Name	Type	Action
✓	NameNode / HDFS	Master	...
✓	ResourceManager / YARN	Master	...
✓	DataNode / HDFS	Slave	...
✓	NodeManager / YARN	Slave	...
✓	HDFS Client / HDFS	Client	...
✓	MapReduce2 Client / MapReduce2	Client	...
✓	YARN Client / YARN	Client	...

Abbildung 3.2: Hadoop Core Prozesse in der HDP Sandbox

3.3 Fallstudie Globales Wetter

Als Fallstudie für die Nutzung von Hadoop werden die täglichen Zusammenfassungen aller Wetterstationen der Welt aus dem Katalog der National Centers for Environmental Information[19] benutzt. Dieses Beispiel wurde größtenteils entnommen aus Hadoop: the definitive guide, (S. 19-30, 693-695). Da durch das lokale Setup die Kapazitäten von Hadoop auf die des Host-Computers beschränkt sind, werden hier nur die Datensätze der Jahre 2016 bis 2022 in komprimierten Archiven heruntergeladen¹¹. Diese enthalten jeweils die gesammelten Aufzeichnungen eines Jahres in Form von CSV-Dateien mit geringer Dateigröße (siehe Abb. 3.4). Das HDFS zeigt jedoch seine Stärken erst bei Datensätzen im Gigabyte- bis Terabyte-Bereich und kann nicht effizient mit vielen kleinen Dateien umgehen¹².

Das HDFS und MapReduce arbeiten außerdem mit wenigen großen Dateien wesentlich besser als mit vielen kleinen Dateien.[15, (S. 19-30, 693-695)] Deshalb wird der erste Schritt sein, die Daten in das HDFS zu laden. Anschließend wird eine MapReduce-Applikation mit der MapReduce Streaming-API geschrieben. Diese wird nur aus einer Map-Phase bestehen und die Dateien säubern und zusammenzuführen. Zu guter Letzt wird eine weitere MapReduce-Applikation mit der Java-API geschrieben, die die Daten auswertet. In späteren Abschnitten werden weitere Komponenten des Hadoop Ecosystems vorgestellt, mit denen die Dateien weiter verarbeitet werden.

¹¹Download: <https://www.ncei.noaa.gov/data/global-summary-of-the-day/archive/>

¹²vgl. 20, Assumptions and Goals -> Large Data Sets.

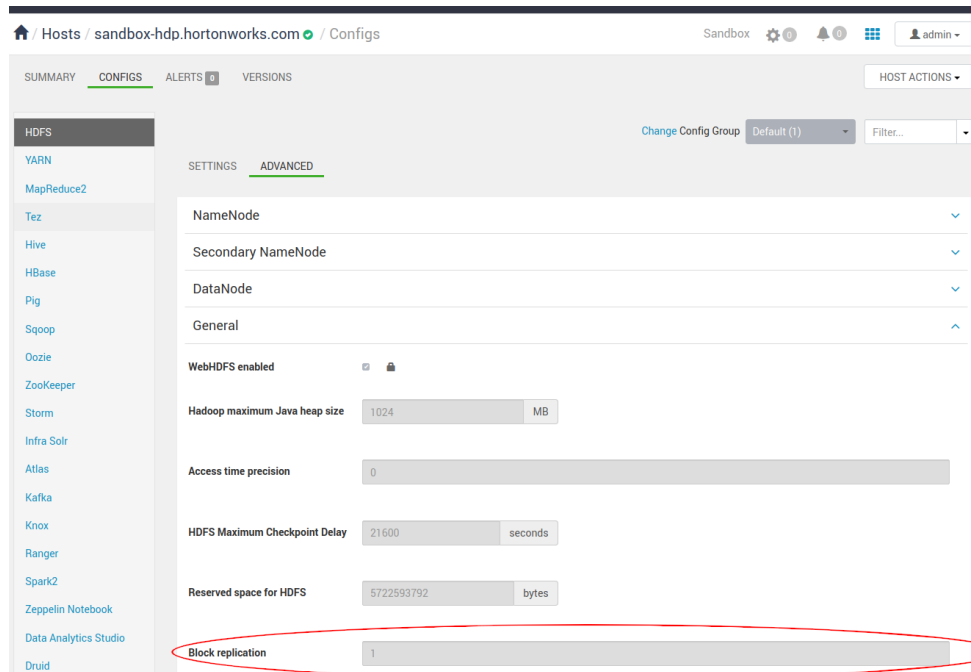


Abbildung 3.3: Replication Factor Einstellung in Ambari

3.4 Umgang mit dem HDFS

Es gibt verschiedene Wege, um Dateien ins HDFS zu laden¹³. In der Sandbox wurde ein Ambari View, der **Files View**¹⁴, erstellt. Diesen erreicht man über das Kachel-Icon im Header des Dashboards¹⁵. Der Files View bietet einen HDFS Dateibrowser mit Funktionalitäten wie Datei-Upload direkt von der lokalen Maschine, Ordnererstellung und Rechteverwaltung. Nicht alle Nutzer der Sandbox haben die nötigen Rechte zur Ausführung der Befehle. Daher sollte man sich mit dem dafür vorgesehenen Nutzer¹⁶ `user: maria_dev` `password: maria_dev` in Ambari einloggen. Man kann über den Files View aber nur eine Datei zur Zeit hochladen. Das Hochladen von Archiven (getestet mit `.tar.gz` und `.jar`) schließt ebenfalls nie ab. Da für den nachfolgenden Schritt ein JAR aus dem HDFS als Input eingebunden werden soll, wird ein HDFS Client Prozess verwendet, der mit dem Hadoop Cluster verbunden ist. Dafür ist es nötig, Hadoop lokal installiert zu haben, oder man kopiert erst per `scp` die Dateien auf das lokale Dateisystem eines Nodes im Cluster, auf dem ein HDFS Client läuft. Hierfür verwendet man beispielsweise den NameNode.

¹³3 Beispiele: <https://community.cloudera.com/t5/Support-Questions/Import-data-from-remote-server-to-HDFS/m-p/233149/highlight/true#M194979>

¹⁴https://docs.cloudera.com/HDPDocuments/Ambari-2.7.4.0/using-ambari-views/content/amb_using_files_view.html

¹⁵http://<localhost oder Sandbox Hostname>:8080/#/main/view/FILES/auto_files_instance

¹⁶<https://www.cloudera.com/tutorials/learning-the-ropes-of-the-hdp-sandbox.html#login-credentials>

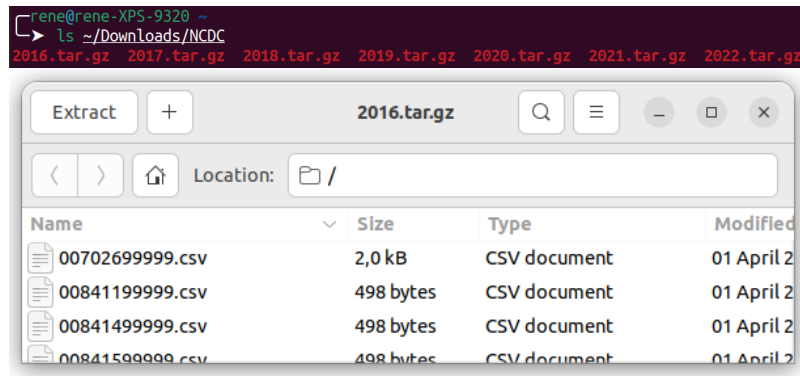


Abbildung 3.4: NCDC Archive für die Fallstudie

Schritt 1 ist das Erstellen des JARs `ncdc.jar` mit den Eingabedateien des NCDC (siehe Abb. 3.5). Hadoop wird dieses nachher dem MapReduce Job bereitstellen und automatisch entpacken. **Schritt 2** ist das Erstellen der Textdatei `file_names.txt` mit den Dateipfaden der Unterordner des JARs (siehe Abb. 3.6). Diese Datei wird der Input des MapReduce Jobs.

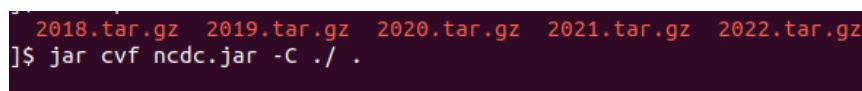


Abbildung 3.5: Erstellung des JARs mit Wetterdaten

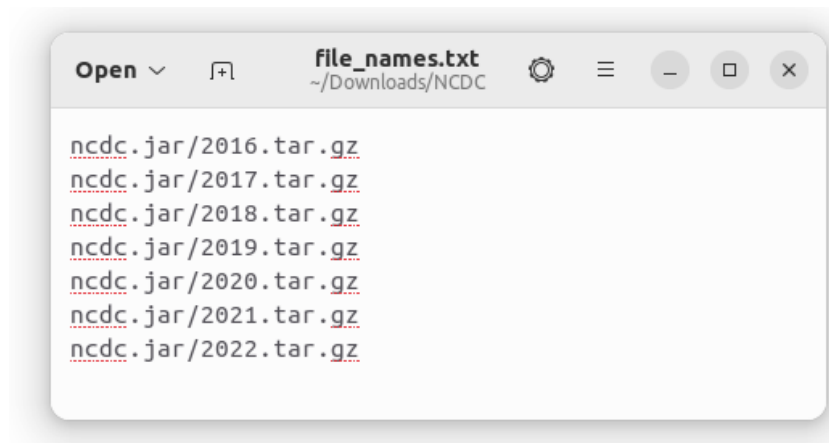


Abbildung 3.6: Eingabedatei des MapReduce Jobs

In **Schritt 3** gilt es, die bisher erstellten Dateien ins HDFS zu übertragen. Dazu muss man sich per `ssh` als Benutzer `maria_dev` mit der Sandbox verbinden. Um die Ordnerstruktur im HDFS zu erstellen, nutzt man entweder den Ambari File View, oder den Befehl `hdfs dfs -mkdir -p /user/maria_dev/input`. `hdfs` ist das Programm zur Interaktion mit dem Hadoop Distributed File System. `dfs` startet die **Filesystem Shell**, mit der man eine

Reihe von "shell-artigen" Kommandos¹⁷ direkt auf dem HDFS anwenden kann. An dieser Stelle könnte zum Beispiel auch `dfsadmin` stehen, wenn es um die Administration des Dateisystems als solches ginge (einen DataNode abschalten etc.). FS Shell Commands beginnen mit einem Bindestrich, darauf folgt ein Befehl und dahinter kommen die Parameter. `-mkdir -p /user/maria_dev/input` funktioniert genau wie sein Gegenstück aus einer normalen Shell. Der Ordner `input` sollte noch für alle Benutzer als schreibbar markiert werden, da dort hin später die zusammengefassten CSV-Dateien geschrieben werden sollen. Dazu dient der Befehl `hdfs dfs -chmod 777 /user/maria_dev/input`. Ist die Ordnerstruktur erstellt, kann man von seiner lokalen Maschine mit `scp -P <Port> <lokaler Pfad> maria_dev@<Hostname>:<Host Pfad>` die bisher erstellten Dateien (JAR und Textdatei) auf das lokale Dateisystem des NameNodes (der Sandbox) kopieren (Abb. 3.7). Anschließend werden diese per FS Shell mit dem Befehl `-moveFromLocal` in das HDFS geladen, damit die Dateien vom lokalen Dateisystem des NameNodes entfernt werden, nachdem sie im HDFS gespeichert wurden (Abb. 3.8).

```
rene@rene-XPS-9320 ~
➤ scp -P 2222 /home/rene/Downloads/ncdc.jar maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com:/home/maria_dev/
maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com's password:
ncdc.jar                                100% 714MB 174.4MB/s 00:04
rene@rene-XPS-9320 ~
➤ scp -P 2222 /home/rene/Downloads/NCDC/file_names.txt maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com:/home/
maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com's password:
file_names.txt                          100% 147 155.6KB/s 00:00
rene@rene-XPS-9320 ~
```

Abbildung 3.7: Dateitransfer mit scp

```
rene@rene-XPS-9320 ~
➤ ssh maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com -p 2222
maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com's password:
Last login: Wed Dec 14 06:46:18 2022 from 172.18.0.3
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ ll
total 731472
-rw-rw-r-- 1 maria_dev maria_dev 147 Dec 14 06:47 file_names.txt
-rw-rw-r-- 1 maria_dev maria_dev 749018830 Dec 14 06:46 ncdc.jar
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ hdfs dfs -mkdir -p /user/maria_dev/input
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ hdfs dfs -moveFromLocal file_names.txt /user/maria_dev/input/
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ hdfs dfs -moveFromLocal ncdc.jar /user/maria_dev/input/
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ ll
total 0
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ hdfs dfs -ls /user/maria_dev/input/
Found 2 items
-rw-r--r-- 1 maria_dev hdfs 147 2022-12-14 06:51 /user/maria_dev/input/file_names.txt
-rw-r--r-- 1 maria_dev hdfs 749018830 2022-12-14 06:54 /user/maria_dev/input/ncdc.jar
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$
```

Abbildung 3.8: Datei-Upload in das HDFS

3.5 MapReduce mit der Hadoop Streaming API

3.5.1 Funktionsweise der Streaming API

Sind die Eingabedateien ins HDFS geladen, muss ein Bash Skript geschrieben werden, welches später als Mapper-Klasse fungiert. Zum Zusammenführen der Dateien wird nicht die

¹⁷<https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-project-dist/hadoop-common/FileSystemShell.html>

Java API von MapReduce, sondern die Streaming API von Hadoop¹⁸ verwendet. Diese erlaubt es, völlig sprachunabhängig MapReduce Jobs zu schreiben. Man kann als Mapper und/oder Reducer dabei jeweils Skripte oder Binaries verwenden, solange diese entsprechend des gewählten In-/OutputFormats von der Standardeingabe lesen und auf die Standardausgabe schreiben. Jeder Mapper-Prozess führt eine Instanz des angegebenen Mapper-Skripts aus und füttert ihm, sofern nicht ein anderes InputFormat bestimmt wurde, Zeile für Zeile den Inhalt des ihm zugeteilten InputSplits als Key-Value-Paare auf `stdin`. `stdout` des Skripts wird wiederum vom Mapper zeilenweise als Key-Value-Paar gesammelt und an die Reducer weitergeleitet, wo der Prozess genauso abläuft. Das Skript ist in Listing 3.1 bis auf einige Kommentare abgebildet. Das gesamte Skript findet sich im Appendix 1.

```

1 read offset inputfile
2 echo "reporter:status:Verarbeite $inputfile" >&2
3
4 # basename gibt den Dateinamen ohne den Rest des Pfades und ohne die Dateiendung zurück
5 target_dir='basename $inputfile .tar.gz'
6
7 # Erstelle für das Jahr ein neues Verzeichnis und entpacke das Archiv dort hin
8 # Mit der Option -C am ENDE wird NACH dem Entpacken in das Verzeichnis gewechselt
9 mkdir -p $target_dir
10 echo "reporter:status:Entpacke $inputfile nach $target_dir" >&2
11 tar xzf $inputfile -C $target_dir
12
13 # Füge alle CSV-Dateien im Ordner in einer Datei mit Endung ".complete" zusammen.
14 echo "report:status:Füge alle Dateien des Jahres $target_dir zusammen" >&2
15 for file in $target_dir/*
16 do
17     cat $file >> $target_dir.complete
18     echo "report:status:Bearbeite $file" >&2
19 done
20
21 # Komprimiere die Datei wieder mit gzip und speichere das Ergebnis im HDFS.
22 # Durch das Argument "-" nach "-put" wird dabei STDIN als Quelle verwendet.
23 echo "report:status:Komprimiere Datei und schreibe ins HDFS" >&2
24 gzip -c $target_dir.complete | /usr/hdp/current/hadoop-hdfs-client/bin/hdfs dfs -put - /user/
    maria_dev/input/processed/$target_dir.gz

```

Listing 3.1: Bash Skript als Mapper-Klasse

3.5.2 Das Mapper-Skript

Mit `read offset inputfile` liest das Skript das Key-Value-Paar von `stdin` ein. Durch das später bei der Ausführung angegebene InputFormat `NLineInputFormat` ist das erste Wort der Zeile der Offset der Zeile zum Dateianfang. Diese Information ist für diesen Job nicht relevant. Im Rest der Zeile steht der Inhalt der ursprünglichen Zeile, in diesem Fall ein Dateiname wie `ncdc.jar/20xx.tar.gz`. Das Archiv aus dem `ncdc.jar` wird in einen Unterordner in der Laufzeitumgebung des MapReduce Jobs entpackt. Anschließend werden alle darin befindlichen CSV-Dateien zu einer Datei vereint. Diese resultierende Datei wird

¹⁸<https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-streaming/HadoopStreaming.html>

zum Schluss wieder komprimiert und mit dem Befehl `hdfs dfs -put - <Pfad>` im HDFS abgespeichert.

Ist das Skript geschrieben, könnte es wieder per `scp` und `hdfs dfs` in das HDFS übertragen werden. An dieser Stelle soll aber der Ambari File View gezeigt werden. Zu diesem navigiert man wie bereits in Abschnitt 3.4 beschrieben und wechselt über die grafische Oberfläche in den Zielordner `/user/aria_dev/input`. Über den Upload Button oben rechts kann man die Datei direkt von seinem lokalen Rechner ins HDFS laden. Am Ende sollte der Inhalt des Ordners aussehen wie in Abbildung 3.9. Das Skript muss noch für alle Nutzer als ausführbar markiert werden, damit der MapReduce Job es später benutzen kann. Dafür wählt man die Datei an, klickt oben links auf **Permissions** und setzt sie entsprechend Abbildung 3.10. Man könnte hierfür auch das HDFS CLI mit dem Befehl `hdfs dfs -chmod 755 <Pfad>` verwenden.

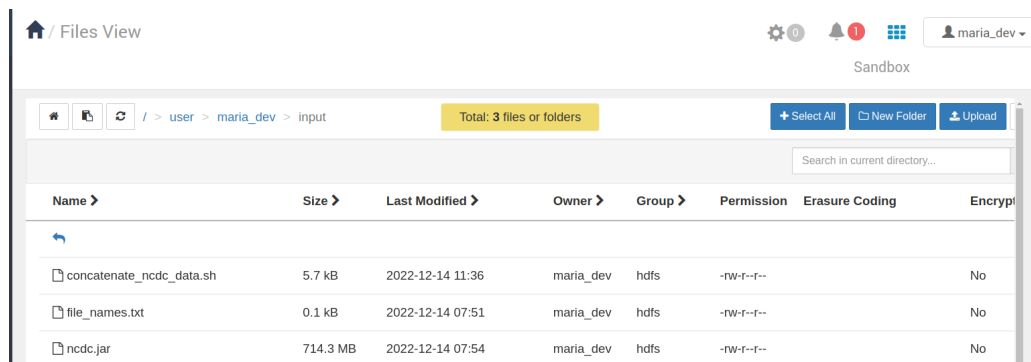


Abbildung 3.9: Upload der NCDC Datensätze

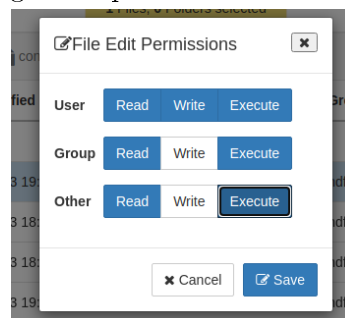


Abbildung 3.10: Setzen von Dateiberechtigungen im Ambari File View

3.5.3 Ausführung des MapReduce Jobs

Um den vorbereiteten MapReduce Job auszuführen, muss der Befehl aus Listing 3.2 abgesetzt werden. Der vollständig dokumentierte Befehl ist in Appendix 2 zu finden.

- Zeile 1 weist Hadoop an, ein JAR auszuführen. Dateipfad des Hadoop Streaming JARs angeben, welches mit dem Framework mitgeliefert wird.

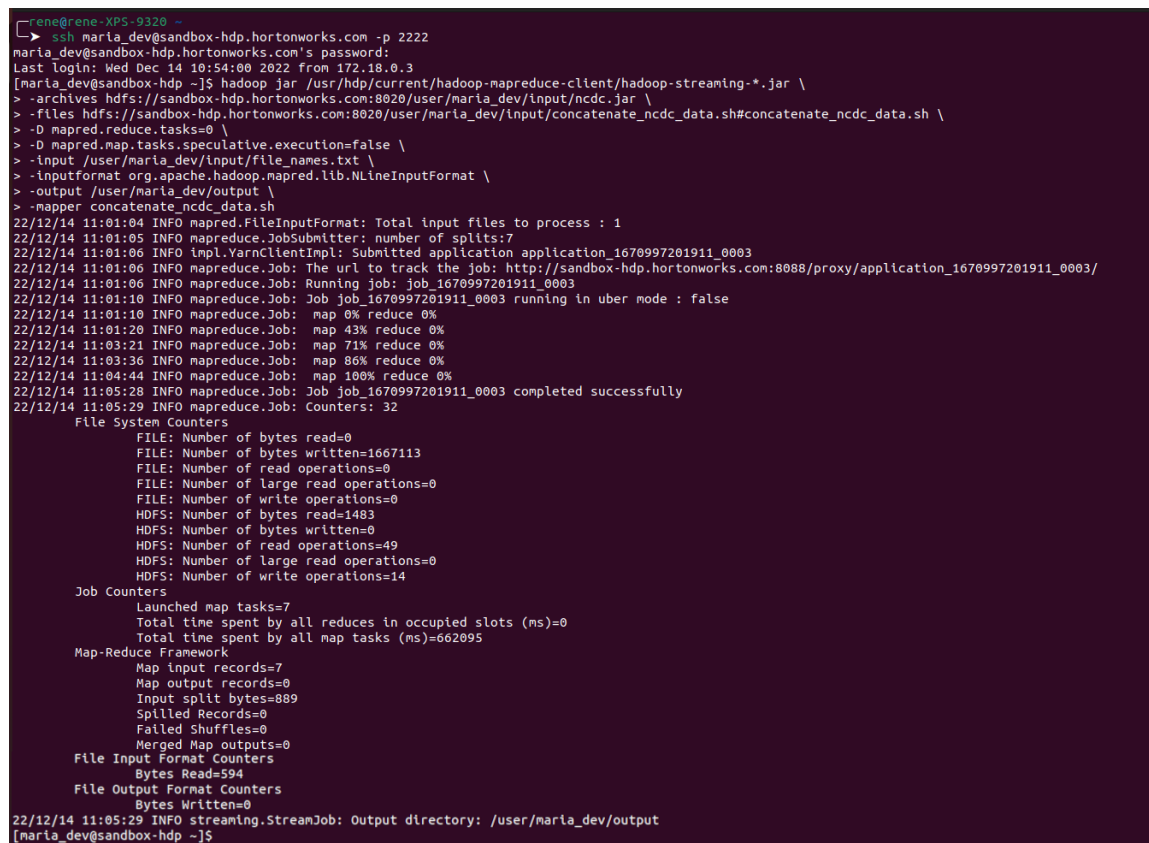
- Zeile 2 lässt Hadoop das im HDFS gespeicherte JAR `ncdc.jar` in die Laufzeitumgebung des MapReduce Jobs kopieren und automatisch entpacken. Prozesse können während des Jobs unter dem Pfad `ncdc.jar` auf die darin enthaltenen Dateien zugreifen.
- Zeile 3 weist Hadoop eigentlich an, die Mapper-Klasse vom lokalen Dateisystem auf alle am Job beteiligten Nodes zu kopieren, damit sie dort lokal zur Verfügung steht. Durch das Präfix `hdfs://host:port/` teilt man Hadoop mit, dass die Datei bereits im HDFS liegt. Mit `\#concatenate\ncdc_data.sh` am Ende des Pfades gibt man der Datei einen Alias, damit man in der `-mapper` Option nicht wieder den vollen Pfad angeben muss.
- Mit `-D` kriegt ein Parameter Priorität über eine Einstellung, die bereits in Konfigurationsdateien gesetzt sind.
- Zeile 4 macht aus diesem Job einen reinen Map-Job ohne Reduce-Phase, da für die Umwandlung der Dateien keine Reduce-Phase nötig ist.
- Zeile 5 verhindert die sogenannte spekulative Ausführung. Ist diese Option aktiviert, startet Hadoop manchmal mehrere Jobs für einen InputSplit und filtert in der Shuffle-Phase doppelte Ergebnisse. Sind manche Nodes deutlich langsamer als andere, kann das Performancegewinne bringen. In diesem Fall würde das aber dazu führen, dass Dateien doppelt ins HDFS geschrieben würden, da nicht der Output der Mapper verwendet wird, sondern das Skript direkt ins HDFS schreibt.
- Zeile 6 gibt den Pfad zur Datei im HDFS an. Anders als bei der Angabe des mitzuliefernden JARs muss bei den Parametern für Input und Output kein vollständiger HDFS-Pfad angegeben werden. MapReduce erwartet standardmäßig, dass es sich dabei um Verzeichnisse und Dateien im HDFS handelt.
- Zeile 7 gibt die Java Klasse des InputFormats an. Diese gehört zum Hadoop Framework und ist im Java Class Path der Ausführungsumgebung verfügbar. Mit `NLineInputFormat` werden einem Mapper *N* Zeilen aus dem InputSplit als Eingabe gegeben. *N* ist standardmäßig 1.
- Zeile 8 gibt den Pfad an, unter dem die Reducer ihre Ausgabedateien ablegen werden. Es muss sich hierbei um einen Ordner handeln, der noch nicht existiert. Im HDFS können Dateien nicht einfach überschrieben werden. Daher dürfen Ausgabeordner grundsätzlich nicht vorher existieren.
- Zeile 9 gibt die Mapper-Klasse an. Würde die Java API statt der Streaming API verwendet, stünde hier eine Java Klasse. Es wird der Alias aus Zeile 3 benutzt.

3 Umgang mit HDFS und MapReduce

```
1 hadoop jar /usr/hdp/current/hadoop-mapreduce-client/hadoop-streaming-*.jar \
2 -archives hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/ncdc.jar \
3 -files hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/concatenate_ncdc_data.sh#
   concatenate_ncdc_data.sh \
4 -D mapred.reduce.tasks=0 \
5 -D mapred.map.tasks.speculative.execution=false \
6 -input /user/maria_dev/input/file_names.txt \
7 -inputformat org.apache.hadoop.mapred.lib.NLineInputFormat \
8 -output /user/maria_dev/output \
9 -mapper concatenate_ncdc_data.sh
```

Listing 3.2: Startskript für den NCDC Concatenation MapReduce Job

Sind alle Dateien an den richtigen Orten platziert, kann man sich erneut als `maria_dev` per `ssh` auf den NameNode verbinden und den Befehl aus Listing 3.2 absetzen. Die Ausführung kann mehrere Minuten dauern. Am Ende sollte die Konsole eine ähnliche Ausgabe wie in Abbildung 3.11 zeigen. Es wurden der Übersicht halber viele Zeilen in der Abbildung entfernt.

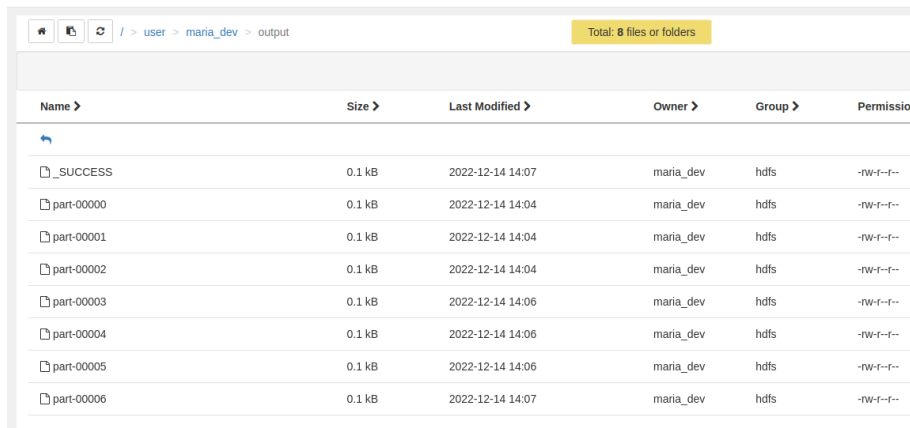


```
rene@rene-XPS-9320 ~$ ssh maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com -p 2222
maria_dev@sandbox-hdp.hortonworks.com's password:
Last login: Wed Dec 14 10:54:00 2022 from 172.18.0.3
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ hadoop jar /usr/hdp/current/hadoop-mapreduce-client/hadoop-streaming-*.jar \
> -archives hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/ncdc.jar \
> -files hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/concatenate_ncdc_data.sh#concatenate_ncdc_data.sh \
> -D mapred.reduce.tasks=0 \
> -D mapred.map.tasks.speculative.execution=false \
> -input /user/maria_dev/input/file_names.txt \
> -inputformat org.apache.hadoop.mapred.lib.NLineInputFormat \
> -output /user/maria_dev/output \
> -mapper concatenate_ncdc_data.sh
22/12/14 11:01:04 INFO mapred.FileInputFormat: Total input files to process : 1
22/12/14 11:01:05 INFO mapreduce.JobSubmitter: number of splits:7
22/12/14 11:01:06 INFO impl.VarnClientImpl: Submitted application application_1670997201911_0003
22/12/14 11:01:06 INFO mapreduce.Job: The url to track the job: http://sandbox-hdp.hortonworks.com:8088/proxy/application_1670997201911_0003/
22/12/14 11:01:06 INFO mapreduce.Job: Running job: job_1670997201911_0003
22/12/14 11:01:10 INFO mapreduce.Job: Job job_1670997201911_0003 running in uber mode : false
22/12/14 11:01:10 INFO mapreduce.Job: map 0% reduce 0%
22/12/14 11:01:20 INFO mapreduce.Job: map 43% reduce 0%
22/12/14 11:03:21 INFO mapreduce.Job: map 71% reduce 0%
22/12/14 11:03:36 INFO mapreduce.Job: map 86% reduce 0%
22/12/14 11:04:44 INFO mapreduce.Job: map 100% reduce 0%
22/12/14 11:05:28 INFO mapreduce.Job: Job job_1670997201911_0003 completed successfully
22/12/14 11:05:29 INFO mapreduce.Job: Counters: 32
  File System Counters
    FILE: Number of bytes read=0
    FILE: Number of bytes written=1667113
    FILE: Number of read operations=0
    FILE: Number of large read operations=0
    FILE: Number of write operations=0
    HDFS: Number of bytes read=1483
    HDFS: Number of bytes written=0
    HDFS: Number of read operations=49
    HDFS: Number of large read operations=0
    HDFS: Number of write operations=14
  Job Counters
    Launched map tasks=7
    Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)=0
    Total time spent by all map tasks (ms)=662095
  Map-Reduce Framework
    Map input records=7
    Map output records=0
    Input split bytes=889
    Spilled Records=0
    Failed Shuffles=0
    Merged Map outputs=0
  File Input Format Counters
    Bytes Read=594
  File Output Format Counters
    Bytes Written=0
22/12/14 11:05:29 INFO streaming.StreamJob: Output directory: /user/maria_dev/output
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$
```

Abbildung 3.11: MapReduce Konsolenausgabe

Man kann sehen, dass der Job ein Input File (die `file_names.txt`) gelesen und daraus sieben InputSplits erstellt hat, korrespondierend zu den sieben Zeilen (Dateipfaden) in der

Datei. Für jeden InputSplit wurde ein Mapper gestartet und alle Mapper sind haben ihre Arbeit erfolgreich beendet. Mit der `applicationId application_XXXXXXXXXX_XXXX` kann man die YARN Logs zum Job Run anzeigen lassen. Darin findet man unter anderem die Statusreports aus dem Skript und eventuelle Fehlermeldungen. Dieser MapReduce Job schließt nämlich auch erfolgreich ab, wenn beim Entpacken oder Zusammenfügen der Archive ein Fehler auftritt, da diese Vorgänge als Unterprozesse des eigentlichen Mappers ohne Fehlerüberprüfung ausgeführt wurden. Sind zum Beispiel die Rechte auf dem Ordner, in den die fertigen Dateien mit `hdfs dfs -put` - geschrieben werden sollen, falsch gesetzt, wird man dies nur anhand der fehlenden Dateien und der YARN Logs bemerken. Existiert jedoch der Ordner bereits, der als Ausgabeverzeichnis des Jobs angegeben wurde, oder kann eine die Eingabedatei nicht gefunden werden, beendet sich der MapReduce Job mit einer entsprechenden Fehlermeldung. Weiter unten in der Konsolenausgabe sieht man, dass die Mapper insgesamt über elf Minuten Laufzeit benötigt haben. Den Zeitstempeln kann man aber entnehmen, dass der Job nur etwas über vier Minuten lief. Daran sieht man den Performancegewinn bei paralleler Verarbeitung der Daten. Im Single Node Setup ist zwar nur ein Node an der Verarbeitung beteiligt, aber Hadoop startet mehrere JVM-Prozesse, welche dann auf mehreren Prozessorkernen gleichzeitig laufen können.



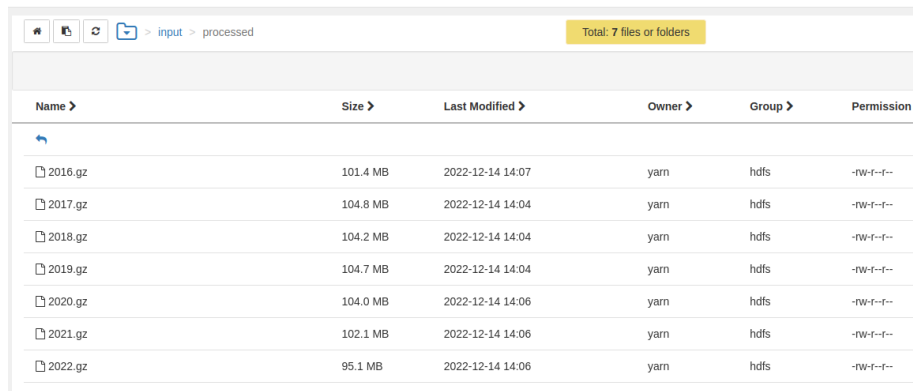
Name >	Size >	Last Modified >	Owner >	Group >	Permission
_SUCCESS	0.1 kB	2022-12-14 14:07	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00000	0.1 kB	2022-12-14 14:04	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00001	0.1 kB	2022-12-14 14:04	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00002	0.1 kB	2022-12-14 14:04	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00003	0.1 kB	2022-12-14 14:06	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00004	0.1 kB	2022-12-14 14:06	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00005	0.1 kB	2022-12-14 14:06	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--
part-00006	0.1 kB	2022-12-14 14:07	aria_dev	hdfs	-rw-r--r--

Abbildung 3.12: MapReduce Ausgabedateien

Die Ausgabedateien des Jobs können ebenfalls betrachtet werden. Ein Blick in den File View zeigt, dass Hadoop den Ordner `/user/aria_dev/output`, wie im `-output`-Parameter gefordert, angelegt hat. In diesem Ordner befinden sich sieben Dateien mit den Namen `part-0000x` (siehe Abb. 3.12). Diese Dateien sind die Ausgaben der Mapper. Da der Job keine Reducer verwendet hatte, wurde eine Datei pro Mapper erstellt. Da die Mapper aber keine Ausgaben erzeugt haben, was bei der Streaming API durch Schreiben auf `stdout` passiert wäre, sind diese Dateien vollkommen leer. Eine achte Datei im Ordner gibt mit ihrem Namen den Exit-Status des Jobs an, hier `_SUCCESS`.

Im Ordner `/user/aria_dev/input/processed` liegen die zusammengefassten und erneut komprimierten Dateien ab, die während der Map-Phase des Jobs erstellt wurden (siehe Abb. 3.13). Diese kann man im Webbrowser über den *Open* Button direkt betrachten. Die Anzeige funktioniert nicht fehlerfrei; es sind abgehackte und duplizierte Zeilen zu sehen

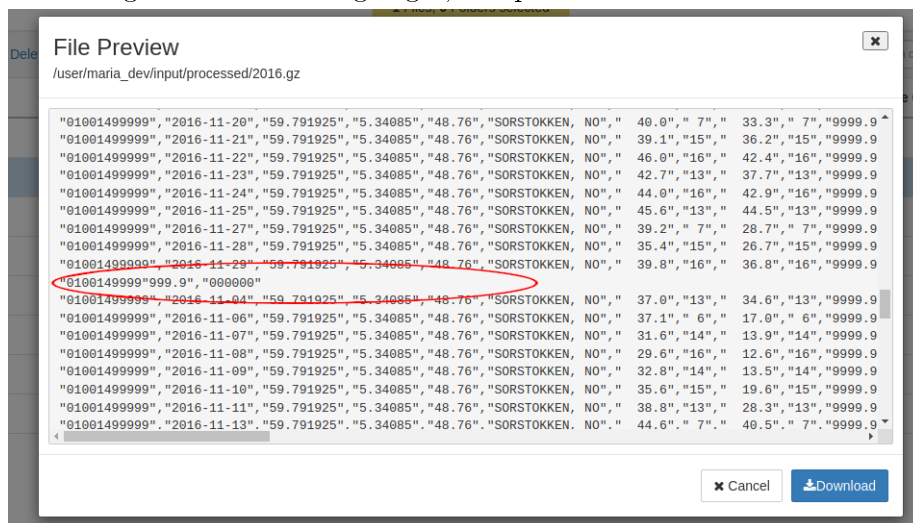
3 Umgang mit HDFS und MapReduce



The screenshot shows a web-based interface for viewing HDFS files. At the top, there's a navigation bar with icons and a path 'input > processed'. A yellow box indicates 'Total: 7 files or folders'. Below is a table with columns: Name, Size, Last Modified, Owner, Group, and Permission. The table lists seven files named 2016.gz through 2022.gz, each with a size around 100 MB, a last modified date of 2022-12-14, and owner/group of yarn/hdfs.

Name	Size	Last Modified	Owner	Group	Permission
2016.gz	101.4 MB	2022-12-14 14:07	yarn	hdfs	-rw-r--r--
2017.gz	104.8 MB	2022-12-14 14:04	yarn	hdfs	-rw-r--r--
2018.gz	104.2 MB	2022-12-14 14:04	yarn	hdfs	-rw-r--r--
2019.gz	104.7 MB	2022-12-14 14:04	yarn	hdfs	-rw-r--r--
2020.gz	104.0 MB	2022-12-14 14:06	yarn	hdfs	-rw-r--r--
2021.gz	102.1 MB	2022-12-14 14:06	yarn	hdfs	-rw-r--r--
2022.gz	95.1 MB	2022-12-14 14:06	yarn	hdfs	-rw-r--r--

Abbildung 3.13: Zusammengeführte, komprimierte Wetterdaten im HDFS



The screenshot shows a 'File Preview' window for the file /user/maria_dev/input/processed/2016.gz. It displays a large list of data records, each containing a long ID, a date, coordinates, and other metadata. A red circle highlights one specific line in the list. At the bottom, there are 'Cancel' and 'Download' buttons.

ID	Date	Lat	Long	Station	Temp	Humidity	Pressure	Wind	Cloud	Visibility
01001499999	2016-11-20	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	40.0	7	33.3	9999.9
01001499999	2016-11-21	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	39.1	15	36.2	9999.9
01001499999	2016-11-22	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	46.0	16	42.4	9999.9
01001499999	2016-11-23	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	42.7	13	37.7	9999.9
01001499999	2016-11-24	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	44.0	16	42.9	9999.9
01001499999	2016-11-25	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	45.6	13	44.5	9999.9
01001499999	2016-11-27	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	39.2	7	28.7	9999.9
01001499999	2016-11-28	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	35.4	15	26.7	9999.9
01001499999	2016-11-29	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	39.8	16	36.8	9999.9
01001499999	2016-11-04	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	37.0	13	34.6	9999.9
01001499999	2016-11-06	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	37.1	6	17.0	9999.9
01001499999	2016-11-07	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	31.6	14	13.9	9999.9
01001499999	2016-11-08	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	29.6	16	12.6	9999.9
01001499999	2016-11-09	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	32.8	14	13.5	9999.9
01001499999	2016-11-10	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	35.6	15	19.6	9999.9
01001499999	2016-11-11	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	38.8	13	28.3	9999.9
01001499999	2016-11-13	59.791925	5.34085	48.76	SORSTOKKEN	NO	44.6	7	40.5	9999.9

Abbildung 3.14: Fehlerhafte Anzeige der Daten im File View

(siehe Abb. 3.14). Dies sind allerdings nur Fehler des File Views. Lädt man die Dateien wieder herunter und betrachtet sie lokal, wird man feststellen, dass das Zusammenfügen funktioniert hat. Lediglich die Kopfzeile wiederholt sich mehrmals in jeder Datei, was im weiteren Verlauf der Bearbeitung beachtet werden muss.

3.6 Die MapReduce Java API

3.6.1 Struktur der Eingabedaten

Jetzt wo die 87000 einzelnen CSV-Dateien zu sieben großen Dateien zusammengefasst wurden, soll die Maximaltemperatur jedes Monats in Grad Celsius bestimmt werden. Dafür wird ein neuer MapReduce Job geschrieben, diesmal mit der MapReduce Java API¹⁹. Den Aufbau der Datensätze kann man der offiziellen Referenz entnehmen²⁰. Jedes Feld einer Zeile ist in doppelte Anführungszeichen eingefasst und manchmal mit Leerzeichen umgeben. Einzelne Felder sind mit Kommata voneinander getrennt. Das Datum steht im zweiten Feld im Format "jjjj-mm-tt", auch wenn in der Referenz "mm/dd/yyyy" steht. Die Tageshöchsttemperatur steht im 21. Feld in Grad Fahrenheit mit einer Nachkommastelle Genauigkeit. Ein Wert von "9999.9" oder "999.9" denotiert hier einen fehlenden Messwert und muss dementsprechend gefiltert werden. Auch gilt es zu beachten, dass Kopfzeilen herausgefiltert und die Ausgabewerte von Grad Fahrenheit zu Grad Celsius umgerechnet werden müssen. Um einen MapReduce Job in Java zu schreiben, muss man drei Klassen implementieren: die Mapper-Klasse, die Reducer-Klasse und den Treiber-Code. Diese drei Klassen werden in den nächsten Abschnitten besprochen. Die komplette MapReduce-Applikation befindet sich in Appendix 3.

3.6.2 Die Mapper-Klasse

Die Mapper-Klasse muss die Klasse `Mapper<KEYIN,VALUEIN,KEYOUT,VALUEOUT>` erweitern und die Methode `map(KEYIN key, VALUEIN value, Context context)` überschreiben. `KEY` und `VALUE` Parameter sind jeweils aus Hadoops speziellen Datentypen zu wählen und auf das InputFormat abzustimmen. In diesem Beispiel werden `LongWritable`, `DoubleWritable` und `Text` zusammen mit dem `TextInputFormat` verwendet. Bei diesem InputFormat entpackt das Framework automatisch `.gz` Dateien und ruft die Map-Funktion für jede Zeile in den Dateien auf. Dabei übergibt es den Offset der Zeile zum Dateianfang als Key vom Typ `LongWritable`. Der Value enthält den Zeileninhalt, aber nicht als Java `String`, sondern als `Text`. Der Context ist das Objekt, in das die Map-Funktion ihre Ausgabe schreibt, damit diese an den Reducer weitergegeben wird. Die fertige Klasse ist in Listing 3.3 abgebildet.

¹⁹<https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-mapreduce-client/hadoop-mapreduce-client-core/MapReduceTutorial.html>

²⁰<https://www.ncei.noaa.gov/data/global-summary-of-the-day/doc/readme.txt>

```
1 public static class TemperatureMapper
2     extends Mapper<LongWritable, Text, Text, DoubleWritable>{
3     private final static String invalidReadingOne = "9999.9";
4     private final static String invalidReadingTwo = "999.9";
5     private final static String headerLineStart = new String("\'STATION\'");
6     private final static int temperaturePosition = 20;
7     private final static int datePosition = 1;
8     public void map(LongWritable key, Text value, Context context) throws IOException,
9         InterruptedException {
10         String line = value.toString();
11         if (!line.startsWith(headerLineStart)) {
12             String[] csvFields = line.split(",");
13             String temperatureString = csvFields[temperaturePosition].replaceAll("\\\"", "").trim();
14             if (!temperatureString.equals(invalidReadingOne) && !temperatureString.equals(
15                 invalidReadingTwo)) {
16                 String monthYear = csvFields[datePosition].replaceAll("\\\"", "").trim().substring(0,
17                     7);
18                 double tempFahrenheit = Double.parseDouble(temperatureString);
19                 double tempCelsius = (tempFahrenheit - 32.0) / 1.8;
20                 tempCelsius = (double) Math.round(tempCelsius * 100) / 100;
21                 Text outKey = new Text(monthYear);
22                 DoubleWritable outValue = new DoubleWritable(tempCelsius);
23                 context.write(outKey, outValue);}}}}
```

Listing 3.3: Mapper-Klasse in Java

Der Key wird während der Map-Phase dieses Jobs nicht benötigt. Der **value** wird mit **toString()** von Hadoops **Text** in einen normalen String umgewandelt und verworfen, wenn es sich um eine Kopfzeile handelt. Dann wird der String den Kommata aufgetrennt. Das Feld mit der gesuchten Temperatur wird von Anführungszeichen und Leerzeichen bereinigt und mit den vorher besprochenen Ausschlusskriterien abgeglichen. Handelt es sich um einen gültigen Wert, wird aus dem Datumsfeld der Substring mit Monat und Jahr extrahiert. Dieser wird später der Key für den Reducer. Der Temperaturwert wird zu einer Kommazahl umgewandelt, in Grad Celsius umgerechnet und gerundet. Datum und Temperaturwert müssen wieder in Hadoops serialisierbare Datentypen gekapselt werden. Anschließend werden sie in den Context geschrieben und somit an Reducer weitergegeben. Danach wird die Map-Funktion für die nächste Zeile aufgerufen, bis alle Zeilen in jedem InputSplit abgearbeitet sind.

3.6.3 Die Reducer-Klasse

Die Reducer-Klasse muss die Klasse **Reducer<KEYIN, VALUEIN, KEYOUT, VALUEOUT>** erweitern und die Methode **reduce(KEYIN key, Iterable<VALUEIN> values, Context context)** überschreiben. Dabei müssen die Datentypen der Eingabeparameter auf die Ausgabedatentypen der Mapper-Klasse abgestimmt werden. Das Framework sortiert alle Ausgaben aller Mapper nach Keys und fasst für jeden Key (hier ein Monat-Jahr-Paar) die Werte in einer Liste zusammen, die an die Reduce-Funktion übergeben wird. Diese iteriert über alle Werte, ermittelt den Maximalwert und schreibt das Ergebnis und den dazugehörigen

Key wieder in den Context. Von dort wird er vom Framework in eine Datei im HDFS geschrieben. Die Reducer-Klasse ist in Listing 3.4 abgebildet.

```

1 public static class TemperatureReducer
2     extends Reducer<Text, DoubleWritable, Text, DoubleWritable> {
3     private DoubleWritable result = new DoubleWritable();
4     public void reduce(Text key, Iterable<DoubleWritable> values, Context context
5         ) throws IOException, InterruptedException {
6         double max = -100000.0;
7         for (DoubleWritable val : values) {
8             double nextTemp = val.get();
9             if (nextTemp > max) max = nextTemp;
10        }
11        result.set(max);
12        context.write(key, result);
13    }

```

Listing 3.4: Reducer-Klasse in Java

3.6.4 Die Treiber-Klasse

Die Treiber-Klasse enthält der Einfachheit halber die Mapper- und Reducer-Klasse (in Listing 3.5 ausgeblendet) und ansonsten nur die `main` Funktion. In der Main-Funktion wird ein Configuration-Objekt erstellt, welches dem Programm Zugriff auf die Einstellungen in den Konfigurationsdateien des Frameworks gibt. Dieses Objekt wird dazu genutzt, um einen neuen Job zu erstellen. Im Job-Objekt werden alle Klassenbezeichnungen gesetzt, die für den Job verwendet werden sollen. Im FileInputFormat wird als Eingabepfad der erste Parameter des Programmaufrufs gesetzt. Ebenso wird mit dem Ausgabepfad und dem zweiten Parameter verfahren. Mit `job.waitForCompletion()` wird der Job schließlich ausgeführt.

```

1 public class MaxTemperature {
2     public static void main(String[] args) throws Exception {
3         Configuration conf = new Configuration();
4         Job job = Job.getInstance(conf, "max temp");
5         job.setJarByClass(MaxTemperature.class);
6         job.setMapperClass(TemperatureMapper.class);
7         job.setCombinerClass(TemperatureReducer.class);
8         job.setReducerClass(TemperatureReducer.class);
9         job.setOutputKeyClass(Text.class);
10        job.setOutputValueClass(DoubleWritable.class);
11        FileInputFormat.addInputPath(job, new Path(args[0]));
12        FileOutputFormat.setOutputPath(job, new Path(args[1]));
13        System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
14    }
15 }

```

Listing 3.5: Treiber-Klasse in Java

3.6.5 Ausführung der MapReduce Java-Applikation

Um die geschriebene MapReduce-Applikation zu starten, muss der Quellcode zuerst kompiliert werden. Hat man die Packages von Hadoop nicht lokal vorliegen, kann man die Java-Datei per `scp` in die Sandbox kopieren. Dort kann man sich mit dem Befehl `hadoop classpath` den Klassenpfad der nötigen Packages ausgeben lassen und diesen an den Java Compiler weitergeben. Anschließend müssen die drei entstandenen `.class` Dateien in ein JAR verpackt werden (siehe Abb. 3.15).

```
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ javac -classpath $(hadoop classpath) -d . MaxTemperature.java
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ ls
MaxTemperature$TemperatureMapper.class  MaxTemperature$TemperatureReducer.class  MaxTemperature.class  MaxTemperature.java
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ jar cf max_temp.jar Max*.class
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ ls
MaxTemperature$TemperatureMapper.class  MaxTemperature$TemperatureReducer.class  MaxTemperature.class  MaxTemperature.java  max_temp.jar
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$
```

Abbildung 3.15: Kompilieren der MapReduce Java-Applikation

Der Befehl zum Ausführen des Jobs (siehe Abb. 3.16) beginnt wieder mit `hadoop jar`, um dem Framework mitzuteilen, dass es eine Main-Methode aus einem JAR ausführen soll. Danach kommt der Dateipfad des JARs auf dem System, gefolgt vom Namen der Klasse, die die Main-Methode enthält. Der Befehl wurde aus dem Ordner abgesetzt, in dem das JAR liegt, daher steht an dieser Stelle nur der Dateiname. Man musste das JAR nicht im Vorfeld ins HDFS hochladen, da sich Hadoop automatisch um die Verteilung an die einzelnen DataNodes kümmert. Danach kommen der Eingabepfad und der Ausgabepfad im HDFS. Auch hier gilt es wieder zu beachten, dass der Ausgabeordner noch nicht existieren darf und dass die Schreibberechtigung auf dem übergeordneten Ordner gesetzt sein muss.

```
[maria_dev@sandbox-hdp ~]$ hadoop jar max_temp.jar MaxTemperature /user/maria_dev/input/processed /user/maria_dev/maxtemp/output
22/12/14 22:14:00 INFO client.RMProxy: Connecting to ResourceManager at sandbox-hdp.hortonworks.com/172.18.0.2:8050
22/12/14 22:14:00 INFO client.AHSProxy: Connecting to Application History server at sandbox-hdp.hortonworks.com/172.18.0.2:10200
22/12/14 22:14:00 INFO Input.FileInputFormat: Total input files to process : 7
22/12/14 22:14:01 INFO mapreduce.JobSubmitter: number of splits:7
22/12/14 22:14:02 INFO mapreduce.Job: The url to track the job: http://sandbox-hdp.hortonworks.com:8088/proxy/application_1671052146930_0004/
22/12/14 22:14:02 INFO mapreduce.Job: Running job: job_1671052146930_0004
22/12/14 22:14:08 INFO mapreduce.Job: Job job_1671052146930_0004 running in uber mode : false
22/12/14 22:14:08 INFO mapreduce.Job: map 0% reduce 0%
22/12/14 22:14:18 INFO mapreduce.Job: map 9% reduce 0%
22/12/14 22:14:22 INFO mapreduce.Job: map 16% reduce 0%
22/12/14 22:14:25 INFO mapreduce.Job: map 22% reduce 0%
22/12/14 22:14:49 INFO mapreduce.Job: map 70% reduce 0%
22/12/14 22:14:50 INFO mapreduce.Job: map 86% reduce 0%
22/12/14 22:14:59 INFO mapreduce.Job: map 99% reduce 29%
22/12/14 22:15:02 INFO mapreduce.Job: map 92% reduce 29%
22/12/14 22:15:06 INFO mapreduce.Job: map 94% reduce 29%
22/12/14 22:15:07 INFO mapreduce.Job: map 100% reduce 29%
22/12/14 22:15:08 INFO mapreduce.Job: map 100% reduce 100%
22/12/14 22:15:09 INFO mapreduce.Job: Job job_1671052146930_0004 completed successfully
Job Counters
  Launched map tasks=7
  Launched reduce tasks=1
  Data-local map tasks=7
  Total time spent by all maps in occupied slots (ms)=530544
  Total time spent by all reduces in occupied slots (ms)=66912
  Total time spent by all map tasks (ms)=132636
Shuffle Errors
  BAD_ID=0
  CONNECTION=0
  IO_ERROR=0
  WRONG_LENGTH=0
  WRONG_MAP=0
  WRONG_REDUCE=0
File Input Format Counters
  Bytes Read=750881156
File Output Format Counters
  Bytes Written=1972
```

Abbildung 3.16: Ausführen der MapReduce Java-Applikation

In der Konsolenausgabe (der Übersicht halber in Abb. 3.16 gekürzt) sieht man, dass Hadoop diesmal sieben Eingabedateien gefunden hat (eine `.gz` Datei für jedes Jahr). Daraus wurden sieben InputSplits erstellt und an eine ebensolche Anzahl Mapper weitergegeben. Es wurde auf die Beendigung aller Mapper gewartet, bevor danach ein einziger Reducer seine Arbeit aufnahm. Das Framework konnte nicht wissen, dass einzelne Dateien logisch abgeschlossene Einheiten bilden und konnte daher die Reduce-Phase nicht parallelisieren. Das Framework meldet außerdem, dass alle sieben Mapper nach dem Prinzip der *Datenlokalität* ausgeführt werden konnten. Da es in der Sandbox nur einen DataNode gibt, ist dies zu erwarten. Außerdem traten während der Shuffle-Phase zwischen Mapper und Reducer keine Fehler auf.

Da ein Reducer benutzt wurde, erzeugt der Job zwei Ausgabedateien im HDFS-Ordner `/user/maria_dev/maxtemp/output`: die Statusmeldung `_SUCCESS` und die Datei mit den Ergebnissen, `part-r-00000` (siehe Abb. 3.17). Der Dateiname unterscheidet sich von dem des ersten MapReduce Jobs durch das `-r-`. Dieses zeigt an, dass es sich hierbei um den Output eines Reducers und nicht um den eines Mappers handelt. Öffnet man die Datei, findet man darin die Maximaltemperaturen aller Monate der Jahre 2016 bis 2022 sortiert nach den Keys, also dem String aus Jahr und Monat.

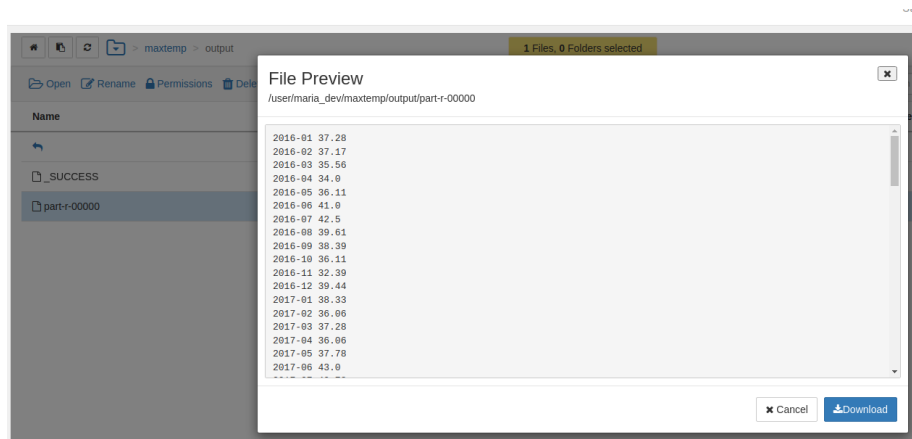


Abbildung 3.17: Ergebnis der MapReduce Java-Applikation

In diesem Kapitel wurde gezeigt, wie man MapReduce-Applikationen sowohl mit der Hadoop Streaming API, als auch mit der Java API umsetzt. Im nächsten Kapitel soll es nun um die reichhaltige Sammlung an Tools und Frameworks gehen, die sich im Laufe der Jahre um Hadoop herum gebildet hat. Einige davon setzen auf dem MapReduce Framework auf und abstrahieren dessen Programmiermodell durch eigene Skripting-Sprachen, andere ersetzen es komplett durch andere Processing Engines.

4 Das Hadoop Ecosystem

Im Laufe der Jahre hat sich um den Kern von Hadoop ein reichhaltiges Ökosystem an weiteren Projekten gebildet (das Hadoop Ecosystem). Diese erweitern die Funktionalitäten des Kerns, oder ersetzen gar ganze Komponenten durch alternative Implementierungen. Hadoop ist so modular konzipiert, dass dies problemlos möglich ist. Das Ecosystem lässt sich grob in vier Kategorien aufteilen: Datenspeicherung, Verwaltung / Konfiguration, Datentransfer und Datenverarbeitung (vgl. Abb. 4.1). Ausgesuchte Komponenten werden in den nächsten Abschnitten kurz vorgestellt.

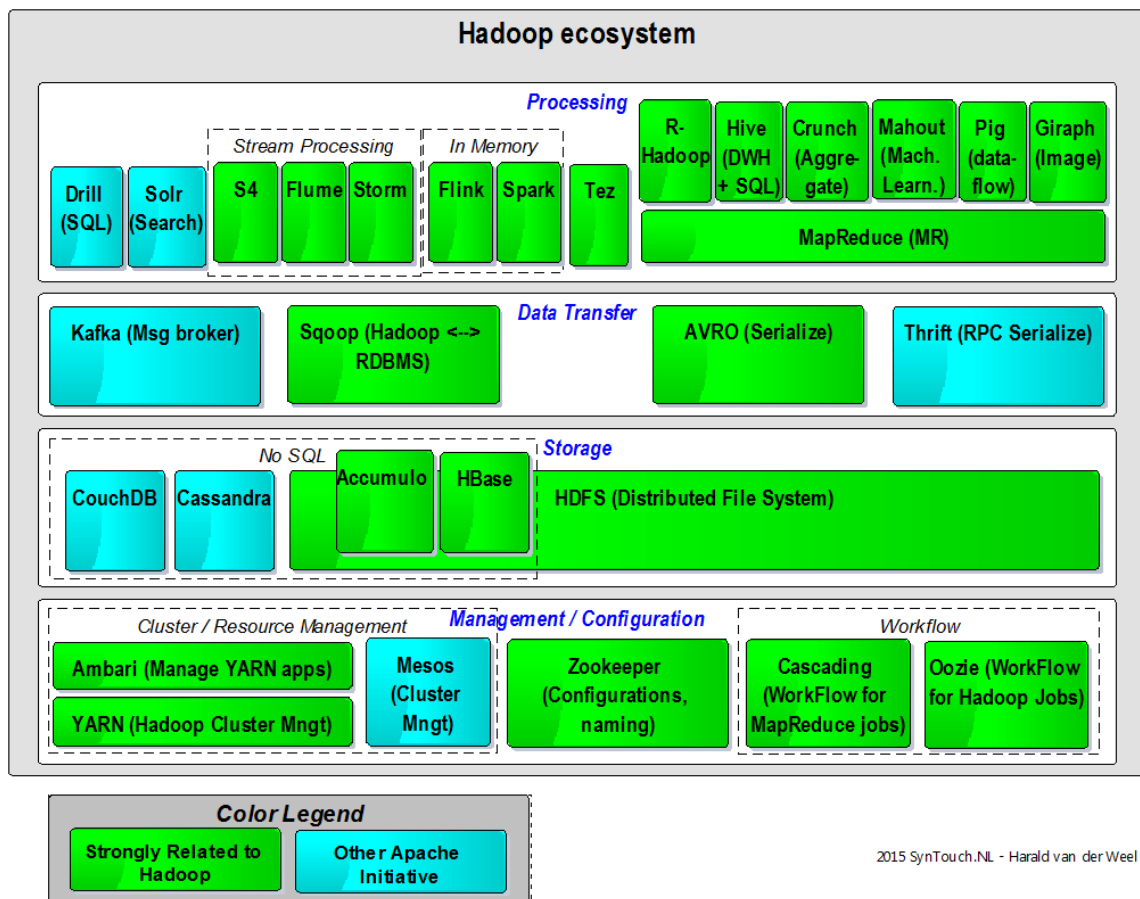


Abbildung 4.1: Komponenten des Hadoop Ecosystems(21)

4.1 Datenhaltung

4.1.1 HDFS

Das HDFS ist Hadoops mitgeliefertes Dateisystem für die verteilte Speicherung und den parallelen Zugriff auf Daten im Gigabyte- bis Terabyte-Bereich (siehe Kapitel 2.1). Dabei stehen hohe Durchsatzraten und Verfügbarkeit im Vordergrund. Echtzeit-Zugriffe auf Daten im Millisekunden-Bereich sind nicht möglich. An Dateien kann außerdem zwar angehängt, aber nicht an beliebigen Stellen etwas eingefügt werden (vgl. 15, Kapitel 3). Für solche Anwendungsfälle kann Apache HBase verwendet werden.

4.1.2 HBase

Apache HBase¹ ist eine nichtrelationale, verteilte Datenbank, die auf Hadoop und dem HDFS aufbaut. HBase bietet beliebige Lese- und Schreibzugriffe in Echtzeit auf Tabellen mit Milliarden von Zeilen und Millionen von Spalten. Datensätze werden in *ColumnFamilies* und *Columns* gespeichert, wobei beliebig Spalten hinzugefügt oder weggelassen werden können. HBase speichert solche dünnbesetzten Tabellen sehr effizient, da ein leerer Wert, ein *null*, anders als bei relationalen Datenbanken keinen Festplattenspeicher belegt (vgl. 22, Abschnitt 21).

4.2 Cluster-Verwaltung / -Konfiguration

4.2.1 YARN

YARN ist Hadoops Ressourcen-Manager und Job-Tracker (siehe Kapitel 2.3). Will eine Anwendung auf einem Hadoop Cluster laufen, fordert sie über YARNs API Ressourcen wie Prozessorkerne und Arbeitsspeicher in Form von *Containern* an. YARN stellt diese auf ausgesuchten Nodes im Cluster bereit und abstrahiert den Aspekt der Verteilung. YARN übernimmt außerdem die Abarbeitung von Jobs durch konfigurierbare Warteschlangen. Durch YARN wird es möglich, Applikationen auf einem Hadoop Cluster verteilt laufen zu lassen, die nicht das MapReduce Framework benutzen. (vgl. 1, YARN -> Architecture)

4.2.2 Oozie

Apache Oozie² dient der Ablaufsteuerung von Hadoop Jobs. Durch Nutzung einer auf XML basierenden *Process Definition Language*³ werden Abhängigkeiten zwischen Hadoop Jobs modelliert, zum Beispiel wenn Job B Daten benötigt, die von Job A generiert werden. Oozie

¹<https://hbase.apache.org/>

²<https://oozie.apache.org/>

³https://oozie.apache.org/docs/5.2.1/DG_Overview.html

sorgt dafür, dass ein so definierter *Oozie Workflow* sequenziell korrekt abgearbeitet wird. Mit *Oozie Coordinator* kann man außerdem Auslösekriterien für Workflows definieren, wie eine Tageszeit oder die Verfügbarkeit eines neuen Datensatzes.

4.2.3 ZooKeeper

Apache ZooKeeper⁴ ist ein Service zur zentralen Verwaltung und Synchronisation kleiner Dateien (< 1 MB; Konfigurationsdateien) über einem Cluster. Anwendungen verwenden ZooKeeper für unterschiedliche Aufgaben: HBase überwacht mittels ZooKeeper die Verfügbarkeit seiner RegionServer⁵. Das HDFS kann im *High Availability Mode* einen sekundären NameNode bereit halten, welcher ohne signifikante Ausfallzeit den NameNode ersetzen kann, sollte dieser ausfallen. Dieser *Automatic Failover* wird von ZooKeeper angestoßen⁶.

4.2.4 Ambari

Apache Ambari⁷ ermöglicht die Provisionierung, Verwaltung und Überwachung von Apache Hadoop Clustern mittels einer Reihe von übersichtlichen Web Dashboards. Es wurde zum Teil bereits in Kapitel 3.2 benutzt. Mit Ambari kann man eine Vielzahl von Hadoop Services im Cluster installieren, konfigurieren und den Zustand des Clusters anhand diverser Metriken überwachen.

4.3 Datentransfer

4.3.1 Sqoop

Apache Sqoop⁸ war ein Top-Level Projekt von Apache, bis es im Juni 2021 eingestellt wurde. Es ist noch zum Download verfügbar und kommerzielle Anbieter wie Cloudera bieten weiterhin Support an⁹, aber es wird nicht mehr aktiv weiterentwickelt. Die Hauptaufgabe von Sqoop ist der Massenimport und -Export von Daten zwischen Hadoop und strukturierten Datenquellen wie relationalen Datenbanken. Diese Aufgabe scheint es trotz seiner Einstellung weiterhin als Nischenprodukt zu bedienen, auch wenn Apache Spark ähnliche Funktionalitäten bieten kann.[23]

⁴<https://zookeeper.apache.org/>

⁵vgl. <https://blog.cloudera.com/what-are-hbase-znodes/>

⁶<https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-project-dist/hadoop-hdfs/HDFSHighAvailabilityWithQJM.html>

⁷<https://ambari.apache.org/>

⁸<https://sqoop.apache.org/>

⁹<https://community.cloudera.com/t5/Product-Announcements/ANNOUNCE-Apache-Sqoop-Support-on-Cloudera-Data-Platform/m-p/325636/highlight/true#M339>

4.3.2 AVRO

Apache AVRO¹⁰ ist ein System zur Datenserialisation. Es ist voll kompatibel mit MapReduce, das heißt die komplexen Datenstrukturen, die man mit AVRO definieren kann, können als Eingabe- und Ausgabetyper für Mapper und Reducer verwendet werden¹¹

4.4 Datenverarbeitung

4.4.1 MapReduce

Hadoop MapReduce ist Hadoops natives Processing Framework, mit dessen Hilfe große, verteilt gespeicherte Datenmengen parallelisiert auf Clustern von tausenden Maschinen verarbeitet werden können. Es wird tiefergehend, mit Anwendungsbeispielen versehen, in Kapitel 2.2 behandelt. MapReduce ist, wie alle Hadoop Core-Komponenten, für den Betrieb auf *Commodity-Hardware* bestimmt. Dadurch werden die Zwischenergebnisse der einzelnen Arbeitsschritte (*Map* und *Reduce*) nicht im Arbeitsspeicher gehalten, sondern auf die Festplatte ausgelagert. Modernere Processing Frameworks wie Apache Spark hingegen nutzen den Umstand, dass RAM immer erschwinglicher wird, und bieten bis zu 40-mal schnellere Verarbeitungszeiten durch *In-Memory-Processing* [vgl. 16, Kap. 3.19].

4.4.2 Tez

MapReduce Alternative Ermöglicht mit Hive on Tez Echtzeitabfragen in Hive

4.4.3 Pig

High-Level Skript-Sprache für ETL und Datenanalyse generiert MapReduce Jobs Eine Zeile Pig -> 120 Zeilen MapReduce Evtl. kleines Beispiel mit Wetterdaten

4.4.4 Hive

Apache Hive ist eine Data Warehousing-Anwendung zum Lesen, Schreiben und Verwalten großer, verteilt gespeicherter Datenmengen. Hive baut dabei auf Hadoop auf und kann Daten verwenden, welche lokal, im HDFS, oder in HBase in gespeichert sind. Daten können in verschiedenen Eingabeformaten vorliegen (CSV, TSV, etc.) und es können eigene Konnektoren geschrieben werden. Nutzer verwenden Hive durch eine Version der weit bekannten Abfragesprache SQL. Abfragen können MapReduce, Apache Spark, oder Apache Tez als

¹⁰<https://avro.apache.org/>

¹¹<https://avro.apache.org/docs/1.11.1/mapreduce-guide/>

Processing Engine verwenden und Hive kann dabei Antwortzeiten von unter einer Sekunde erreichen. Hive skaliert reibungslos mit dem Hadoop Cluster, auf dem es eingerichtet ist.⁽²⁴⁾

4.4.5 Spark

Allround besseres Framework durch In-Memory Processing Kann mit Hadoop interfacen

Fazit

Appendix

1 Mapper-Skript für NCDC Datenbereinigung

```
1 #!/usr/bin/env bash
2
3 # Dies ist ein Helper-Skript zum Zusammenfügen aller CSV-Dateien in den
4 # komprimierten Archiven (.tar.gz) der einzelnen Jahre im NCDC Wetter-Datensatz.
5 # Es basiert auf der Anleitung zum Präparieren des NCDC Datensatzes
6 # aus White, T. E. (2015). Hadoop: The Definitive Guide (4th edition). O'Reilly Media.
7 # Siehe auch: https://github.com/tomwhite/hadoop-book/tree/master/appc/src/main/sh
8 # bzw. https://github.com/Resteklicken/Hauptseminar-Hadoop für Code und Write-Up
9
10 # Als Eingabedatei wird eine Textdatei mit den Dateinamen der Archive erwartet:
11
12 # cat file_names.txt
13 # ncdc.jar/2016.tar.gz
14 # ncdc.jar/2017.tar.gz
15 # ...
16 # ncdc.jar/2022.tar.gz
17
18 # Für jede Zeile in der Eingabedatei wird von Hadoop ein Map-Prozess gestartet.
19 # ncdc.jar ist ein JAR, welches im HDFS abliegt und die Ordner der einzelnen Jahre bündelt.
20 # Dies ist nötig, da man Hadoop nur eine Liste mit Dateien oder JARs auf einen Job Run
    mitgeben kann.
21 # Das Skript sollte wenigstens etwas flexibel bleiben, daher wurde davon abgesehen, alle
    Dateinamen
22 # als Liste bei der Ausführung des Befehls zu übergeben.
23 # NLineInputFormat gibt jedem Mapper eine einzige Zeile aus der Eingabedatei als Key-Value-
    Paar als Input.
24 # Der Key ist der Offset der Zeile zum Dateianfang, an dieser Stelle nicht weiter interessant
    .
25 # Der Value ist der Inhalt der Zeile, der hier in die Variable inputfile gelesen wird.
26 # Nachrichten auf STDERR mit dem Präfix "reporter:status:" werden von Hadoop als MapReduce
    Statusupdates interpretiert.
27 # Dadurch denkt Hadoop nicht, dass der Job sich aufgehängt hätte.
28 read offset inputfile
29 echo "reporter:status:Verarbeite $inputfile" >&2
30
31 # basename gibt den Dateinamen ohne den Rest des Pfades und ohne die Dateiendung zurück
32 target_dir='basename $inputfile .tar.gz'
33
34 # Erstelle für das Jahr ein neues Verzeichnis und entpacke das Archiv dort hin
35 # Mit der Option -C am ENDE wird NACH dem Entpacken in das Verzeichnis gewechselt
36 mkdir -p $target_dir
37 echo "reporter:status:Entpacke $inputfile nach $target_dir" >&2
```

```
38 tar xzf $inputfile -C $target_dir
39
40 # Füge alle CSV-Dateien im Ordner in einer Datei mit Endung ".complete" zusammen.
41 echo "report:status:Füge alle Dateien des Jahres $target_dir zusammen" >&2
42 for file in $target_dir/*
43 do
44     cat $file >> $target_dir.complete
45     echo "report:status:Bearbeite $file" >&2
46 done
47
48 # Komprimiere die Datei wieder mit gzip und speichere das Ergebnis im HDFS.
49 # Durch das Argument "-" nach "-put" wird dabei STDIN als Quelle verwendet.
50 echo "report:status:Komprimiere Datei und schreibe ins HDFS" >&2
51 gzip -c $target_dir.complete | /usr/hdp/current/hadoop-hdfs-client/bin/hdfs dfs -put - /user/
    maria_dev/input/processed/$target_dir.gz
52 echo "report:status:Fertig" >&2
53
54 # Die Ausführung des Skripts erfolgt mittels des folgenden Befehls, abgesetzt zum Beispiel
55 # nach Verbinden auf die HDP Sandbox per ssh als maria_dev:
56
57 # hadoop jar /usr/hdp/current/hadoop-mapreduce-client/hadoop-streaming-*.jar \
58 # -archives hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/ncdc.jar \
59 # -files hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/concatenate_ncdc_data.
    sh#concatenate_ncdc_data.sh \
60 # -D mapred.reduce.tasks=0 \
61 # -D mapred.map.tasks.speculative.execution=false \
62 # -input /user/maria_dev/input/file_names.txt \
63 # -inputformat org.apache.hadoop.mapred.lib.NLineInputFormat \
64 # -output /user/maria_dev/output \
65 # -mapper concatenate_ncdc_data.sh
66
67 # hadoop jar weist Hadoop an, ein JAR auszuführen. Dafür wird das Hadoop Streaming Jar ausgew
    ählt ,
68 # welches mit dem Framework mitgeliefert wird und Eingaben von STDIN entgegen nimmt.
69 # -archives hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/ncdc.jar sorgt dafür
    , dass Hadoop das im HDFS
70 # gespeicherte JAR ncdc.jar in die Laufzeitumgebung des MapReduce Jobs kopiert und
    automatisch entpackt. Prozesse können
71 # während des Jobs unter ncdc.jar auf die darin enthaltenen Dateien (hier die TARs)
    zugreifen.
72 # -files hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/maria_dev/input/concatenate_ncdc_data.
    sh#concatenate_ncdc_data.sh
73 # weist Hadoop eigentlich an, die Mapper-Klasse auf alle am Job beteiligten Nodes zu
    kopieren, damit sie dort lokal
74 # zur Verfügung steht. Durch das Präfix hdfs://host:port/ teilt man Hadoop mit, dass die
    Datei bereits im HDFS liegt.
75 # Mit #concatenate_ncdc_data.sh am Ende des Pfades gibt man der Datei einen Alias, damit
    man in der -mapper Option
76 # nicht wieder den vollen Pfad angeben muss.
77 # -D überschreibt priorisiert Werte, die bereits in Konfigurationsdateien gesetzt sind.
78 # mapred.reduce.tasks=0 macht aus diesem Job einen reinen Map-Job ohne Reduce-Phase,
79 # da für die Umwandlung der Dateien keine Reduce-Phase nötig ist.
80 # mapred.map.tasks.speculative.execution=false verhindert die sogenannte spekulative Ausfü
    hrung.
```

```

81 # Ist diese Option aktiviert, startet Hadoop manchmal mehrere Jobs für einen InputSplit und
    # filtert
82 # in der Shuffle-Phase doppelte Ergebnisse. Sind manche Nodes deutlich langsamer als andere
    # , kann das
83 # normalerweise Performancegewinne bringen. In diesem Fall würde das aber dazu führen, dass
    # Dateien doppelt
84 # ins HDFS geschrieben würden.
85 # -input /user/aria_dev/input/file_names.txt gibt den Pfad zur Datei im HDFS an
86 # -inputformat org.apache.hadoop.mapred.lib.NLineInputFormat gibt die Java Klasse des
    # InputFormats an.
87 # -output /user/aria_dev/output gibt den Pfad für die Ausgabe an. Es muss sich hierbei um
    # einen Ordner
88 # handeln. HDFS arbeitet nach dem "write once, read many times" Prinzip, daher dürfen
    # Ausgabeordner
89 # grundsätzlich nicht vorher existieren.
90 # -mapper /user/aria_dev/input/concatenate_ncdc_data.sh gibt die Mapper-Klasse an. Würde die
    # Java API statt der
91 # Streaming API verwendet, stünde hier eine Java Klasse

```

Listing 1: Bash Skript als Mapper-Klasse

2 Startbefehl für die NCDC Datenbereinigung

```

1 #!/usr/bin/env bash
2
3 # Hiermit wird der MapReduce-Job zum Zusammenführen des NCDC Datensatzes ausgeführt.
4 # Das Skript soll nach Verbinden auf die HDP Sandbox per ssh als aria_dev benutzt werden.
5 # Siehe https://github.com/Resteklicken/Hauptseminar-Hadoop für mehr Informationen.
6
7 hadoop jar /usr/hdp/current/hadoop-mapreduce-client/hadoop-streaming-*.jar \
8 -archives hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/aria_dev/input/ncdc.jar \
9 -files hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/aria_dev/input/concatenate_ncdc_data.sh#
    concatenate_ncdc_data.sh \
10 -D mapred.reduce.tasks=0 \
11 -D mapred.map.tasks.speculative.execution=false \
12 -input /user/aria_dev/input/file_names.txt \
13 -inputformat org.apache.hadoop.mapred.lib.NLineInputFormat \
14 -output /user/aria_dev/output \
15 -mapper concatenate_ncdc_data.sh
16
17 # hadoop jar weist Hadoop an, ein JAR auszuführen. Dafür wird das Hadoop Streaming Jar ausgew
    # ählt, welches mit dem Framework mitgeliefert wird und Eingaben von STDIN entgegen nimmt.
18 # -archives hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/aria_dev/input/ncdc.jar sorgt dafür
    # , dass Hadoop das im HDFS gespeicherte JAR ncdc.jar in die Laufzeitumgebung des
    # MapReduce Jobs kopiert und automatisch entpackt. Prozesse können während des Jobs unter
    # ncdc.jar auf die darin enthaltenen Dateien (hier die TARs) zugreifen.
19 # -files hdfs://sandbox-hdp.hortonworks.com:8020/user/aria_dev/input/concatenate_ncdc_data.
    # sh#concatenate_ncdc_data.sh weist Hadoop eigentlich an, die Mapper-Klasse auf alle am
    # Job beteiligten Nodes zu kopieren, damit sie dort lokal zur Verfügung steht. Durch das
    # Präfix hdfs://host:port/ teilt man Hadoop mit, dass die Datei bereits im HDFS liegt. Mit
    # #concatenate_ncdc_data.sh am Ende des Pfades gibt man der Datei einen Alias, damit man
    # in der -mapper Option nicht wieder den vollen Pfad angeben muss.

```

```

20 # -D überschreibt priorisiert Werte, die bereits in Konfigurationsdateien gesetzt sind.
21 # mapred.reduce.tasks=0 macht aus diesem Job einen reinen Map-Job ohne Reduce-Phase, da für
    die Umwandlung der Dateien keine Reduce-Phase nötig ist.
22 # mapred.map.tasks.speculative.execution=false verhindert die sogenannte spekulative Ausfü-
    hrung. Ist diese Option aktiviert, startet Hadoop manchmal mehrere Jobs für einen
    InputSplit und filtert in der Shuffle-Phase doppelte Ergebnisse. Sind manche Nodes
    deutlich langsamer als andere, kann das normalerweise Performancegewinne bringen. In
    diesem Fall würde das aber dazu führen, dass Dateien doppelt ins HDFS geschrieben würden
    .
23 # -input /user/maria_dev/input/file_names.txt gibt den Pfad zur Datei im HDFS an
24 # -inputformat org.apache.hadoop.mapred.lib.NLineInputFormat gibt die Java Klasse des
    InputFormats an.
25 # -output /user/maria_dev/output gibt den Pfad für die Ausgabe an. Es muss sich hierbei um
    einen Ordner handeln. HDFS arbeitet nach dem "write once, read many times" Prinzip,
    daher dürfen Ausgabeordner grundsätzlich nicht vorher existieren.
26 # -mapper /user/maria_dev/input/concatenate_ncdc_data.sh gibt die Mapper-Klasse an. Würde die
    Java API statt der Streaming API verwendet, stünde hier eine Java Klasse

```

Listing 2: Startskript für den NCDC Concatenation MapReduce Job

3 MapReduce Job mit Java API

```

1 import java.io.IOException;
2 import org.apache.hadoop.conf.Configuration;
3 import org.apache.hadoop.fs.Path;
4 import org.apache.hadoop.io.LongWritable;
5 import org.apache.hadoop.io.DoubleWritable;
6 import org.apache.hadoop.io.Text;
7 import org.apache.hadoop.mapreduce.Job;
8 import org.apache.hadoop.mapreduce.Mapper;
9 import org.apache.hadoop.mapreduce.Reducer;
10 import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.input.FileInputFormat;
11 import org.apache.hadoop.mapreduce.lib.output.FileOutputFormat;
12
13 public class MaxTemperature {
14
15     public static class TemperatureMapper
16         extends Mapper<LongWritable, Text, Text, DoubleWritable>{
17         private final static String invalidReadingOne = "9999.9";
18         private final static String invalidReadingTwo = "999.9";
19         private final static String headerLineStart = new String("\'STATION\'");
20         private final static int temperaturePosition = 20;
21         private final static int datePosition = 1;
22         public void map(LongWritable key, Text value, Context context) throws IOException,
            InterruptedException {
23             String line = value.toString();
24             if (!line.startsWith(headerLineStart)) {
25                 String[] csvFields = line.split(",");
26                 String temperatureString = csvFields[temperaturePosition].replaceAll("\\"", "").trim();
27                 if (!temperatureString.equals(invalidReadingOne) && !temperatureString.equals(
                    invalidReadingTwo)) {

```



```

28     String monthYear = csvFields[datePosition].replaceAll("\\\"", "").trim().substring(0,
29     7);
30     double tempFahrenheit = Double.parseDouble(temperatureString);
31     double tempCelsius = (tempFahrenheit - 32.0) / 1.8;
32     tempCelsius = (double) Math.round(tempCelsius * 100) / 100;
33     Text outKey = new Text(monthYear);
34     DoubleWritable outValue = new DoubleWritable(tempCelsius);
35     context.write(outKey, outValue);}}}}
36
37 public static class TemperatureReducer
38     extends Reducer<Text, DoubleWritable, Text, DoubleWritable> {
39     private DoubleWritable result = new DoubleWritable();
40     public void reduce(Text key, Iterable<DoubleWritable> values, Context context
41         ) throws IOException, InterruptedException {
42         double max = -100000.0;
43         for (DoubleWritable val : values) {
44             double nextTemp = val.get();
45             if (nextTemp > max) max = nextTemp;
46         }
47         result.set(max);
48         context.write(key, result);
49     }}
50
51 public static void main(String[] args) throws Exception {
52     Configuration conf = new Configuration();
53     Job job = Job.getInstance(conf, "max temp");
54     job.setJarByClass(MaxTemperature.class);
55     job.setMapperClass(TemperatureMapper.class);
56     job.setCombinerClass(TemperatureReducer.class);
57     job.setReducerClass(TemperatureReducer.class);
58     job.setOutputKeyClass(Text.class);
59     job.setOutputValueClass(DoubleWritable.class);
60     FileInputFormat.addInputPath(job, new Path(args[0]));
61     FileOutputFormat.setOutputPath(job, new Path(args[1]));
62     System.exit(job.waitForCompletion(true) ? 0 : 1);
63 }

```

Listing 3: MapReduce Job mit Java API

Literatur

1. *Apache Hadoop* [Apache Hadoop Main Page] [online]. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <https://hadoop.apache.org/>.
2. *Big Data: was es ist und was man darüber wissen sollte* [online]. [besucht am 2022-12-05]. Abger. unter: https://www.sas.com/de_de/insights/big-data/what-is-big-data.html.
3. GRIFFITHS, Richard T. *Search Engines* [History of the Internet] [online]. 2007-06-21. [besucht am 2022-12-05]. Abger. unter: <https://web.archive.org/web/20070621143859/http://www.internethistory.leidenuniv.nl/index.php3?m=6&c=7#how>.
4. ZAKON, Robert H'obbes'. *Hobbes' Internet Timeline - the definitive ARPAnet & Internet history* [Hobbes' Internet Timeline] [online]. 2018-01-01. [besucht am 2022-12-05]. Abger. unter: <https://www.zakon.org/robert/internet/timeline/#Growth>.
5. BEAUMONT, David. *How to explain vertical and horizontal scaling in the cloud* [Cloud computing news] [online]. 2014-04-09. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <https://www.ibm.com/blogs/cloud-computing/2014/04/09/explain-vertical-horizontal-scaling-cloud/>.
6. GUSTAFSON, John L. Amdahl's Law. In: PADUA, David (Hrsg.). *Encyclopedia of Parallel Computing*. Boston, MA: Springer US, 2011, S. 53–60. ISBN 978-0-387-09766-4. Abger. unter DOI: [10.1007/978-0-387-09766-4_77](https://doi.org/10.1007/978-0-387-09766-4_77).
7. *Horizontal Vs. Vertical Scaling Comparison Guide* [MongoDB] [online]. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <https://www.mongodb.com/basics/horizontal-vs-vertical-scaling>.
8. *Pricing - Linux Virtual Machines Scale Sets / Microsoft Azure* [online]. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <https://azure.microsoft.com/en-us/pricing/details/virtual-machine-scale-sets/linux/>.
9. ATHOW, Desire. *At 100TB, the world's biggest SSD gets an (eye-watering) price tag* [TechRadar] [online]. 2020-07-07. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <https://www.techradar.com/news/at-100tb-the-worlds-biggest-ssd-gets-an-eye-watering-price-tag>.
10. *who was who in SSD? - StorageTek* [online]. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <http://www.storagesearch.com/storagetek.html>.
11. *What is a Computer Cluster? / Answer from SUSE Defines* [SUSE Defines] [online]. [besucht am 2022-12-07]. Abger. unter: <https://www.suse.com/suse-defines/definition/computer-cluster/>.

12. GHEMAWAT, Sanjay; GOBIOFF, Howard; LEUNG, Shun-Tak. The Google File System. In: *Proceedings of the 19th ACM Symposium on Operating Systems Principles*. Bolton Landing, NY, 2003, S. 20–43.
13. DEAN, Jeffrey; GHEMAWAT, Sanjay. MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters. In: *OSDI'04: Sixth Symposium on Operating System Design and Implementation*. San Francisco, CA, 2004, S. 137–150.
14. CUTTING, Doug; CAFARELLA, Mike; LORICA, Ben. *The next 10 years of Apache Hadoop* [online]. 2016. [besucht am 2022-12-08]. Abger. unter: <https://www.oreilly.com/content/the-next-10-years-of-apache-hadoop/>.
15. WHITE, Tom. *Hadoop: the definitive guide*. Fourth edition. Beijing: O'Reilly, 2015. ISBN 978-1-4919-0163-2. OCLC: ocn904818464.
16. FREIKNECHT, Jonas; PAPP, Stefan. *Big Data in der Praxis: Lösungen mit Hadoop, Spark, HBase und Hive ; Daten speichern, aufbereiten, visualisieren*. 2., erweiterte Auflage. München: Hanser, 2018. ISBN 978-3-446-45396-8.
17. INFRABOT, ASF. *HowManyMapsAndReduces* [HADOOP2 - Apache Software Foundation] [online]. 2019-07-09. [besucht am 2022-12-10]. Abger. unter: <https://cwiki.apache.org/confluence/display/HADOOP2/HowManyMapsAndReduces>.
18. KEIM, Daniel A. Datenvisualisierung und Data Mining. *Datenbank Spektrum* [online]. [o. D.], Jg. 1, Nr. 2, S. 22 [besucht am 2022-12-11]. Abger. unter: <https://fusion.cs.uni-magdeburg.de/pubs/spektrum.pdf>.
19. DOC/NOAA/NESDIS/NCDC, User Engagement {and} Services Branch. *Global Surface Summary of the Day - GSOD* [Dataset Overview | National Centers for Environmental Information (NCEI)] [online]. 2022-06-07. [besucht am 2022-12-14]. Abger. unter: <https://www.ncei.noaa.gov/metadata/geoportal/rest/metadata/item/gov.noaa.ncdc:C00516/html>.
20. *Apache Hadoop 3.3.4 – HDFS Architecture* [online]. [besucht am 2022-12-09]. Abger. unter: <https://hadoop.apache.org/docs/stable/hadoop-project-dist/hadoop-hdfs/HdfsDesign.html>.
21. WEEL, Harald van der. *The Hadoop ecosystem* [SynTouch] [online]. 2015-01-26. [besucht am 2022-12-08]. Abger. unter: <https://www.syntouch.nl/the-hadoop-ecosystem/>.
22. HBASE TEAM, Apache. *Apache HBase™ Reference Guide* [online]. 2022. [besucht am 2022-12-15]. Abger. unter: <https://hbase.apache.org/book.html#conceptual.view>. Version 3.0.0-Alpha-4-SNAPSHOT.
23. CLOUDERA MODERATOR, ask_bill_brooks. *Using Sqoop to import data from SQL server* [online]. 2021-07-05. [besucht am 2022-12-15]. Abger. unter: <https://community.cloudera.com/t5/Support-Questions/Using-Sqoop-to-import-data-from-SQL-server/m-p/319902/highlight/true#M228024>. Section: Support Questions.
24. *Apache Hive Confluence* [online]. 2020-09-06. [besucht am 2022-12-15]. Abger. unter: <https://cwiki.apache.org/confluence/display/Hive/Home>.