

Hausarbeit 30100 Big Data

Inhaltsangabe

Inhaltsangabe

Hadoop, Hive, Spark

Übung 2.1

- (1) Über welches Protokoll werden die Dateiblöcke verteilt?
- (2) Wie viele Mapper gibt es auf welchen Nodes?
- (3) Wie viele Dateiblöcke enthält jeder Node?

Übung 2.2

Übung 2.3

Übung 2.4

Übung 2.5

Laden der Daten in Hive

Cloudera Hive Treiber Installation

Hive Zugriff über die Applikation

Übung 2.6

Übung 2.7

Tägliche unit_sales

Wöchentliche unit_sales

Übung 2.9

Verteilte relationale DBMS

MongoDB

Teilaufgabe 1

Teilaufgabe 2

Lösungsweg 1

Lösungsweg 2

Teilaufgabe 3

Neo4j

Fußnoten

Hadoop, Hive, Spark

Übung 2.1

Ein Hadoopcluster besteht aus 4 DataNodes mit den Parametern `blocksize` 256 MB und `splitsize` 512 MB. Es soll die Datei `kfz.txt` der Größe 1 TB verteilt werden.

(1) Über welches Protokoll werden die Dateiblöcke verteilt?

SSH (Secure Shell)

(2) Wie viele Mapper gibt es auf welchen Nodes?

Ein Mapper bearbeitet einen Split. Ein Split besteht aus $512 / 256 = 2$ Blöcken, also bearbeitet ein Mapper 2 Blöcke

Es gibt $1 \text{ TB} / 512 \text{ MB} = 2$ Millionen Splits, die auf 4 Nodes verteilt sind, also auf jeder Node gibt es 500.000 Splits und deshalb 500.000 Mapper pro Node.

(3) Wie viele Dateiblöcke enthält jeder Node?

Es gibt $1 \text{ TB} / 256 \text{ MB} = 4$ Millionen Blöcke, die auf 4 Nodes verteilt sind, also enthält jeder Node 1 Millionen Blöcke

Übung 2.2

Welche Ausgabedaten liefern die Prozesse Map-, Shuffle- und Sort- und Reduce für das SELECT-Statement `SELECT count(identnr), identnr FROM kfz GROUP BY identnr` ?

Map Prozess

- Eingabe: Datei `kfz.txt`
- Ausgabe: Liste von Tupeln mit folgenden Key, Value `(identnr, 1)` Paaren: `[(1, 1), (1, 1), (2, 1), (1, 1)]`

Shuffle & Sort Prozess

- Eingabe: Key, Value Paare vom Map Prozess
- Sortiert und gruppiert nach `identnr`, also erzeugt dabei folgende Gruppen
 - `group(identnr == 1) = [(1, 1), (1, 1), (1, 1)]`
 - `group(identnr == 2) = [(2, 1)]`
- Ausgabe: 1 Datei pro `identnr`

Reduce Prozess

- Eingabe: Jeder Reduce Prozess bekommt eine Datei/Gruppe von der Ausgabe des Shuffle & Sort Prozesses
- Jeder Reducer berechnet die Summe der Values jeder Gruppe
- Ausgabe: 1 Datei mit den Spalten `count(identnr)` und `identnr`

Übung 2.3

Um die SQL Abfragen dieser Aufgabe ausführen zu können, muss eine Tabelle mit Namen `verkaufteartikel` in Hive existieren. Um die Daten dieser Hive Tabelle in mein lokal installiertes Hadoop Cluster zu transferieren, habe ich im HDFS des Kubernetes Cluster der Hochschule nach einer Datei `verkaufteartikel` mittels `hadoop fs -find / -name "verkaufteartikel*"` gesucht. Danach habe ich die gefundenen Dateien mittels `hadoop fs -copyToLocal <location_of_verkaufteartikel_in_hdfs> <desired_location_on_host>` auf den Host des Hadoop Clusters kopiert, und danach habe ich die dazugehörigen Daten mittels WinSCP auf meinen lokalen Rechner kopiert.

Die Daten in `verkaufteartikel` sehen folgendermaßen aus:

```
2,2016-12-03,3
1,2017-04-17,24
2,2018-05-07,17
3,2019-09-12,33
4,2020-12-20,14
```

Diese Daten habe ich nun in die Namenode meines lokal installierten Hadoop Clusters kopiert und habe auf der Kommandozeile der Namenode den Befehl `hadoop fs -mkdir -p hadoop-data/verkaufteartikel` ausgeführt, um das Verzeichnis `hadoop-data/verkaufteartikel` im HDFS zu erzeugen. Danach habe ich mittels `hadoop fs -copyFromLocal verkaufteartikel.csv hadoop-data/verkaufteartikel/` die Daten in das gerade erzeugte Verzeichnis kopiert.

Danach habe ich einen SQL Query Editor in dem Hue Dienst (Hue ist ein Cluster Management Dienst so ähnlich wie Ambari) geöffnet und mit dem SQL Statement

```
-- Convert verkaufteartikel into a Hive table
CREATE EXTERNAL TABLE IF NOT EXISTS verkaufteartikel (
  id INT,
  date_ DATE,
  quantity INT)
ROW FORMAT DELIMITED
FIELDS TERMINATED BY ','
LINES TERMINATED BY '\n'
LOCATION '/user/root/hadoop-data/verkaufteartikel';
```

die Daten von `verkaufteartikel` in eine externe Hive Tabelle geladen.

Nun konnte ich endlich die SQL Statements aus der Übungsaufgabe ausführen. Das Ergebnis der ersten SQL Abfrage

```
EXPLAIN SELECT *
FROM verkaufteartikel
WHERE date_ > '2017-01-01';
```

ist wie folgt:

```
Explain
STAGE DEPENDENCIES:
  Stage-0 is a root stage

STAGE PLANS:
  Stage: Stage-0
    Fetch Operator
```

```

    limit: -1
    Processor Tree:
      TableScan
        alias: verkaufteartikel
        Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
      Filter Operator
        predicate: (date_ > 2017-01-01) (type: boolean)
        Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
      Select Operator
        expressions: id (type: int), date_ (type: date), quantity (type:
int)
        outputColumnNames: _col0, _col1, _col2
        Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
      ListSink

```

- `TableScan` bedeutet, dass jede Zeile von `verkaufteartikel` einmal in den Hauptspeicher geladen werden musste (**TODO: Fragen ob das stimmt**)
- Der `Filter operator` kommt durch die `WHERE` Klausel im SQL Statement zustande und behält nur die Zeilen von `verkaufteartikel`, die die dazugehörige Bedingung erfüllen
- `predicate (date_ > 2017-01-01)` ist die zu der `WHERE` Klausel gehörende Bedingung
- `Select operator` ist eine Projektion auf gewisse Spaltennamen, in unserem Fall wurden mittels `*` alle Spaltennamen selektiert, und deshalb sind in `expressions` alle Spaltennamen aufgeführt.

Nun zur 2. SQL Abfrage. Das Ergebnis der Abfrage

```

EXPLAIN SELECT date_, count(*)
FROM verkaufteartikel
GROUP BY date_;

```

ist folgendes:

```

Explain
STAGE DEPENDENCIES:
  Stage-1 is a root stage
  Stage-0 depends on stages: Stage-1

STAGE PLANS:
  Stage: Stage-1
    Map Reduce
      Map Operator Tree:
        TableScan
          alias: verkaufteartikel
          Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
        Select Operator
          expressions: date_ (type: date)
          outputColumnNames: date_
          Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
        Group By Operator
          aggregations: count()

```

```

    keys: date_ (type: date)
    mode: hash
    outputColumnNames: _col0, _col1
    Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE
Column stats: NONE
    Reduce Output Operator
      key expressions: _col0 (type: date)
      sort order: +
      Map-reduce partition columns: _col0 (type: date)
      Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE
Column stats: NONE
      value expressions: _col1 (type: bigint)
    Reduce Operator Tree:
      Group By Operator
        aggregations: count(VALUE._col0)
        keys: KEY._col0 (type: date)
        mode: mergepartial
        outputColumnNames: _col0, _col1
        Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
      File Output Operator
        compressed: false
        Statistics: Num rows: 1 Data size: 79 Basic stats: COMPLETE Column
stats: NONE
      table:
        input format: org.apache.hadoop.mapred.SequenceFileInputFormat
        output format:
org.apache.hadoop.hive ql.io.HiveSequenceFileOutputFormat
        serde: org.apache.hadoop.hive.serde2.lazy.LazySimpleSerDe

Stage: Stage-0
Fetch Operator
  limit: -1
  Processor Tree:
    ListSink

```

- **Map Reduce Tree**
 - Hier wird wieder zuerst ein **TableScan** gemacht, und es wird auf die Spalte **date_** projiziert, da dies die einzige Spalte ist, die man braucht, um das Ergebnis der Abfrage zu bekommen
 - Im **Group By Operator** (Shuffle & Sort Prozess) wird u.a. nach der **date_** Spalte gruppiert. Pro Datum gibt es eine Gruppe. In unserem Fall gibt es genau 5 Gruppen, die jeweils ein einziges Datum beinhalten, nämlich:
 - 2016-12-03
 - 2017-04-17
 - 2018-05-07
 - 2019-09-12
 - 2020-12-20
- **Reduce Operator Tree**
 - Hier wird für jede der obigen Gruppen nun die Aggregatsfunktion **count(VALUE._col0)** angewendet

Übung 2.4

Hadoop verteilt Dateien und Spark verteilt Programme und SQL Abfragen, insbesondere JOINS. Aus dem Programm wird ein Directed Acyclic Graph (DAG) generiert und es wird versucht diesen DAG zu parallelisieren. Ein DAG ist ein Berechnungsgraph, der ein Anfang und ein Ende hat (also keine Zyklen), der den Programmablauf darstellt und diesen ausführt.

Der DAG zu der SQL Abfrage

```
SELECT * FROM artikel WHERE artnr IN (SELECT artnr FROM sales)
```

sieht folgendermaßen aus:

Zuerst wird die Subquery `SELECT artnr FROM sales` ausgeführt, die Ergebnismenge in der Datei `output_file_1` zwischengespeichert, und dann werden nur die Artikel aus der Tabelle `artikel` genommen, die in `output_file_1` vorkommen.

Übung 2.5

Der Code mit Erklärungen befindet sich in [diesem Notebook](#).

TODO: Kann ich das alles hierunter löschen?

Laden der Daten in Hive

Zuerst habe ich die Daten der Kaggle Challenge heruntergeladen und in das Volume der Namenode hineinkopiert, sodass es automatisch in das Dateisystem des Namenode Containers durchgeleitet wird. Danach habe ich auf der Kommandozeile der Namenode den Befehl `hadoop fs -mkdir -p workspace/eating_and_health` ausgeführt um ein Verzeichnis im HDFS zu erstellen, sodass ich direkt im Anschluss mittels `hadoop fs -copyFromLocal <path_to_local_kaggle_files> workspace/eating_and_health/` die Daten ins HDFS hineinkopieren konnte.

Danach habe ich über das UI von Hue die Daten vom HDFS in Hive geladen, was in etwa folgendermaßen ausgesehen hat

und im nächsten Schritt so

Danach konnte man auch feststellen, dass die Daten im HDFS nun in das Verzeichnis `/user/hive/warehouse/ehresp_2014/ehresp_2014.csv` verschoben wurden, also werden die Daten von nun an von Hive verwaltet.

Cloudera Hive Treiber Installation

Wie in der Vorlesung beschrieben, habe ich den aktuellsten Hive JDBC Treiber von der [Cloudera Webseite](#) herunter geladen und alle sich darin befindenden Ordner extrahiert. Nun müssen diese Treiber Dateien für die Applikation, die auf Hive zugreifen will, zugänglich sein. In meinem Fall ist befindet sich die Applikation auf dem Jupyter Notebook Server, also in dem `jupyter-spark` Container in meinem `docker-compose` Netzwerk. Über ein Volume dieses Containers gelangen die Treiber Dateien dann in das `/drivers` Verzeichnis innerhalb dieses Containers.

Hive Zugriff über die Applikation

Im `jupyter-spark` Container habe ich dann ein Jupyter Notebook mit R Kernel erstellt. Mittels

```
# List all jar files in /drivers
cp = list.files(
  path=c('/drivers/ClouderaHiveJDBC-2.6.2.1002/ClouderaHiveJDBC4-2.6.2.1002'),
  pattern='jar',
  full.names=T,
  recursive=T)
print(cp)
```

Werden alle `.jar` (Java Archive) Dateien innerhalb des Hive JDBC Treibers der Version `2.6.2` aufgelistet, was bei mir erstaunlicherweise nur eine einzige Datei gewesen ist, nämlich:

```
[1] "/drivers/ClouderaHiveJDBC-2.6.2.1002/ClouderaHiveJDBC4-
2.6.2.1002/HiveJDBC4.jar"
```

Danach wird mittels

```
# Connect to Hive
.jinit()
drv = JDBC(
  driverClass="com.cloudera.hive.jdbc4.HS2Driver",
  classPath=cp)
conn = dbConnect(
  drv,
  "jdbc:hive2://hiveserver:10000/default;AuthMech=3",
  "hive",
  "hive",
  identifier.quote=" ")
show_databases = dbGetQuery(conn, "show databases")
print(show_databases)

# Read the data from Hive (make sure to upload ehresp_2014 into Hive first)
em <- dbGetQuery(conn, "select * from default.ehresp_2014 where euexercise > 0
and erbm1 > 0")
summary(em)
```

eine Verbindung zu Hive erstellt, wobei man beachten muss, dass der `host` im Connection String `hiveserver`, also der Container Name des Hive Servers ist, was funktioniert, weil der `jupyter-spark` und `hiveserver` Container beide im gleichen `docker-compose` Netzwerk sind. Im Anschluss werden die Daten der Tabelle `ehresp_2014` eingelesen. Hier ist vielleicht erwähnenswert, dass man im Big Data Kontext eigentlich keine ganzen Tabellen in den Hauptspeicher lesen sollte, aber da `ehresp_2014` eine relativ kleine Tabelle ist, macht das hier nicht so viel aus.

Die Befehle um die Plots zu erzeugen und deren Ergebnisse sehen folgendermaßen aus:

Übung 2.6

TODO: Siehe den Code, Erklärungen und Ergebnisse zu Übung 2.6 [in diesem Notebook](#)

Übung 2.7

Tägliche unit_sales

Wie bereits in anderen Übungen beschrieben habe ich zuerst die Dateien `holiday_events.csv`, `items.csv`, `quito_stores_sample2016_2017.csv` und `transactions.csv` in den namenode Container, dann in das HDFS und dann mittels dem Hue UI in Hive geladen. Folgendes HiveQL Statement soll die täglichen `unit_sales` berechnen:

```
select sum(unit_sales) as sum_unit_sales, year(date_quito) as current_year,
month(date_quito) as current_month, day(date_quito) as current_day
from quito_stores_sample2016_2017
where date_format(date_quito, 'u') = 4
group by year(date_quito), month(date_quito), day(date_quito)
order by current_year, current_month, current_day;
```

Output:

In Retrospektive, kam mir obiges Statement ein bisschen umständlich vor (weil zuerst das Jahr, der Monat und der Tag extrahiert, und danach wieder nach Jahr, Monat und Tag gruppiert werden muss), habe ich im folgenden Statement wieder die Summe der `unit_sales` berechnet, aber dieses mal habe ich nach dem Datum gruppiert.

```
select sum(unit_sales) as sum_unit_sales, date_quito
from quito_stores_sample2016_2017
where date_format(date_quito, 'u') = 4
group by date_quito;
```

Output:

Der Output scheint mir komplett identisch zu sein.

Wöchentliche unit_sales

TODO: Folgendes Statement löschen?

HiveQL Statement:

```
select weekofyear(tr.date_trans) as week, sum(tr.transactions) as
weekly_unit_sales
from items inner join quito_stores_sample2016_2017 AS quito_store on
quito_store.item_nbr_quito = items.item_nbr_item
inner join transactions AS tr on tr.store_nbr_trans =
quito_store.store_nbr_quito
inner join holidays_events on holidays_events.datum_holi = tr.date_trans
group by weekofyear(tr.date_trans)
order by week;
```

Ergebnis:

week	weekly_unit_sales
1	28567434275
2	9830893906
6	8730851354
7	8149803877
8	8729617503
9	27677998583
10	13910862599
12	4080833575
13	10579847436
14	17302118505
15	54653669532
16	57646139981
17	42643974148
18	68828867443
19	88542663017
20	11272350430
21	32300823752
24	8108878613
25	46405889614
26	62945616169
27	51432764895
28	17027589597
29	19450255582
30	46223357002
31	9531701329
32	38449772542
33	26209142984
34	13882155606
35	3979359634
39	14157756766
40	13135696715
41	32857151812
44	35150332788
45	66891536748
46	28736604080
47	5014115514
48	13026132482
49	57633576346
50	8591347588
51	77485626478
52	126260907220
53	5832310146

HiveQL Statement:

```
select weekofyear(date_trans) as week, sum(transactions) as weekly_unit_sales
from transactions
group by weekofyear(date_trans)
order by week;
```

Ergebnis:

week	weekly_unit_sales
------	-------------------

1	2904264
2	2876856
3	2828681
4	2787688
5	2890639
6	2914532
7	2944731
8	2836890
9	2947415
10	2967329
11	2889503
12	2872067
13	2893670
14	2999954
15	2919038
16	2997701
17	2884039
18	3057556
19	3031439
20	2891410
21	2835168
22	3013612
23	2966299
24	2925681
25	2861633
26	2848133
27	2998279
28	2852663
29	2851306
30	2847369
31	2986859
32	2881863
33	2472897
34	2272435
35	2312863
36	2413073
37	2282162
38	2258478
39	2231450
40	2364076
41	2279355
42	2246341
43	2205255
44	2256071
45	2348502
46	2265909
47	2284200
48	2321219
49	2479496
50	2558796
51	3016656
52	2885163
53	520281

Übung 2.9

Siehe die Lösungen zu Übung 2.9 in hier: github.com/kevinsuedmersen/hadoop-sandbox/blob/master/jupyter-spark/work/assignments/uebung_29_pyspark.ipynb

Verteilte relationale DBMS

Folgendes SQL Statement wurde in Amazon Redshift ausgeführt:

```
select
  referenzdatum,
  bundesland,
  landkreis,
  -- Get the average of the last 7 days in the current bundesland and
  landkreis
  (select avg(infiziert) as durchschnitt
   from vcoronaerkrankung vc2
   where vc2.referenzdatum <= vc1.referenzdatum
   and vc2.referenzdatum > (vc1.referenzdatum - 7)
   and vc2.bundesland = vc1.bundesland
   and vc2.landkreis = vc1.landkreis)
from vcoronaerkrankung vc1
```

und liefert folgende Ergebnismenge (insgesamt 22761 Zeilen):

referenzdatum	bundesland	landkreis	durchschnitt
2021-02-15	Sachsen	LK Bautzen	35
2021-02-15	Sachsen	LK Mittelsachsen	29
2021-02-15	Bayern	SK Augsburg	21
2021-02-15	Mecklenburg-Vorpommern	SK Rostock	7
2021-02-15	Sachsen	LK Vogtlandkreis	48
2021-02-15	Thüringen	LK Unstrut-Hainich-Kreis	25
2021-02-15	Nordrhein-Westfalen	LK Herford	14
2021-02-15	Hessen	LK Kassel	13
2021-02-15	Bayern	SK Regensburg	5
2021-02-15	Bayern	SK Schweinfurt	1
2021-02-15	Niedersachsen	LK Osnabrück	51
2021-02-15	Nordrhein-Westfalen	LK Borken	31
2021-02-15	Nordrhein-Westfalen	SK Mönchengladbach	9
2021-02-15	Rheinland-Pfalz	LK Bad Kreuznach	11
2021-02-15	Bremen	SK Bremerhaven	17
2021-02-15	Baden-Württemberg	LK Rems-Murr-Kreis	24
2021-02-15	Bayern	LK Dachau	9
2021-02-15	Bayern	LK Erlangen-Höchstadt	5
2021-02-15	Thüringen	LK Saale-Orla-Kreis	20
2021-02-15	Rheinland-Pfalz	SK Trier	5

Obige Ergebnismenge soll die durchschnittliche Anzahl an Infektionen innerhalb der letzten 7 Tage (relativ zu einem bestimmtem Referenzdatum) für ein gewissen Landkreis in einem gewissen Bundesland zeigen.

MongoDB

Zuerst habe ich versucht die Datei `listingsAndReviews.json` mittels `docker exec mongo mongoimport --username=kevinsuedmerßen --password=secret --host=mongo:27017 --db=airbnb --collection=listings_and_reviews --authenticationDatabase=admin --file=/mongo-data/airbnb/listingsAndReviews.json` in eine MongoDB Instanz in meinem lokalen `docker-compose` Netzwerk zu importieren, jedoch kamen dabei verschiedenste Importfehler, die wahrscheinlich damit zu tun hatten, dass manche Felder in `listingsAndReviews.json` Werte wie z.B. `NumberDecimal("1.0")` hatten, also Werte, die nicht durchgehend als Strings formatiert waren, wie es in `json` Dateien normalerweise üblich ist.

Deshalb habe ich mich mit meinem lokal installierten MongoDB Compass auf das MongoDB Cluster der Hochschule verbunden. Dabei musste ich lediglich den Connection String `mongodb+srv://thomas:Morgen0007@cluster1.u6ruv.mongodb.net/test` in Mongo Compass einfügen. Für alle folgenden Aufgaben habe ich als Basis die Daten in `sample_airbnb.listingsAndReviews` verwendet.

Teilaufgabe 1

Ermitteln Sie die Adresse mit dem höchsten Preis.

In dem `Aggregations` Tab habe ich folgende Aggregation erzeugt

die, wenn man sie in Python Code exportieren möchte folgendermaßen aussehen würde:

```
[
  # select relevant fields
  {
    '$project': {
      'price': 1,
      'address': 1
    }
  },
  # sort by price in descending order
  {
    '$sort': {
      'price': -1
    }
  },
  # select the first result, i.e. the document with the highest price
  {
    '$limit': 1
  }
]
```

Teilaufgabe 2

Ermitteln Sie pro Adresse die Anzahl an amenities.

Lösungsweg 1

Aggregation Pipeline in MongoDB Compass:

Pipeline exportiert nach Python Code:

```
[
  {
    '$project': {
      'address': 1,
      'amenities': 1
    }
  },
  # Calculate the number of amenities per listing, i.e. for each document
  {
    '$set': {
      'n_amenities_per_listing': {
        '$size': '$amenities'
      }
    }
  },
  # Group by address and calculate the sum of amenities per listing
  {
    '$group': {
      '_id': '$address',
      'n_amenities_per_address': {
        '$sum': '$n_amenities_per_listing'
      }
    }
  }
]
```

Hier wird in der `$set` Stage zuerst die Länge der `amenities` array pro Listing, also pro Dokument in der Collection `listingsAndReviews` bestimmt und als zusätzliches Feld `n_amenities_per_listing` hinzugefügt. Danach wird nach `address` gruppiert und `n_amenities_per_listing` aufsummiert.

Lösungsweg 2

MongoDB Compass:

Exportierter Python Code:

```
[
  {
    '$project': {
      'address': 1,
      'amenities': 1
    }
  },
  # Create one document per address and amenity by unrolling the amenities
  array
  {
```



```

    '$unwind': {
      'path': '$amenities'
    }
  },
  # Group by address and count how many elements we have in each group
  {
    '$group': {
      '_id': '$address',
      'n_amenities': {
        '$sum': 1
      }
    }
  }
}
]

```

Hier wird die `amenities` array aufgerollt, d.h. dass als Zwischenergebnis der `unwind` Stage ein Dokument pro Adresse *und* Item in der `amenities` Array zurückkommt (siehe Screenshot). Anschließend wird einfach nach `address` gruppiert und die Elemente in jeder Gruppe gezählt.

Teilaufgabe 3

Ermitteln Sie die Adresse mit den meisten amenities.

MongoDB Compass:

Exportierter Python Code:

```

[
  # Based on 1. approach from Teilaufgabe 2
  {
    '$project': {
      'address': 1,
      'amenities': 1
    }
  }, {
    '$set': {
      'n_amenities_per_listing': {
        '$size': '$amenities'
      }
    }
  }, {
    '$group': {
      '_id': '$address',
      'n_amenities_per_address': {
        '$sum': '$n_amenities_per_listing'
      }
    }
  },
  # Selecting the address with the maximum number of amenities
  {
    '$sort': {
      'n_amenities_per_address': -1
    }
  }, {
    '$limit': 1
  }
]

```

```
}  
]
```

Wenn man erst einmal die Anzahl an amenities pro Adresse berechnet hat (siehe Teilaufgabe 2), dann ist es einfach die Adresse mit den meisten Amenities zu berechnen. Aufbauend auf dem 1. Lösungsweg von Teilaufgabe 2 habe ich eine `sort` und eine `limit` Stage analog zu Teilaufgabe 1 hinzugefügt.

Neo4J

Installieren Sie Neo4J und die OpenFlight Datenbank. Ermitteln Sie die kürzesten Verbindungen zwischen Berlin und Rio de Janeiro.

Die Installation von Neo4J erfolgt auch sehr einfach über Docker, wie man ab Zeile 272 in der [docker-compose](#) Datei sehen kann. Das web-basierte UI von Neo4J ist dann über <http://localhost:7474> erreichbar, siehe Screenshot:



In rot markiert sieht man die Query Console, in der man Abfragen mit Cypher, der Abfragesprache von Neo4J, eingeben kann.

Die Daten der OpenFlight Datenbank können mittels folgender Cypher Abfragen eingelesen werden. Zuerst werden die Daten der `airports.dat` Datei eingelesen mit:

```
LOAD CSV FROM
'https://raw.githubusercontent.com/jpatokal/openflights/master/data/airports.dat'
AS line
CREATE (:airports { airportid: line[0], name: line[1], city: line[2], country:
line[3], iata: line[4], icao: line[5], latitude: line[6], longitude: line[7],
altitude: line[8], timezone: line[9], dst: line[10], timezone: line[11], tpe:
line[12], source: line[13]})
```

`airlines.dat` wird eingelesen mit

```
LOAD CSV FROM
'https://raw.githubusercontent.com/jpatokal/openflights/master/data/airlines.dat'
AS line
CREATE (:airlines { airlineid: line[0], name: line[1], alias: line[2], iata:
line[3], icao: line[4], callsign: line[5], country: line[6], active: line[7]})
```

`routes.dat` wird eingelesen mit

```
LOAD CSV FROM
'https://raw.githubusercontent.com/jpatokal/openflights/master/data/routes.dat'
AS line
MATCH (airportsource:airports {airportid: line[3]}),(airportdest:airports
{airportid: line[5]})
CREATE (airportsource)-[:R {airlineid:line[1], codeshare: line[6], stops:
line[7], equipment: line[8]}]->(airportdest)
```

und `planes.dat` wird eingelesen mit


```
LOAD CSV FROM
'https://raw.githubusercontent.com/jpatokal/openflights/master/data/planes.dat'
AS line
CREATE (:planes { iata: line[0], icao: line[1]})
```

Die kürzeste Verbindung zwischen Rio De Janeiro und Berlin wird schließlich folgendermaßen ermittelt:

```
MATCH p=shortestPath((airportsource:airports{city: "Berlin"})-[*]->
(airportdest:airports {city: "Rio De Janeiro"}))
RETURN p
```

Die `shortestPath` Funktion ermittelt in diesem Fall die kürzeste Anzahl an zu überspringenden Relationships, um von Nodes, deren `city` Property `Berlin` ist, zu Nodes, deren `city` Property `Rio De Janeiro` ist, zu gelangen. Da die Relationships aus der Datei `routes.dat` stammen, die non-Stop Verbindungen von einem Flughafen zu einem anderen Flughafen beinhaltet, zeigt das Ergebnis der `shortestPath` Funktion also wie man seine Reise von Berlin nach Rio De Janeiro planen müsste um möglichst wenig umzusteigen.

Das Ergebnis dieser Abfrage sieht dann wie folgt aus:

 neo4j_uebung_2

Fußnoten
