BDA, Praktikumsbericht 3

Gruppe mi6xc: Alexander Kniesz, Maximilian Neudert, Oskar Rudolf

Quellen

Das PySpark Notebook findet man hier.

Aufgabe 1

Wir lesen das txt file als DataFrame ein. Anschließend kann man mit withColumn diverse Operationen auf den Spalten ausführen. Das DataFrame enthält alle Zeilen des txt Files als Zeilen. In unserem Fall haben wir die Daten zuerst bereinigt, sprich Sonderzeichen und leere Zeilen entfernt. Anschließend haben wir mittels split die Strings in den Zeilen in Wörter Arrays umgewandelt, danach die Arrays mit explode in weitere Zeilen erweitern und abschließend MapReduce mit lit und groupBy gemacht.

```
from pyspark.sql.functions import explode, split, lit, trim, regexp_replace
 # read text file
 df = spark.read.text('hdfs://141.100.62.85:9000/data/lorem/lorem.txt')
 # remove end of line whitespace
 df = df.withColumn("value",trim(df.value))
 # filter rows with empty strings
 df = df.filter("value != '''
 # remove special characters
 df = df.withColumn("value", regexp_replace("value", '[^a-zäüößA-ZÄÜÖ ]+', ''))
#df = df.withColumn("value", split(df.value, '\s+|,\s+|\.\s+|\!\s')) # split by "," and "whitespace"
 # split by whitespace
 df = df.withColumn("value",split(df.value,' '))
 # expand list into rows
 df = df.select(explode("value").alias("key"))
 # add new column with 1's
 df = df.withColumn("value",lit(1))
 # sum counts
 #df = df.groupBy("key").sum("value").select(col("key"),col("sum(value)").alias("value"))
 df = df.groupBy("key").sum("value")
 # rename
 df = df.withColumnRenamed('sum(value)', 'value')
 # order by value
 df = df.orderBy("value", ascending=False)
 # show result
 df.show()
+----+
      key|value|
+----+
       et
             57
    dolor
             32 l
      sedl
             27
     diam
             271
      sit
             261
    ipsum
             261
```

Aufgabe 2

Wir verbinden uns mittels ssh auf:

```
141.100.62.87
```

dort haben wir eine tmux session mittels

```
tmux -S /tmp/smux new -s amo
```

erstellt, auf die wir uns dann mittels

```
tmux -S /tmp/smux attach -t amo
```

gemeinsam verbinden und mit netcat arbeiten können.

Code

```
%pyspark
#aufgabe 2: Deklaration und Start der query
from pyspark.sql.functions import explode, split, regexp_replace
sparkmi6xc = spark\
    .builder\
    .appName("mi6xcWordCounter")\
    .getOrCreate()
# read lines
lines = sparkmi6xc\
    .readStream\
    .format("socket")\
    .option("host", "141.100.62.87")\
.option("port", 2242)\
    .load()
# remove special characters like '.' and ','
lines = lines.withColumn(
    "value",
    regexp_replace("value", '[^a-zäüößA-ZÄÜÖ ]+', '')
)
# split lines into words
words = lines\
    .select(
       explode(
        split(lines.value, " ")
        ).alias("word")
    )\
    .withColumn(
        "value",
        regexp_replace("word", '[^a-zäüößA-ZÄÜÖ ]+', '')
# count words
wordCounts = words\
    .groupBy("word").count()\
    .orderBy("count", ascending=False)
# Start running the query that prints the running counts to the console
writer = count_words \
    .writeStream \
    .queryName("mi6xcWordCount") \
    .outputMode("complete") \
    .format("memory")
query = writer.start()
```

unterschiede in den Parameters

outputMode besitzt folgende Paramter:

- **append**: Nur neue Zeilen werden in den Output geschrieben. Exklusiv für de Verwendung ohne Aggregationen.
- **complete**: Alle Zeilen werden jedes mal in den Output geschrieben. Exklusiv für die Verwendung mit Aggregationen.
- update: Nur veränderte Zeilen werden in den Output geschrieben. Ohne Aggregation wie append.

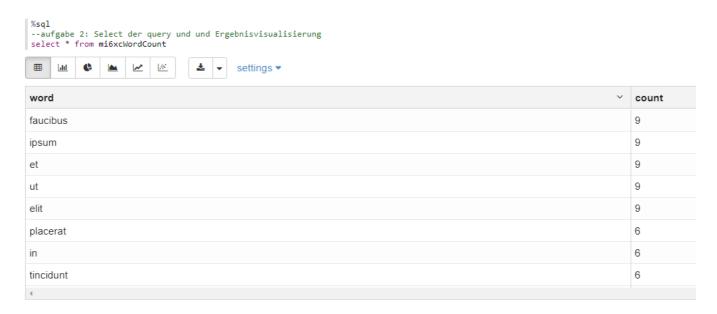
und format besitzt unter anderem folgende Parameter:

• console: Schreibt den verarbeiteten Stream in die Console sprich in den Standard Output.

• **memory**: Schreibt den verarbeiteten Stream in eine in Memory Datenbank. Folglich für große Datenmengen eher ungeeignet.

Testergebnisse

Wir haben die ersten 100 Wörter von Lorem Ipsum ein paar mal über netcat abgesendet und erhalten folgendes Ergebnis:



Wir modifizieren die query, indem wir die Splits anpassen, neue Spalten generieren und anschließend url auswählen und mit dieser gruppieren und zählen.

```
%pyspark
#aufgabe 3a: Deklaration und Start der query
from pyspark.sql.functions import explode, split, regexp_replace
sparkmi6xc = spark\
    .builder\
    .appName("mi6xcCookies")\
    .getOrCreate()
# read lines
stream = sparkmi6xc\
   .readStream\
    .format("socket")\
    .option("host", "starfall.fbi.h-da.de")\
.option("port", 3333)\
    .load()
# split stream into lines
lines = stream\
    .select(
        explode(
             split(stream.value, '\n')
         ).alias("line")
# split lines into columns
cols = split(lines['line'], '\t')
lines = lines\
    .withColumn('ts', cols.getItem(0))\ .withColumn('url', cols.getItem(1))\
    .withColumn('status', cols.getItem(2))\
    .withColumn('country', cols.getItem(3))\
    .withColumn('userID', cols.getItem(4))\
    .drop('line')
url_counts = lines\
    .select('url')\
    .groupBy('url').count()\
    .orderBy('count', ascending=False)
# Start running the query that prints the running counts to memory sink
writer = url_counts\
    .writeStream\
    .queryName("mi6xcCookieLines")\
    .outputMode("complete")\
    .format("memory")
query = writer.start()
```

Wir erhalten damit folgendes exemplarisches Ergebnis:



uri	count
https://cookiedream.net/about	99
https://cookiedream.net/	745
https://cookiedream.net/order	185

Aufgabe 3

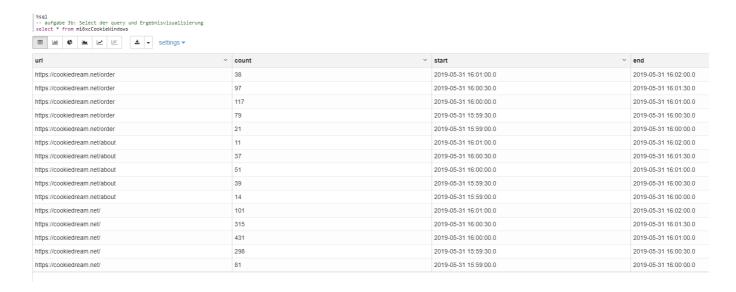
a)

Sliding windows lassen sich durch die sql Funktion window im groupBy Befehl erstellen.

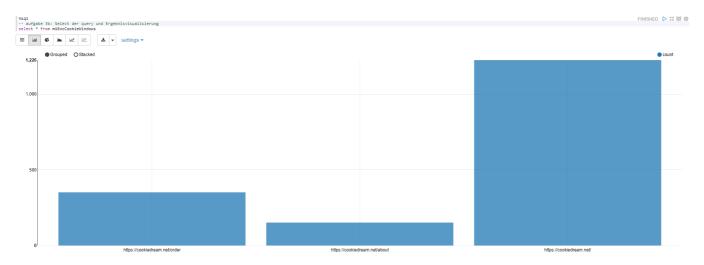
```
%pyspark
#aufgabe 3b: Deklaration und Start der query
from pyspark.sql.functions import explode, split, window
sparkmi6xc = spark\
    .builder\
    .appName("mi6xcCookieWindows")\
    .getOrCreate()
# read lines
stream = sparkmi6xc\
    .readStream\
    .format("socket")\
    .option("host", "starfall.fbi.h-da.de")\
.option("port", 3333)\
    .load()
# split stream into lines
lines = stream\
    .select(
        explode(
            split(stream.value, '\n')
        ).alias("line")
# split lines into columns
cols = split(lines['line'], '\t')
lines = lines\
    .withColumn('ts', cols.getItem(0))\
.withColumn('url', cols.getItem(1))\
    .withColumn('status', cols.getItem(2))\
    .withColumn('country', cols.getItem(3))\
    .withColumn('userID', cols.getItem(4))\
    .drop('line')
url_counts = lines\
    .select('url', 'ts')\
    .groupBy(
        'url'
        window('ts', '60 seconds', '30 seconds')
    ).count()\
    .select('url', 'count', 'window.start', 'window.end')\
    .orderBy(['url', 'start'], ascending=False)
# Start running the query that prints the running counts to memory sink
writer = url_counts\
    .writeStream\
    .queryName("mi6xcCookieWindows")\
    .outputMode("complete")\
    .format("memory")
query = writer.start()
```

b)

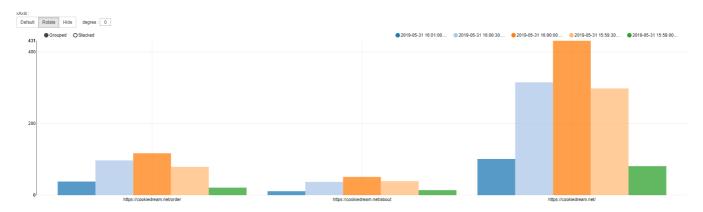
Tabellarisch erhalten wir folgenden Output sortiert nach url und Startzeit des Windows:



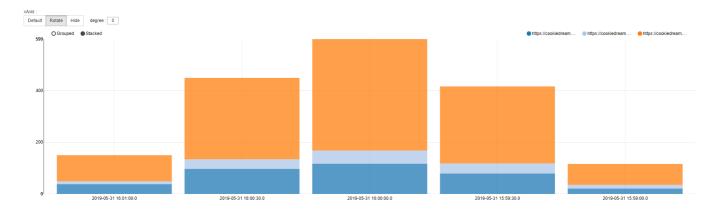
Visualisiert man zum Beispiel mit einer Barchart ohne irgendwelche Einstellungen, so erhält man die Counts abhängig von der URL.



Unter settings kann man dann ähnlich wie mit Tableau Daten gruppieren und aggregieren. Ein schöner Plot ergibt sich zum Beispiel, indem man mit der Startzeit des Windows zusätzlich gruppiert:



Im Prinzip macht es nur wirklich Sinn in diesem Fall start und url zwischen keys und groups zu tauschen. Ein weiterer schöner Graph ist start als Key und url als Group stacked.



Aufgabe 4

a)

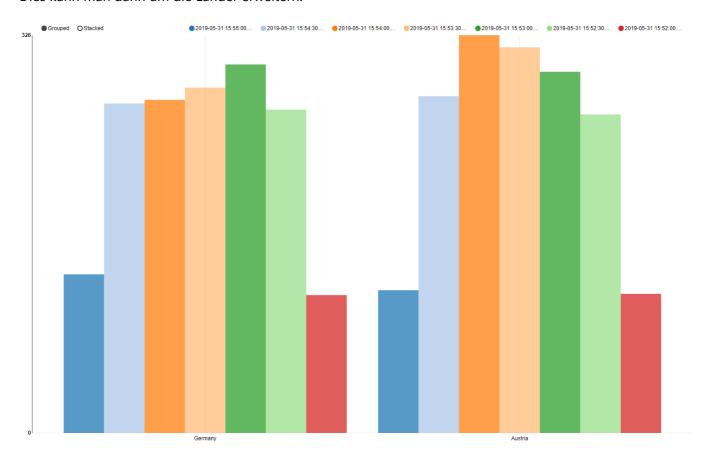
Als Modifikation fügen wir eine weitere Spalte zur Gruppierung hinzu.

```
%pyspark
#aufgabe 4a: Deklaration und Start der query
from pyspark.sql.functions import explode, split, window
sparkmi6xc = spark\
    .builder\
    .appName("mi6xcCookieWindows")\
    .getOrCreate()
# read lines
stream = sparkmi6xc\
    .readStream\
    .format("socket")\
    .option("host", "starfall.fbi.h-da.de")\
.option("port", 3333)\
    .load()
# split stream into lines
lines = stream\
    .select(
        explode(
            split(stream.value, '\n')
        ).alias("line")
# split lines into columns
cols = split(lines['line'], '\t')
lines = lines\
    .withColumn('status', cols.getItem(2))\
.withColumn('country', cols.getItem(3))\
    .withColumn('userID', cols.getItem(4))\
    .drop('line')
url_counts = lines\
    .select('url', 'country', 'ts')\
    .groupBy(
         'url',
        'country',
        window('ts', '60 seconds', '30 seconds')
    .select('url', 'country', 'count', 'window.start', 'window.end')\
    .orderBy(['url', 'country', 'start'], ascending=False)
# Start running the query that prints the running counts to memory sink
writer = url_counts\
    .writeStream\
    .queryName("mi6xcCookieWindows")\
    .outputMode("complete")\
    .format("memory")
query = writer.start()
```

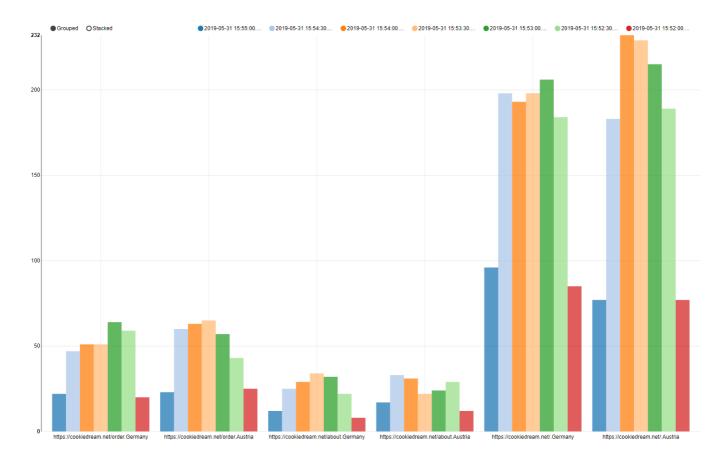
Zuerst einmal aus Interesse gesichtet, wie die Verteilung der Länder ist.



Dies kann man dann um die Länder erweitern.



Und schlussendlich um die URLs mit den Ländern als Gruppierung.



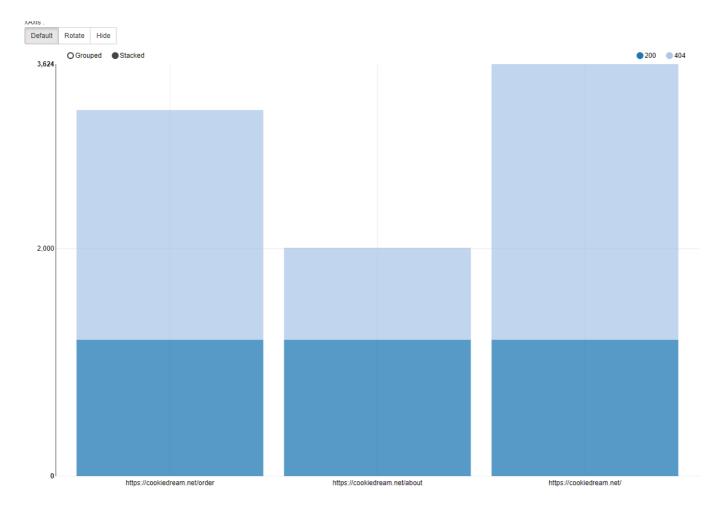
Dann erkennt man zum Beispiel, dass die meisten Aufrufe aus Österreich auf die Basisseite um 15:54 bis 15:55 waren.

b)

Wir bauen einen Filter mit lines.country == 'Germany' und ersetzen country mit status.

```
%pyspark
 #aufgabe 4b: Deklaration und Start der query
 from pyspark.sql.functions import explode, split, window
 sparkmi6xc = spark\
      .builder\
      .appName("mi6xcCookieWindows")\
      .getOrCreate()
 # read lines
 stream = sparkmi6xc\
     .readStream\
      .format("socket")\
     .option("host", "starfall.fbi.h-da.de")\
.option("port", 3333)\
      .load()
 # split stream into lines
 lines = stream\
      .select(
          explode(
               split(stream.value, '\n')
          ).alias("line")
 # split lines into columns
 cols = split(lines['line'], '\t')
 lines = lines\
     .withColumn('ts', cols.getItem(0))\
.withColumn('url', cols.getItem(1))\
     .withColumn('status', cols.getItem(2))\
     .withColumn('country', cols.getItem(3))\
.withColumn('userID', cols.getItem(4))\
      .drop('line')
 url_counts = lines\
     .select('url', 'country', 'status', 'ts')\
.filter(lines.country == 'Germany')\
      .groupBy(
           'url',
           'status',
          window('ts', '60 seconds', '30 seconds')
      .select('url', 'status', 'count', 'window.start', 'window.end')\
.orderBy(['url', 'status', 'start'], ascending=False)
 # Start running the query that prints the running counts to memory sink
writer = url_counts\
      .writeStream\
      .queryName("mi6xcCookieWindows")\
      .outputMode("complete")\
      .format("memory")
query = writer.start()
```

Anschließend erhalten wir folgendes Ergebnis:



Man sieht, dass order und root in Germany deutlich öfter 404 sprich nicht gefunden werfen als about.

c)

Zu den Unterschiedenlichen Ausgabemodi muss man zuerst daran denken, dass append generell nicht auf aggregierten Daten funktioniert und update nicht mit sortierung. Dies macht auch Sinn, weshalb wir die ersten beiden Aufgaben mit complete bearbeitet haben.

Im Falle von Late Data kann es nun passieren, dass alte Fenster von neuen Daten modifiziert werden. Dazu gibt es in Sparks watermarks, welche mit withWatermark("timestamp", "xx minutes") definiert werden können und dann Datenpakete, die mit einer Verzögerung größer als die angegebene Zeit, direkt gedroppt werden.

Lässt man die Sortierung der Daten weg (ist für die Visualisierung eh nicht wirklich nötig), so können wir update als Alternative zu complete verwenden. Im Gegensatz zu complete aktualisiert update nur die neusten Zeilen. Dies ist mit Sliding Windows vollkommen in Ordnung, da wir keine Berechnungen auf alten Daten benötigen und wir somit die Performance verbessern können. Eine nennenswerte Veränderung ist nicht zu erwarten, außer es gäbe viele Late Data, dann würde man besonders in a) unterschiede sehen, da complete die späten Daten mit in die Berechnung einbeziehen würde, während update eben dies nicht tut.