DĚLAT DOBRÝ SOFTWARE NÁS BAVÍ

PROFINIT

Spark SQL, Spark Streaming

Jan Hučín 21. listopadu 2018

Osnova

- 1. Spark SQL
- 2. Další rozšíření Sparku
 - Spark streaming
 - GraphX
 - Spark ML





Spark SQL a DataFrames (DataSets)

- Rozšíření k tradičnímu RDD přístupu
- Datová struktura DataFrame = RDD se sloupci
 - obdoba databázové relační tabulky
 - obsahuje i schéma
 - nad rámec RDD práce se sloupci
 - možnost použití syntaxe podobné SQL nebo přímo SQL

1;Andrea;35;64.3;Praha

2;Martin;43;87.1;Ostrava

3;Simona;18;57.8;Brno

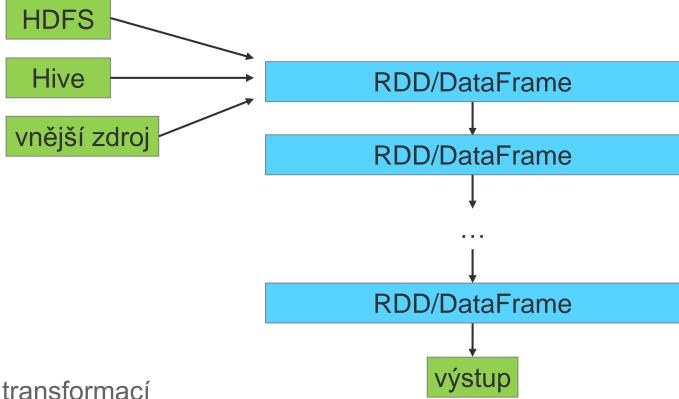
id	jmeno	vek	hmotnost	mesto
1	Andrea	35	64.3	Praha
2	Martin	42	87.1	Ostrava
3	Simona	18	57.8	Brno

Spark SQL – výhody a nároky

- > Výhody oproti tradičnímu Sparku (RDD):
 - stručnější a jednodušší kód
 - využití Hive
 - snazší optimalizace
 - ⇒ rychlejší běh
- Nároky navíc:
 - rozšířené API: objekt sqlContext, ev. další

- Kdy nelze použít?
 - úlohy nevhodné pro SQL ⇒ tradiční Spark
 - ulohy náročné na paměť ⇒ map-reduce, Hive

Spark RDD a SQL



- série transformací zakončená akcí
- Ize transformovat RDD na DataFrame a obráceně

Spark RDD a SQL

- ➤ Transformace RDD → RDD
 - už známe: map, flatMap, filter, ...
- DataFrame → DataFrame RDD → DataFrame DataFrame → RDD
 - naučíme se

Příklad – společné zadání

 Který stát USA má na meteostanicích nejvyšší průměrný normál v létě?
 (již jsme řešili pomocí Hive)

Struktura dat:

```
stanice, mesic, den, hodina, teplota, flag, latitude, longitude, vyska, stat, nazev AQW00061705, 1, 1, 1, 804, P, -14.3306, -170.7136, 3.7, AS, PAGO PAGO WSO AP AQW00061705, 1, 2, 1, 804, P, -14.3306, -170.7136, 3.7, AS, PAGO PAGO WSO AP AQW00061705, 1, 3, 1, 803, P, -14.3306, -170.7136, 3.7, AS, PAGO PAGO WSO AP AQW00061705, 1, 4, 1, 802, P, -14.3306, -170.7136, 3.7, AS, PAGO PAGO WSO AP AQW00061705, 1, 5, 1, 802, P, -14.3306, -170.7136, 3.7, AS, PAGO PAGO WSO AP
```

Postup 0 (jen RDD)

```
tp raw = sc.textFile('/user/pascepet/teplota')
tp raw = tp raw.filter(lambda r:
   (r.split(',')[1] in set('678')) & (r.split(',')[4] != ''))
tp = tp raw.map(uprav radek)
tp st = tp.reduceByKey(soucty) \
    .map(lambda x: (x[0], x[1][0]/x[1][1]))
    .sortBy(lambda y: y[1], False)
tp st.take(1)
uprav radek
AQW00061705,7,30,4,804,P,-14.3306,-170.7136,3.7,AS,PAGO PAGO WSO AP
```

```
uprav_radek

AQW00061705,7,30,4,804,P,-14.3306,-170.7136,3.7,AS,PAGO PAGO WSO AP
```

Jak vyrobit DataFrame?

- transformace z existujícího RDD
 - je-li převoditelné do sloupců
- přímé načtení souboru
 - s již definovanými sloupci (např. Parquet, ORC)
 - převoditelné do sloupců (např. CSV)
- výsledek dotazu do Hive
- výsledek dotazu do jiné DB (JDBC konektor)

Jak vyrobit DataFrame?

- transformace z existujícího RDD
 - sqlContext.createDataFrame(RDD, schema)
- přímé načtení souboru
 - sqlContext.read.format(formát).load(cesta)
- výsledek dotazu do Hive
 - sqlContext.sql(dotaz_sql)

Postup 1 (CSV → RDD → DataFrame)

```
from pyspark.sql.types import *
tp raw = sc.textFile('/user/pascepet/teplota')
tp raw = tp raw.filter(lambda r:
    (r.split(',')[1] in set('678')) & (r.split(',')[4] != '')
tp prep = tp raw.map(uprav radek df)
tpDF = sqlContext.createDataFrame(tp prep, tp schema)
uprav radek df
AQW00061705,7,30,4,804,P,-14.3306,-170.7136,3.7,AS,PAGO PAGO WSO AP
                           (AS, 26.89)
```

```
tp_pole = [StructField('stat', StringType(), True),
StructField('tepl', DoubleType(), True)]
tp_schema = StructType(tp_pole)
```

Postup 2 (přímé načtení CSV → DataFrame)

Postup 3 (Hive → DataFrame)

```
tpDF3 = sqlContext.sql('select * from temperature')
```

Jak pracovat s DataFrame?

- 1. registrovat jako dočasnou tabulku + dotazování SQL
- 2. pseudo-SQL operace
- 3. operace RDD výsledek může být jen obyčejné RDD

Jak pracovat s DataFrame?

- 1. registrovat jako dočasnou tabulku + dotazování SQL
 - DF.registerTempTable("tabulka")
 - sqlContext.sql("select * from tabulka")
- 2. pseudo-SQL operace
 - DF. operace, např. select, filter, join, groupBy, sort...
- 3. operace RDD výsledek může být jen obyčejné RDD
 - např. map, flatMap...
 - řádek v DataFrame je typu Row práce jako s typem list

Pseudo-SQL a další operace

- select (omezení na uvedené sloupce)
- filter (omezení řádků podle podmínky)
- join (připojení jiného DataFrame)
- groupBy (seskupení)
- agg, avg, count (agregační funkce)
- toDF (přejmenování sloupců)
- withColumn (transformace sloupců)
- show (hezčí výpis obsahu DataFrame)

Registrace dočasné tabulky

```
tpDF.registerTempTable("teploty")

tp_stDF = sqlContext.sql("""select stat, avg(tepl) as
tepl_prum from teploty
group by stat order by tepl_prum desc""")

tp_stDF.show(1)
```

```
tp_pole = [StructField('stat', StringType(), True),
StructField('tepl', DoubleType(), True),
StructField('mesic', DoubleType(), True)]
tp_schema = StructType(tp_pole)
```

Totéž pomocí pseudo-SQL

```
tpDF.registerTempTable("teploty")

tp_stDF = sqlContext.sql("""select stat, avg(tepl) as
tepl_prum from teploty
group by stat order by tepl_prum desc""")

tp_stDF.show(1)
```

Spark Streaming

Co to je a jak to využít



- dávkové zpracování přicházejících dat
- příchozí data neklepou na dveře, sedí v čekárně
- > near real-time, pevné nastavení časového okna

Možné využití:

- filtrování logů, zpráv
- monitorování, reakce na událost
- vyhledávání v nakešovaných datech

Princip zpracování



- streamovací modul dávkuje příchozí data posloupnost RDD
- > klasický Spark postupně odbavuje RDD ve frontě
- > API pro Javu, Scalu, s malým omezením i Python

Příklad

ssc.awaitTermination()

Úkol: pro každou dávku ze socketu spočítat četnosti slov

```
sc = SparkContext(appName="Priklad")
ssc = StreamingContext(sc, 10)
lines = ssc.socketTextStream("localhost", 9999)
counts = lines.flatMap(lambda line: line.split(" ")) \
                  .map(lambda word: (word, 1)) \
                  .reduceByKey(lambda a, b: a+b)
counts.pprint()
ssc.start()
```

GraphX Spark ML

GraphX

- rozšíření pro algoritmy prohledávající grafy
- ve stadiu vývoje
- připravené algoritmy:
 - PageRank
 - rozklad na podgrafy
 - počet trojúhelníků
 - label propagation
 - a další...
- API pro iterativní procházení grafů (Pregel)

Spark ML (machine learning)

- klasické algoritmy machine learning, např.:
 - regrese, lineární modely
 - rozhodovací stromy
 - naivní Bayesův klasifikátor
 - shluková analýza
- algoritmy pro velká data, např.:
 - doporučovací systém
 - asociační pravidla, časté podmnožiny
- statistické metody, např.:
 - popisná statistika
 - testování hypotéz
- mnohorozměrné metody, např.:
 - hlavní komponenty
 - faktorová analýza

Spark ML (machine learning)

- praktický smysl mají jen algoritmy pro velká data
- u ostatních metod:
 - z velkých dat se vybere vzorek
 - na vzorku se tradičními nástroji modeluje
 - navržený model se naprogramuje ve Sparku (bez Spark ML)

Díky za pozornost

PROFIN

Profinit, s.r.o. Tychonova 2, 160 00 Praha 6







