

### Aceleração Global Dev

Processando grandes conjuntos de dados de forma paralela e distribuída com Spark

Ivan Pereira Falcão Expert Data/Cloud Engineer



### Objetivos da Aula

1. Conhecendo o Spark

2. Instalação e Execução

3. SparkSQL



## Requisitos Básicos

- ✓ Conhecimentos básicos de Shellscript
- ✓ Conhecimentos básicos de Linux
- ✓ Conhecimentos básicos de linguagens de programação



# Parte 1: Conhecendo o Spark

Processando grandes conjuntos de dados de forma paralela e distribuída com Spark



- Segundo o próprio site do Spark:
   "Apache Spark is a unified analytics engine for large-scale data processing."
- Podemos dizer que o Spark é um framework analítico distribuído, capaz de realizar diversas operações de maneira extremamente rápida.



- Mantido pela fundação Apache (<a href="https://www.apache.org/">https://www.apache.org/</a>);
- Distribuído de maneira comercial pela Databricks;







- O Spark é conhecido como um framework in-memory, sendo assim, RAM é fundamental para o bom funcionamento;
- Spark permite que utilizemos as mais diversas linguagens:

Scala

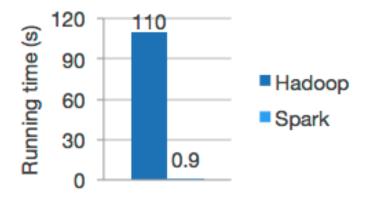
Java

Python

R

SQL

- Por se tratar de um framework distribuído de big data, somos capazes de trabalhar com quantidades enormes de dados.
- A nível de comparação o Spark consegue ser até 100x mais rápido que o mapreduce tradicional:





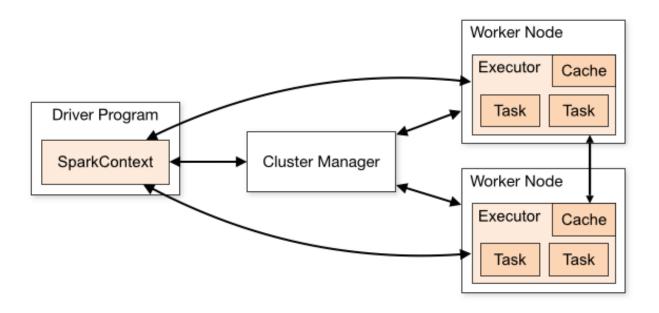
- Em 2014, o Spark ganhou o <u>2014 Gray Sort Benchmark</u> (categoria de 100TB). Em outras palavras, o Spark foi capaz de ordenar 100TB de dados em 23 minutos;
- O recorde anterior era do Hadoop Mapreduce, ordenando o mesmo arquivo em 72 minutos;



- A título de comparação, o Spark utilizou 206 máquinas (EC2 i2.8xlarge), enquanto o cluster Hadoop Mapreduce tinha 2600 nós;
- Resumindo, o Spark realizou a mesma operação 3x mais rápido e com 10x menos recursos;
- Toda operação foi feita em disco, sem fazer uso do cache em memória do Spark.

#### **Arquitetura**

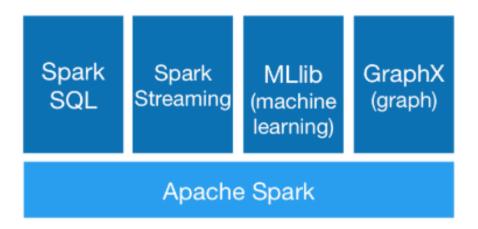
Entendendo a arquitetura do Spark





#### **Arquitetura**

Podemos dividir o Spark em cinco bibliotecas principais:





#### **Arquitetura**

- Podemos dividir nossos processamentos em:
  - Single node: O Spark rodando em uma única máquina (1);
  - Cluster mode: O Spark distribuirá a carga entre diversas máquinas. Nesse modo dependemos de gerenciadores de recursos:
    - YARN;
    - Mesos;
    - EC2;
    - Kubernetes.

(1) Não confunda o rodar em um único computador com a não distribuição do trabalho; o Spark ainda criará diversos executores dentro de uma mesma máquina, otimizando o processamento para a mesma (recomendo a leitura: https://databricks.com/blog/2018/05/03/benchmarking-apache-spark-on-a-single-node-machine.html);



# Parte 2: Instalação e execução

Processando grandes conjuntos de dados de forma paralela e distribuída com Spark



#### Instalação

#### Para instalar o Spark:

- Baixar a versão desejada no site:
   <u>http://spark.apache.org/downloads.html</u> (trabalharemos com a 2.4.7);
- Descompactar o arquivo (tar -zxvf spark-2.4.7-bin-hadoop2.7.tgz);
- Mover para o local desejado;



#### Instalação

#### Para instalar o Spark:

- Configurar a variável de ambiente SPARK\_HOME, para a pasta onde se encontra o Spark;
- Para facilitar, configurar no PATH do sistema a pasta bin, dentro do diretório do Spark:
  - No caso do Linux, adicionar ao arquivo /etc/bash.bashrc (Debian) ou /etc/bashrc (RHEL):
    - export SPARK\_HOME="/opt/spark-2.3.1-bin-hadoop2.7"
    - PATH="\$PATH:\$SPARK HOME/bin"
    - export PYSPARK\_PYTHON="python3"



#### Instalação

Para instalar o Spark no windows:

- Em geral, utilizamos o Spark em sistemas Linux, mas nada nos impede de utiliza-lo em sistemas Windows. Para tanto:
  - https://medium.com/@dvainrub/how-to-install-apache-spark-2-x-in-your-pc-e2047246ffc3

O Spark pode ser utilizado de várias maneiras:

- spark-shell;
- pyspark-shell;
- sql-shell;
- R-shell;
- Jupyter Notebooks (Python);
- Zeppelin Notebooks (Python e Scala);
- spark-submit;



#### Spark shell:

- O Spark shell é um shell interativo, no qual podemos executar rotinas de spark em scala de maneira dinâmica;
- Ele pode ser acessado utilizando o comand spark-shell, no terminal;
- Vale lembrar que o Spark shell criará automaticamente o SparkContext (sc) e o SparkSession (spark);



#### Spark shell:

- Podemos testar o spark-shell, utilizando os seguintes comandos:
  - Baixar
     https://raw.githubusercontent.com/fivethirtyeight/data/master/avengers/avengers.csv
  - val insurance = spark.read.format("csv").option("sep",
     ",").option("header", "true").load("file:///home/everis/avengers.csv")
  - insurance.show()



#### Pyspark shell:

- O Pyspark shell também é um shell interativo, porém executamos rotinas de spark em python;
- Ele pode ser acessado utilizando o comando pyspark, no terminal;
- Vale lembrar que o Pyspark shell criará automaticamente o SparkContext (sc) e o SparkSession (spark);

#### Pyspark shell:

• Podemos testar o pyspark, utilizando os seguintes comandos:

```
insurance = spark.read.format("csv").option("sep", ",").option("header",
"true").load("file:///home/everis/avengers.csv")
```

insurance.show()



#### Spark SQL:

- O Spark sql é outro shell interativo, no qual podemos executar rotinas de spark em SQL de maneira dinâmica;
- Ele pode ser acessado utilizando o comand spark-sql, no terminal;
- Nesse shell, n\u00e3o utilizamos de maneira direta o Spark Context ou Spark Session.



#### Spark shell:

• Podemos testar o sql-shell, utilizando os seguintes comandos:

SELECT \* FROM csv.`file:///home/everis/avengers.csv`



#### Spark R shell:

- O Spark R shell também é um shell interativo, porém executamos rotinas de spark em R;
- Ele pode ser acessado utilizando o comando sparkR, no terminal;
- O Spark R depende do R estar instalado no sistema;
- Vale lembrar que o Spark R shell criará automaticamente o SparkContext (sc) e o SparkSession (spark);



#### Jupyter notebook:

- O Jupyter notebook é um famoso ambiente interativo para desenvolvimento em python;
- Ele pode ser integrado com o Spark para executar comandos como o pyspark;
- Para instala-lo utilizar o comando pip3 install jupyter.



#### Zeppelin Notebook:

- O Zeppelin notebook é um ambiente interativo semelhante ao jupyter; capaz de trabalhar com Scala, Python e Spark de maneira nativa;
- Para o funcionamento juntamente com o Spark é necessária a configuração da variável de ambiente SPARK\_HOME.

- O RDD ou Resilient Distributed Dataset é a principal abstração do Spark;
- Ele nada mais é do que uma coleção de elementos particionados entre os diversos nós de um cluster;

- RDDs contém algumas características principais:
  - Ele, como o próprio nome diz, é resiliente a falhas, ou seja, caso haja algum erro durante o processo, ele é capaz de se recuperar e continuar a atividade;
  - RDDs são estruturados para serem naturalmente distribuídos, sendo capazes de existir entre diversos nós de um cluster;
  - Eles são imutáveis. Um RDD gera outro RDD, jamais ele poderá ser modificado. Seu conteúdo poderá ser transformado, resultando em outro RDD.



#### **Spark Context**

- Spark Context:
  - O primeiro passo de um programa Spark é a criação de um contexto;
  - O contexto Spark é o ponto de entrada do programa. É ele o responsável por fazer a comunicação entre o programa e o ambiente;
  - Quando o contexto é criado todos os objetos Spark criados ficam associados a este contexto;
  - Várias propriedades do spark são configuradas diretamente no Spark Context;



#### **Spark Context**

 Criando Spark Context: import org.apache.spark.SparkContext import org.apache.spark.SparkConf

val conf = new SparkConf().setAppName("meu aplicativo spark")
val sc = new SparkContext(conf)



# Parte 3: SparkSQL

Processando grandes conjuntos de dados de forma paralela e distribuída com Spark



#### **Dataframes e Datasets**

O SparkSQL consiste em um dos módulos do Spark, sendo ele uma abstração acima do core do Spark. Abaixo algumas características do módulo:

 Trabalha exclusivamente com objetos conhecidos como Dataframes e Datasets. Estes são executados acima do Spark Core (RDDs). Em outras palavras, Dataframes e Datasets nada mais são do que abstrações de tabelas dentro do Spark;



#### **Dataframes e Datasets**

- Apesar dos Dataframes terem uma linguagem própria para manipulação dos dados, podemos trabalhar quase que exclusivamente com SQL (ANSI 2003);
- O Spark nos permite trabalhar com diversas fontes de dados (arquivos em HDFS, tabelas Hive, tabelas HBase, bancos de dados relacionais, etc.) de maneira unificada. Dessa forma, podemos cruzar diversas informações de maneira extremamente simples;



#### **Spark Session**

- Spark Session:
  - O Spark Session é o ponto central do módulo de dataframes;
  - Internamente o Spark Session tem um Spark Context associado;
  - Nas versões anteriores (<2.0) tínhamos a figura do SQLContext e do HiveContext; O Spark Session unificou esses dois componentes;
  - Várias configurações podem ser aplicadas ao Spark Session;

#### **Spark Session**

 Criando Spark Session: import org.apache.spark.sql.SparkSession

```
val spark = SparkSession
.builder()
.appName("Spark SQL")
.config("configuracao", "valor da configuracao")
.getOrCreate()
```

## Spark Session

```
Em versões antigas do Spark (<2.0):
val sparkConf = new SparkConf()
```

```
val sc = new SparkContext(sparkConf).set("spark.some.config.option", "some-
value")
```

val sqlContext = new org.apache.spark.sql.SQLContext(sc)



## Documentação e outras linguagens

- Como dissemos anteriormente, um programa para Spark pode ser desenvolvido nas mais diversas linguagens. Caso queira maiores detalhes sobre cada uma das sintaxes:
  - https://spark.apache.org/docs/2.4.7/
  - <a href="https://spark.apache.org/docs/2.3.1/rdd-programming-guide.html">https://spark.apache.org/docs/2.3.1/rdd-programming-guide.html</a>
  - https://spark.apache.org/docs/2.3.1/sql-programming-guide.html



• Podemos carregar uma variedade de dados utilizando o Spark SQL:

val dfJson = spark.read.json("file:///home/spark/Downloads/people.json")

val dfParquet = spark.read.format("json").load("file:///home/spark/Downloads/ people.parquet")

• Podemos carregar uma variedade de dados utilizando o Spark SQL:

val peopleDFCsv = spark.read.format("csv").option("sep", ",").option("header",

```
"true").load("file:///home/spark/Downloads/FL_insurance_sample.csv")
val jdbcDF = spark.read
 .format("jdbc")
 .option("url", "jdbc:postgresgl:dbserver")
 .option("dbtable", "schema.tablename")
 .option("user", "username")
 .option("password", "password")
 .option("driver", "com.driver.MyDriver")
 .load()
```

• Temos várias operações associadas aos Dataframes:

```
df.printSchema()
df.show(50,false)
df.select("field1", "field2").show()
df.select($"field1", $"field2"+1).show()
df.filter(\$"age" > 21).show()
df.groupBy("age").count().show()
```

Temos várias operações associadas aos Dataframes:

```
df.withColumn("new_column_name",
col("old_column_name")).show()
df.withColumn("new_column_name",
col("old_column_name").cast("long")).show()
df.avg("age").show()
df.sum("sales").show()
df.max("age").show()
```

- Agora um pequeno exercício:
  - Vamos baixar o arquivo <u>https://raw.githubusercontent.com/shankarmsy/practic</u> <u>e\_Pandas/master/FL\_insurance\_sample.csv</u>
  - Obtenham a média do campo eq\_site\_limit, agrupado por construction

• Solução:

```
import org.apache.spark.sql.SparkSession
```

```
val spark = SparkSession.builder().appName("Spark SQL basic example").
getOrCreate()
```

```
val peopleDFCsv = spark.read.format("csv").option("sep",
",").option("header","true").load("file:///home/everis/FL_insurance_sample.csv")
```

```
peopleDFCsv.withColumn("eq_site_limit",
col("eq_site_limit").cast("long")).groupBy("construction",
"county").avg("eq_site_limit").show()
```



Pera.... Mas não era SQL?





 Sim! Podemos trabalhar quase que exclusivamente com SQL, para tanto, precisamos cadastrar nosso dataframe: df.createTempView("people") df.createOrReplaceTempView("people") df.createGlobalTempView("people")
 df.createOrReplaceGlobalTempView("people")

 A partir daí conseguimos realizar operações de SQL: spark.sql("SELECT \* FROM people").show() spark.sql("SELECT \* FROM global\_temp.people").show()

- Sempre que executamos uma query via sparkSQL, obtemos como retorno outro dataframe:
   val newDF = spark.sql("SELECT \* FROM global\_temp.people")
- A partir daí conseguimos realizar operações de SQL: newDF.show()
- Também podemos carregar um arquivo diretamente via SQL: spark.sql("SELECT \* FROM csv.`file:///home/spark/Downloads/FL\_insurance\_sample.csv`"). show()

 Outra função interessante é o create temporary view do SQL. Ele permite que criemos uma view temporária sem depender de um dataframe:

spark.sql("CREATE TEMPORARY VIEW nova\_tabela as (SELECT \* FROM people) ")

spark.sql("CREATE GLOBAL TEMPORARY VIEW temp\_view AS (SELECT \* FROM people) ")

• Agora precisamos gravar nossos dados:

```
val people = spark.sql("SELECT * FROM people")
people.write.format("csv")
.option("sep", ",")
.option("header", "true")
.save("file:///path/output folder")
people.coalesce(1).write.format("csv")
.option("sep", ";")
.option("header", "true")
.save("file:///path/output folder")
```

• E se quisermos os valores particionados?

```
people.write.partitionBy("field_name_1", "field_name_2").format("csv")
.option("sep", ";")
.option("header", "true")
.save("file:///path/output_folder")
```

```
people.write.bucketBy(42,
"name").sortBy("age").saveAsTable("people_bucketed")
```

E para gravarmos os dados em um banco?

```
people.write
.format("jdbc")
.option("url", "jdbc:postgresql:dbserver")
.option("dbtable", "schema.tablename")
.option("user", "username")
.option("password", "password")
.save()
```

• Avro depende de um pouco mais de esforço:

import com.databricks.spark.avro.\_

spark.conf.set("spark.sql.avro.compression.codec", "deflate") spark.conf.set("spark.sql.avro.deflate.level", "5")

val df = spark.read.avro("/tmp/example.avro")

df.write.avro("/tmp/output")

#### Save Mode

• Um ponto importante é o SaveMode:

```
people.write. format("csv")
.option("sep", ";")
.option("header", "true")
.mode(SaveMode.Overwrite).
.save("file:///path/output_folder")
```

#### Save Mode

- Tipos de SaveMode:
  - Append
  - ErrorIfExists
  - Ignore
  - Overwrite

 UDFs ou User Defined Functions são funções que são definidas pelo usuário e podem ser utilizadas para realizar transformações nos dados:

spark.udf.register("minhaUDF", (s: String) => s.length())

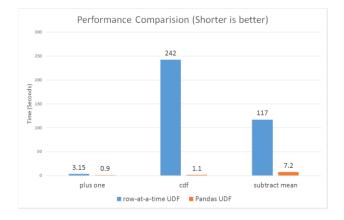
spark.sql("SELECT minhaUDF(field\_1),\* FROM table").show()

- UDAFs ou User Defined Aggregation Functions são semelhantes as UDFs, porém são responsáveis por realizar funções de agregação:
  - Elas são divididas em dois tipos:
    - Untyped: <a href="http://spark.apache.org/docs/latest/sql-programming-guide.html#untyped-user-defined-aggregate-functions">http://spark.apache.org/docs/latest/sql-programming-guide.html#untyped-user-defined-aggregate-functions</a>
    - Typed: <a href="http://spark.apache.org/docs/latest/sql-programming-guide.html#type-safe-user-defined-aggregate-functions">http://spark.apache.org/docs/latest/sql-programming-guide.html#type-safe-user-defined-aggregate-functions</a>



#### **UDFs**

- Pandas UDFs foram inseridas na versão 2.3 do Spark;
- São UDFs otimizadas para python, utilizando as capacidades do Apache Arrow;
- Elas melhoram muito a velocidade de execução de UDFs em python;



• Utilizando Pandas UDFs:

```
from pyspark.sql.functions import col, pandas_udf from pyspark.sql.types import LongType
```

```
def multiply_func(a, b):
  return a * b
```

```
multiply = pandas_udf(multiply_func, returnType=LongType())
```

```
df.select(multiply(col("x"), col("x"))).show()
```



- Importante!
  - UDFs, UDAFs e Pandas UDFs são naturalmente mais pesadas e impactarão na performance do seu processo;
  - Sempre que possível execute operações diretamente com comandos de Dataframe ou código SQL nativo:

https://spark.apache.org/docs/2.4.7/api/sql/index.html

## INNOVATION Spark e Hive

 Podemos acessar diretamente o Hive via spark: import java.io.File import org.apache.spark.sql.{Row, SaveMode, SparkSession} import spark.implicits. import spark.sal

val warehouseLocation = new File("spark-warehouse").getAbsolutePath

```
val spark = SparkSession
 .builder()
 .appName("Spark Hive")
 .config("spark.sql.warehouse.dir", warehouseLocation)
 .enableHiveSupport()
 .getOrCreate()
```

## Spark e Hive

Podemos acessar diretamente o Hive via spark:

```
spark.sql("CREATE TABLE IF NOT EXISTS src (key INT, value STRING) USING hive") spark.sql("LOAD DATA LOCAL INPATH 'examples/src/main/resources/kv1.txt' INTO TABLE src")
```

spark.sql("SELECT \* FROM src").show()

```
val df = spark.table("src")
df.write.mode(SaveMode.Overwrite).saveAsTable("hive_records")
```



#### Persist e Cache

- A seguir veremos alguns pontos importantes para melhorar a performance dos nossos programas:
  - cache e persist: Em geral o Spark pode precisar refazer uma determinada transformação várias vezes a cada ação. Para otimizar nossos programas podemos usar o conceito de persist (ou cache), comando que armazenará os dados na memória para ser reutilizado;
  - Pode melhorar muito a performance do seu projeto, mas deve ser usada com parcimônia, dependendo dos recursos do cluster;
  - No próximo slide veremos os possíveis storage levels para persistência;

#### Persist e Cache

```
Exemplo:

val dfJson = spark.read.json("

file:///examples/src/main/resources/people.json")
```

```
dataframe.persist(StorageLevel.MEMORY_AND_DISK) dataframe.unpersist() dataframe.cache()
```



## Persist e Cache

Storage Level	Meaning
MEMORY_ONLY	Store RDD as deserialized Java objects in the JVM. If the RDD does not fit in memory, some partitions will not be cached and will be recomputed on the fly each time they're needed. This is the default level.
MEMORY_AND_DISK	Store RDD as deserialized Java objects in the JVM. If the RDD does not fit in memory, store the partitions that don't fit on disk, and read them from there when they're needed.
MEMORY_ONLY_SER (Java and Scala)	Store RDD as <i>serialized</i> Java objects (one byte array per partition). This is generally more space-efficient than deserialized objects, especially when using a <u>fast serializer</u> , but more CPU-intensive to read.
MEMORY_AND_DISK_SER (Java and Scala)	R Similar to MEMORY_ONLY_SER, but spill partitions that don't fit in memory to disk instead of recomputing them on the fly each time they're needed.
DISK_ONLY	Store the RDD partitions only on disk.
MEMORY_ONLY_2, MEMORY_AND_DISK_2, etc.	Same as the levels above, but replicate each partition on two cluster nodes.
OFF_HEAP (experimental)	Similar to MEMORY_ONLY_SER, but store the data in <u>off-heap memory</u> . This requires off-heap memory to be enabled.



#### Spark submit:

- É a maneira mais comum de executarmos um sistema em Spark;
- Permite a configuração de diversos parâmetros do Spark;
- Pode trabalhar tanto com códigos python (.py, .whl, .zip) quanto com pacotes .jar (e mais recentemente .R);

#### Spark submit:

• Basicamente é chamado utilizando o seguinte comando:

```
spark-submit \
   --class <main-class> \
   --master <master-url> \
   --deploy-mode <deploy-mode> \
   --conf <key>=<value> \
   ... # other options
   <application-jar> \
   [application-arguments]
```

```
# Run on a Spark standalone cluster
# Run application locally on 8 cores
./bin/spark-submit \
                                      in client deploy mode
                                      ./bin/spark-submit \
 --class
org.apache.spark.examples.SparkPi \
                                       --class
                                      org.apache.spark.examples.SparkPi \
 --master local[8] \
 /path/to/examples.jar \
                                       --master spark://207.184.161.138:7077
 100
                                       --executor-memory 20G \
                                       --total-executor-cores 100 \
                                       /path/to/examples.jar \
                                        1000
```



```
# Run on a Spark standalone cluster in
                                       # Run on a YARN cluster
cluster deploy mode with supervise
                                       export HADOOP CONF DIR=XXX
./bin/spark-submit \
                                       ./bin/spark-submit \
 --class
                                        --class
org.apache.spark.examples.SparkPi \
                                       org.apache.spark.examples.SparkPi \
 --master spark://207.184.161.138:7077 \ --master yarn \
 --deploy-mode cluster \
                                        --deploy-mode cluster \ # can be
 --supervise \
                                       client for client mode
 --executor-memory 20G \
                                        --executor-memory 20G \
 --total-executor-cores 100 \
                                        --num-executors 50 \
 /path/to/examples.jar \
                                        /path/to/examples.jar \
 1000
                                        1000
```

```
spark-submit \
  --class=com.everis.tricorder.TricorderRun \
  --properties-file spark.conf\
  --files log4j.properties,[Outros arquivos] \
  --conf "spark.executor.extraJavaOptions=-
Dlog4j.configuration=file://log4j.properties"\
  --conf "spark.driver.extraJavaOptions=-
Dlog4j.configuration=file://log4j.properties" \
  ./target/app.jar \
  arg01 "val_arg01" \
  arg02 "val arg02"
```



spark.master yarn spark.app.name "tricorder" spark.yarn.queue Desenvolvimento spark.dynamicAllocation.enabled true spark.dynamicAllocation.initialExecutors 1 spark.dynamicAllocation.minExecutors 5 spark.dynamicAllocation.maxExecutors 10 spark.shuffle.service.enabled true spark.executor.cores 6 spark.driver.cores 8 spark.executor.memory 10G



```
#spark.yarn.executor.memoryOverhead 1000
spark.driver.memory 20G
#spark.yarn.driver.memoryOverhead 1000
#spark.ui.port 4142
spark.ui.enabled false
spark.shuffle.compress true
spark.driver.maxResultSize 5000m
spark.default.parallelism 20000
spark.executor.heartbeatInterval 10s
spark.dynamicAllocation.sustainedSchedulerBacklogTimeout 1s
spark.dynamicAllocation.cachedExecutorIdleTimeout 120s
```



spark.dynamicAllocation.executorIdleTimeout 60s spark.sql.broadcastTimeout 36000 spark.network.timeout 600s spark.serializer org.apache.spark.serializer.KryoSerializer spark.sql.shuffle.partitions 20000 spark.hadoop.hive.exec.dynamic.partition true spark.hadoop.hive.exec.dynamic.partition.mode nonstrict



- # Define the root logger with appender X log4j.rootLogger = INFO,stdout log4j.logger.com.everis = DEBUG,stdout
- # Direct log messages to stdout log4j.appender.stdout=org.apache.log4j.ConsoleAppender log4j.appender.stdout.Target=System.out log4j.appender.stdout.layout=org.apache.log4j.PatternLayout log4j.appender.stdout.layout.ConversionPattern=%d{yyyy-MM-dd HH:mm:ss} %-5p %c{1}:%L %m%n



#### Spark submit:

- Lista com todas as configurações do spark-submit:
  - https://spark.apache.org/docs/latest/configuration.html



# Dúvidas?

Processando grandes conjuntos de dados de forma paralela e distribuída com Spark