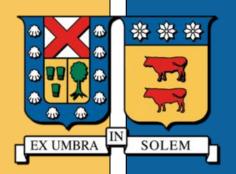
INF-464 Computación Distribuida para Big Data Segundo Semestre 2021

Apache Spark: AWS EMR vs Local Host





Héctor Labraña Rojas hector.labrana.13@sansano.usm.cl

Miércoles 15 de Diciembre del 2021



Contenidos

Motivación

- Pyspark Costos AWS
 - Contenido Dataset
- Ley de Zipf

Objetivo 2.

- Objetivo Principal Objetivos Específicos
- 3. Diseño Arquitectura
 - Diseño de Pruebas
 - Configuración
 - Ejecución

Resultados

- **EMR**
- Localhost (SPVM) III. Comparativo
- **Conclusiones** 6.
 - Directas

 - Indirectas

- 0. Contenidos

- 4. Diseño de **Pruebas**



- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetive
- Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusiones

Motivación

1. Pyspark



- Framework Open Source.
- Computación en paralelo.
- 3. Procesamiento de gran cantidad de datos y/o modelos complejos (Big Data)
- 4. Fácil de instalar y utilizar.

2. Costos AWS



1 instance(s) x 0.048 USD hourly x (100 / 100 Utilized/Month) x 730 hours in a month = 35.0400 USD (EMR master node cost)

EMR master node cost (monthly): 35.04 USD

2 instance(s) x 0.048 USD hourly x (100 / 100 Utilized/Month) x 730 hours in a month = 70.0800 USD (EMR task node cost)

EMR task node cost (monthly): 70.08 USD

Amazon EMR estimate

Total monthly cost: 105.12 USD



- O Contonidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- Conclusiones

Motivación

3. Contenido Dataset

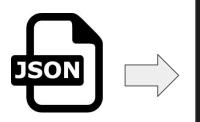
RC_2013-01.bz2 BZIP2 Compressed Reddit Comments (JSON objects)



.....

2,830,544,500

Sep 9 2016 2:01 PM



RC_2013-01.json

17,43 [GB]

```
-- archived: boolean (nullable = true)
— author: string (nullable = true)
-- author_flair_css_class: string (nullable = true)
— author flair text: string (nullable = true)
— body: string (nullable = true)
— controversiality: long (nullable = true)
-- created utc: string (nullable = true)
— distinguished: string (nullable = true)
— downs: long (nullable = true)
-- edited: string (nullable = true)
— gilded: long (nullable = true)
-- id: string (nullable = true)
-- link id: string (nullable = true)
— name: string (nullable = true)
-- parent_id: string (nullable = true)
-- removal reason: string (nullable = true)
-- retrieved_on: long (nullable = true)
-- score: long (nullable = true)
-- score_hidden: boolean (nullable = true)
-- subreddit: string (nullable = true)
-- subreddit id: string (nullable = true)
-- ups: long (nullable = true)
```

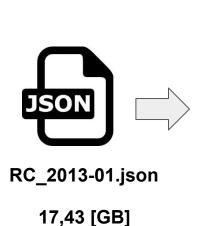


Motivación

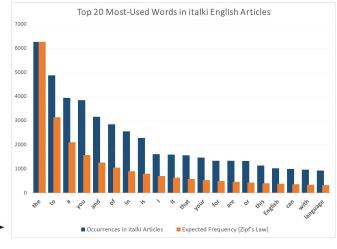
4. Ley de Zipf



- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- 3. Diseño
 Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusiones









- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- Diseño Arquitectura
- Diseño d Pruebas
- 5. Resultados
- Conclusiones

Objetivo

Objetivo Principal

> Obtener el costo de oportunidad existente entre utilizar AWS EMR versus el uso de un servidor local (localhost) bajo un contexto de rendimiento y procesamiento en batch vía Pyspark.

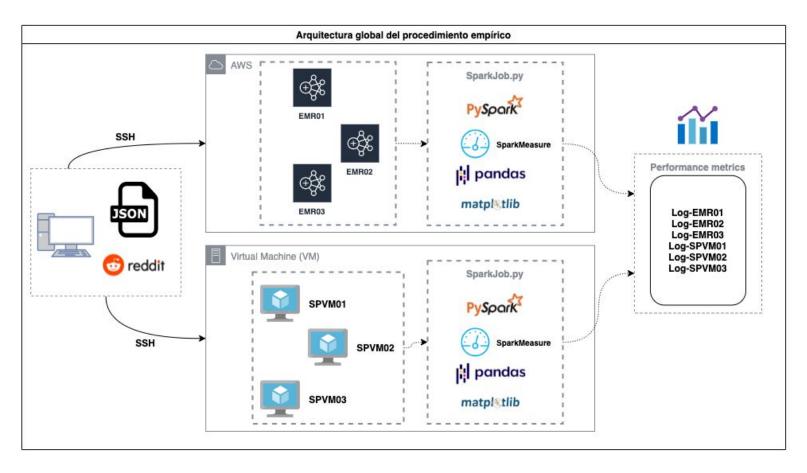
2. Objetivos Específicos

- Crear y configurar un clúster de AWS EMR.
- 2. Diseñar un flujo de procesamiento de datos para tecnologías de Big Data.
- 3. Comprobar la Ley de Zipf (Palabras frecuentes)
- 4. Ejecución de procesos vía SSH.
- 5. Instalación de software y entorno Big Data.



- 0 Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetiv
- 3. Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- Conclusiones

Diseño Arquitectura





- 0 Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- 3. Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultado
- 6. Conclusiones

Diseño de Pruebas - Configuración



- 0 Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- Conclusiones

Diseño de Pruebas - Ejecución



> PYTHONSTARTUP=SparkJob.py pyspark

```
# Instalando Dependencias
from pyspark.sql import SparkSession
from pyspark.sql.functions import explode,split,col
from sparkmeasure import StageMetrics
spark = SparkSession.builder.getOrCreate()
stagemetrics = StageMetrics(spark)
PATH = './data/RC 2013-01'
stagemetrics.begin()
df = spark.read.json(PATH)
df.printSchema()
df.count()
comments = df.select(df.body)
comments.show()
SplitData = comments.withColumn('body',explode(split("body"," ")))
frequentWords = SplitData.groupby('body').count().orderBy(col('count').desc())
frequentWords.show()
frequentWords.count()
frequentWords = frequentWords.filter(frequentWords.body != "")
frequentWords.show()
frequentWords.count()
Top15 = spark.createDataFrame(frequentWords.take(15)).toPandas()
stagemetrics.end()
stagemetrics.print_report()
# Generar gráfica
import matplotlib.pyplot as plt
plt.plot(Top15['body'],Top15['count'],color='red')
plt.bar(Top15['body'],Top15['count'],color='cyan')
plt.xlabel('Top 10 Most Frequent Words')
plt.ylabel('Absolute Frequency')
plt.savefig('plotResults.png')
```

```
Scheduling mode = FIF0
Spark Context default degree of parallelism = 4
Aggregated Spark stage metrics:
numStages => 17
numTasks => 1086
elapsedTime => 1809344 (30 min)
stageDuration => 1806240 (30 min)
executorRunTime => 7175023 (2.0 h)
executorCpuTime => 5950430 (1.7 h)
executorDeserializeTime => 14380 (14 s)
executorDeserializeCpuTime => 5207 (5 s)
resultSerializationTime => 80 (80 ms)
ivmGCTime => 58597 (59 s)
shuffleFetchWaitTime => 7 (7 ms)
shuffleWriteTime => 7708 (8 s)
resultSize => 618323 (603.0 KB)
diskBytesSpilled => 0 (0 Bytes)
memoryBytesSpilled => 0 (0 Bytes)
peakExecutionMemory => 20719861760
recordsRead => 212561090
bytesRead => 122094986351 (113.0 GB)
recordsWritten => 0
bytesWritten => 0 (0 Bytes)
shuffleRecordsRead => 263863495
shuffleTotalBlocksFetched => 22507
shuffleLocalBlocksFetched => 11016
shuffleRemoteBlocksFetched => 11491
shuffleTotalBytesRead => 5207503080 (4.0 GB)
shuffleLocalBytesRead => 2603662194 (2.0 GB)
shuffleRemoteBytesRead => 2603840886 (2.0 GB)
shuffleRemoteBytesReadToDisk => 0 (0 Bytes)
shuffleBytesWritten => 5207503080 (4.0 GB)
shuffleRecordsWritten => 263863495
>>>
```



- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetive
- 3. Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusiones

Resultados - EMR

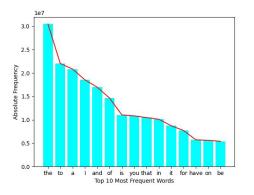
Métrica	EMR01	EMR02	EMR03	EMR
Scheduling mode	FIFO	FIFO	FIFO	FIFO
numStages	17	17	17	17
numTasks	1086	1086	1086	1086
elapsedTime [ms]	1762201	1809344	1759065	1776870
elapsedTime [min]	29	30	29	29
executorDeserializeTime [s]	16	14	11	14
executorDeserializeCpuTime [s]	5	5	5	5
resultSerializationTime [ms]	133	80	88	100
jvmGCTime [min]	1	1	1	1
shuffleFetchWaitTime [ms]	11	7	14	11
shuffleWriteTime [min]	0,12	0,13	0,12	0,12
resultSize [KB]	603	603	603	603
peakExecutionMemory [MB]	19760	19760	19760	19760
recordsRead	212561090	212561090	212561090	212561090
bytesRead [GB]	113	113	113	113
shuffleTotalBytesRead [GB]	4	4	4	4
shuffleBytesWritten [GB]	4	4	4	4
shuffleRecordsWritten	263863495	263863495	263863495	263863495

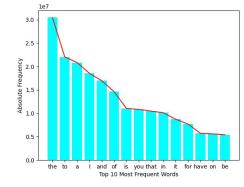


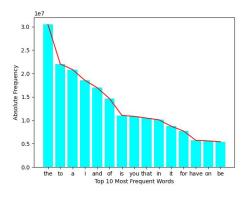
- 0. Contenidos
- 1 Motivación
- 2. Objetivo
- Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- Conclusiones

Resultados - EMR

EMR01	EMR02	EMR03









- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetive
- 3. Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusiones

Resultados - Localhost (SPVM)

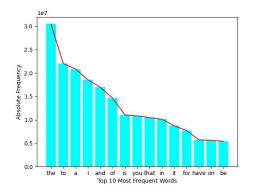
Métrica	SPVM01	SPVM02	SPVM03	Localhost
Scheduling mode	FIFO	FIFO	FIFO	FIFO
numStages	17	17	17	17
numTasks	1918	1918	1918	1918
elapsedTime [ms]	1904033	2582716	1939427	2142059
elapsedTime [min]	32	43	32	36
executorDeserializeTime [s]	11	14	12	12
executorDeserializeCpuTime [s]	9	11	9	10
resultSerializationTime [ms]	78	141	77	99
jvmGCTime [min]	2,4	4,8	2,7	3,3
shuffleFetchWaitTime [ms]	7	48	70	42
shuffleWriteTime [min]	1,2	2,7	1,2	1,7
resultSize [KB]	1364	1364	1364	1364
peakExecutionMemory [MB]	5060	5060	5060	5060
recordsRead	212561090	212561090	212561090	212561090
bytesRead [GB]	113	113	113	113
shuffleTotalBytesRead [GB]	4	4	4	4
shuffleBytesWritten [GB]	4	4	4	4
shuffleRecordsWritten	263863835	263863835	263863835	263863835

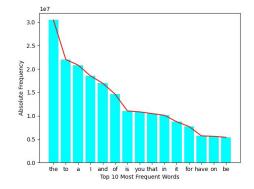


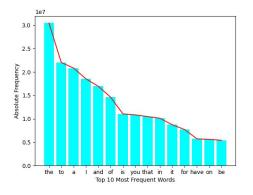
- 0. Contenidos
- 1 Motivación
- 2. Obietivo
- Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- Conclusiones

Resultados - Localhost (SPVM)

SPVM01	SPVM02	SPVM03









- 0. Contenidos
- 1. Motivació
- 2. Objetiv
- 3. Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusione

Resultados - Comparativo

Métrica	EMR	Localhost	EMR-Localhost	Error [%]
Scheduling mode	FIFO	FIFO	FIFO	0,0
numStages	17	17	0	0,0
numTasks	1086	1918	-832	43,4
elapsedTime [ms]	1776870	2142059	-365189	17,0
elapsedTime [min]	29	36	-6	17,8
executorDeserializeTime [s]	14	12	1	10,8
executorDeserializeCpuTime [s]	5	10	-5	48,3
resultSerializationTime [ms]	100	99	2	1,7
jvmGCTime [min]	1	3,3	-2,3	69,7
shuffleFetchWaitTime [ms]	11	42	-31	74,4
shuffleWriteTime [min]	0,12	1,7	-1,58	92,7
resultSize [KB]	603	1364	-761	55,8
peakExecutionMemory [MB]	19760	5060	14700	290,5
recordsRead	212561090	212561090	0	0,0
bytesRead [GB]	113	113	0	0,0
shuffleTotalBytesRead [GB]	4	4	0	0,0
shuffleBytesWritten [GB]	4	4	0	0,0
shuffleRecordsWritten	263863495	263863835	-340	0,0

Media

Mediana

65,6

48,3



- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- Diseño Arquitectura
- 4. Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusiones

Conclusiones - Directas

- 1. Se comprueba la ley de Zipf al obtener resultados coherentes con la teoría y anticipados en la sección de motivación.
- 2. Los resultados obtenidos para el dataset RC_2013-01 son equivalentes en cada simulación realizada, independientemente del entorno de ejecución.
- 3. El uso de memoria principal, el tiempo de escritura y tiempo de extracción de registros son la mayor diferencia obtenida entre ambos entornos, alcanzando casi 15 [GB] de diferencia en uso de memoria RAM por parte de AWS EMR.
- 4. Los procesos de lectura y deserialización no afectan en la diferencia de rendimiento entre ambos entornos.
- 5. En promedio, AWS EMR realiza 832 tareas menos, correspondiente a un 43,4% de diferencia con respecto a Localhost
- 6. La mediana de las métricas obtenidas alcanza un 48,3% de diferencia a favor de AWS EMR.
- 7. La media de las métricas obtenidas alcanza un 65,6% de diferencia a favor de AWS EMR.
- 8. AWS EMR es 6 minutos más rápido en procesar el dataset en estudio en comparación a Localhost, lo que deriva en una diferencia del 17,8%.



- 0. Contenidos
- 1. Motivación
- 2. Objetivo
- Diseño Arquitectura
- Diseño de Pruebas
- 5. Resultados
- 6. Conclusiones

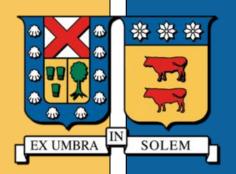
Conclusiones - Indirectas

- 1. El uso de pyspark para el diseño de flujos de procesamiento de grandes datasets es **relevante**, debido a la imposibilidad de cargar estos completamente en memoria principal.
- 2. Las métricas obtenidas con mayor porcentaje de error indican que **la optimización en el uso de memoria principal** es la clave para comprender la mejora en rendimiento de AWS EMR con respecto al entorno Localhost.
- 3. Considerando que pueden haber estado en ejecución procesos externos al experimento, **no se puede dar un porcentaje aproximado** de mejora en rendimiento, obligando a determinar un rango de aceptación.
- 4. En la teoría, la media aritmética es sensible a datos atípicos, sin embargo, en este caso el valor obtenido puede considerarse como una **cota superior en la diferencia de rendimiento** de los sistemas en estudio.
- 5. Considerando los resultados obtenidos y las conclusiones previas, se tienen las condiciones de poder decir que AWS EMR obtiene un mejor rendimiento que un entorno Localhost en un rango de aceptación promedio aproximado al [48,3%, 65,6%], lo que se refleja en un tiempo de ejecución medio de 6 minutos de diferencia.
- 6. No existen las condiciones de poder asociar una **relación lineal** entre tiempo de ejecución y tamaño del dataset.

INF-464 Computación Distribuida para Big Data Segundo Semestre 2021

Apache Spark: AWS EMR vs Local Host





Héctor Labraña Rojas hector.labrana.13@sansano.usm.cl

Miércoles 15 de Diciembre del 2021