# Implementación de un Clúster Hadoop para Analítica Distribuida y Modelamiento Predictivo

Examen Parcial — Big Data y Computación Distribuida



Franklin Espinoza Chavez Chico Joel

17 de octubre de 2025

# Índice

Íno	ndice							
1.	Introducción							
	1.1.	Objetivos específicos	4					
2.	Mar	rco teórico	4					
	2.1.	Hadoop: HDFS, YARN y MapReduce	4					
	2.2.	Estadística descriptiva	4					
	2.3.		4					
3.	Met	odología	5					
	3.1.	Entorno de trabajo	5					
	3.2.		5					
	3.3.	Dataset: Aceleración máxima del suelo (IGP)	6					
	3.4.	Levantamiento del laboratorio	6					
4.	Resu	ıltados y discusiones	8					
	4.1.	Carga del dataset y prueba base	8					
		Consultas	8					
	4.3.	Monitoreo y paralelismo	11					
	4.4.		11					
	4.5.	Discusión	12					
5.	Pow	er BI resultados	12					
6.	Conclusiones							
Α.	Ane	xo A: Diccionario de datos (resumen)	14					

# Resumen Ejecutivo

Este informe documenta el **diseño, levantamiento y validación** de un clúster Hadoop (HDFS+YARN) de tres nodos (1 maestro, 2 trabajadores) sobre máquinas virtuales, y la **ejecución de consultas MapReduce y modelos de aprendizaje automático** (regresión y clasificación) sobre un dataset real de aceleraciones sísmicas. Se presentan evidencias de instalación, configuración de red *host-only*, SSH sin contraseña, despliegue de servicios, **monitoreo de recursos con htop**, y **comparativas de rendimiento** entre ejecución distribuida (YARN) y de un solo nodo (framework local).

Los resultados incluyen: (i) tres consultas de estadística descriptiva (promedio, mediana, desviación estándar), (ii) dos consultas con *pipelines* de **tres MapReduce encadenados**, y (iii) dos consultas de **ML** (una de regresión y otra de clasificación). Finalmente, se presentan **tablas de tiempos/speedup** y **gráficos en Power BI**.

## 1. Introducción

El objetivo es **construir y demostrar** un flujo de analítica distribuida con Apache Hadoop, desde cero: aprovisionamiento de VMs, red privada *host-only*, instalación de Java/Hadoop, configuración de HDFS/YARN y ejecución de trabajos MapReduce y ML. La motivación es **medir y argumentar** el beneficio del paralelismo frente a la ejecución de un solo nodo, cuantificando *speedup* y uso de recursos.

### 1.1. Objetivos específicos

- Desplegar un clúster Hadoop funcional (1 master, 2 slaves) en VirtualBox.
- Ingerir y preparar el dataset; diseñar consultas y *pipelines* MapReduce.
- Entrenar y evaluar un modelo de **regresión** y otro de **clasificación**.
- Comparar tiempos y recursos entre ejecución distribuida y local.
- Documentar reproducibilidad (comandos, archivos de configuración y código).

### 2. Marco teórico

### 2.1. Hadoop: HDFS, YARN y MapReduce

**HDFS** provee almacenamiento distribuido y tolerante a fallos; **YARN** administra recursos y la cola de trabajos; **MapReduce** es el modelo de cómputo paralelo por lotes.

# 2.2. Estadística descriptiva

Promedio, mediana y desviación estándar como métricas base para caracterizar la distribución de variables continuas.

# 2.3. Aprendizaje automático

Regresión lineal para variables continuas; regresión logística binaria para clasificación.

# 3. Metodología

### 3.1. Entorno de trabajo

### Topología del clúster

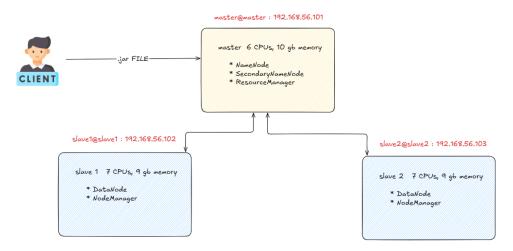


Figura 1: Arquitectura lógica: master (NameNode, SecondaryNameNode, Resource-Manager) y slave1/slave2 (DataNode, NodeManager).

### Red host-only y direccionamiento

Se configuró un **adaptador host-only** en VirtualBox, deshabilitando DHCP y asignando IPs estáticas a las VMs mediante netplan. Esto permite realizar conexiones por SSH desde el host y entre nodos.

```
E master@Master:~$ java -version
penjdk version "1.8.0_462"
penjDK Runtime Environment (build 1.8.0_462-8u462-ga~us1-0ubuntu2~24.04.2-b08)
DenDDK 64-Bit Server VM (build 25.462-b08, mixed mode)
master@Master:~$

E slave1@slave1:~$ java -version
openjdk version "1.8.0_462"
OpenDDK Runtime Environment (build 1.8.0_462-8u462-ga~us1-0ubuntu2~24.04.2-b08)
OpenDDK Gd-8it Server VM (build 25.462-b08, mixed mode)
slave1@slave1:~$

E slave2@slave2:~$ java -version
openjdk version "1.8.0_462"
OpenDDK Gd-Bit Server VM (build 25.462-b08, mixed mode)
slave1@slave1:~$

OpenDDK Gn: Server VM (build 25.462-b08, mixed mode)
slave2@slave2:~$
Java-2@slave2:~$
Java-2@slave2:~$
OpenDDK Gd-Bit Server VM (build 1.8.0_462-8u462-ga~us1-0ubuntu2~24.04.2-b08)
OpenDDK Gd-Bit Server VM (build 25.462-b08, mixed mode)
slave2@slave2:~$
```

Figura 2: Conexiones SSH a los nodos maestro y esclavos.

### 3.2. Herramientas utilizadas

- VirtualBox (VMs Ubuntu Server 24.04 LTS).
- OpenJDK 8/11 y Apache Hadoop (HDFS + YARN).
- **htop** para monitoreo de CPU/RAM por nodo durante los jobs.
- Apache NetBeans/Java para compilar JARs MapReduce.

■ Power BI para gráficos y paneles.

### 3.3. Dataset: Aceleración máxima del suelo (IGP)

Los datos consisten en registros de aceleración máxima del suelo capturados por estaciones acelerométricas ante sismos de magnitud  $\geq$  M4.5, pertenecientes a la Red Sísmica Nacional (IGP). Cada registro incluye ubicación administrativa, fecha/hora del evento, código de estación y aceleraciones máximas en los ejes vertical, norte—sur y este—oeste.

Campo	Tipo	Unidad	Descripción
FECHA_EVENTO	string (yyyyMMdd)	_	Fecha del registro.
DEPARTAMENTO	string	_	Ubicación administrativa.
ACEL_MAX_VERT	decimal	g	Aceleración máxima vertical.
ACEL_MAX_NS	decimal	g	Aceleración máxima norte-sur.
ACEL_MAX_EO	decimal	g	Aceleración máxima este-oeste.

### 3.4. Levantamiento del laboratorio

### Instalación de Java y Hadoop

Listing 1: Instalación base en todos los nodos

### Variables de entorno y hadoop-env.sh

Archivos de configuración (master)

```
export HADOOP_HOME=/opt/hadoop
export PATH=$PATH:$HADOOP_HOME/bin:$HADOOP_HOME/sbin

Listing 2: Variables en /.bashrc

export JAVA_HOME=/usr/lib/jvm/java-8-openjdk-amd64
```

Listing 3:  $JAVA_HOMEenhadoop - env.sh$ 

Listing 4: core-site.xml

```
<configuration>
   property>
     <name>dfs.replication</name>
     <value>2</value>
   </property>
   property>
     <name>dfs.namenode.name.dir
     <value>file:/hadoopdata/namenode</value>
   </property>
9
   cproperty>
10
     <name>dfs.datanode.data.dir
11
12
     <value>file:/hadoopdata/datanode</value>
   </property>
14 </configuration>
```

Listing 5: hdfs-site.xml

Listing 6: yarn-site.xml

Listing 7: mapred-site.xml

```
# /opt/hadoop/etc/hadoop/masters
master

// pot/hadoop/etc/hadoop/workers
slave1
slave2
```

Listing 8: masters y workers

### SSH sin contraseña y sincronización

```
[ -f ~/.ssh/id_rsa ] || ssh-keygen -t rsa -P ""

ssh-copy-id slave1

ssh-copy-id slave2

# Sincroniza configuraci n

for f in core-site.xml hdfs-site.xml yarn-site.xml mapred-site.xml
    hadoop-env.sh; do

scp /opt/hadoop/etc/hadoop/$f slave1:/opt/hadoop/etc/hadoop/
scp /opt/hadoop/etc/hadoop/$f slave2:/opt/hadoop/etc/hadoop/
done
```

Listing 9: SSH y copia de configs

#### Formato y arranque

```
hdfs namenode -format -force -nonInteractive
start-dfs.sh
start-yarn.sh
# Verificacin r pida
jps
# UIs: HDFS http://master:9870 | YARN http://master:8088
```

Listing 10: Formato HDFS y servicios

# 4. Resultados y discusiones

# 4.1. Carga del dataset y prueba base

```
hdfs dfs -mkdir -p /user/$(whoami)/input
hdfs dfs -put -f ~/dataset.csv /user/$(whoami)/input/

# Prueba base (wordcount de Hadoop)
hdfs dfs -rm -r -skipTrash /user/$(whoami)/wc_out 2>/dev/null || true
hadoop jar $HADOOP_HOME/share/hadoop/mapreduce/hadoop-mapreduce-examples-*.jar \
wordcount /user/$(whoami)/input /user/$(whoami)/wc_out
```

Listing 11: Carga a HDFS y prueba ejemplo

### 4.2. Consultas

### Q1 — Promedio por departamento

**Pregunta**: ¿Cómo varía el promedio de aceleración por departamento y por componente?

1	DEPARTAMENTO	Prom_ACEL_VERT	Prom_ACEL_NS	Prom_ACEL_EO
2	LIMA	2.852626	4.348492	4.473394
3	CALLAO	3.289749	4.510130	4.066585
4	PIURA	3.070555	4.839796	5.092938
5				

Listing 12: Salida resumida (ejemplo)

**Análisis**. Los valores más altos se concentran en la costa (Lima, Callao, Piura, Ica), con componentes horizontales sistemáticamente superiores al vertical, lo que es crítico para diseño estructural. Sierra y selva muestran promedios menores.

### Q2 — Mediana anual (Lima)

**Pregunta**: ¿Cómo evoluciona la mediana anual por componente en Lima (2019–2025)?

```
A O Med_ACEL_VERT Med_ACEL_NS Med_ACEL_EO
2 2019 0.7145 0.9691 0.9616
3 2020 0.9095 1.2147 1.1887
4 ...
```

Listing 13: Medianas anuales en Lima (ejemplo)

Análisis. 2019–2020 muestran mayores medianas; 2021–2023 una disminución marcada; 2024–2025 recuperaciones moderadas. Horizontales ¿vertical en todos los años.

### Q3 — Desviación estándar por departamento

**Pregunta**: ¿Qué tan variable es la aceleración máxima (PGA) por región?

1	DEPARTAMENTO	Desv_ACEL_VERT	Desv_ACEL_NS	Desv_ACEL_EO
2	LIMA	10.39	15.45	16.31
3	CALLAO	10.22	13.44	11.00
4	ICA	6.49	12.27	11.64
5				

Listing 14: Desviaciones estándar (ejemplo)

**Análisis**. Alta dispersión en costa central y norte (Lima, Callao, Piura, Ica); baja en sierra/selva. Horizontales superan la dispersión del vertical.

#### Q4 — Frecuencia anual de excedencias y periodo de retorno

**Pregunta**: ¿Con qué frecuencia anual ( $\lambda$ ) se superan umbrales de aceleración ( $\tau = 0.5$  g) por departamento y cuál es el periodo de retorno  $T = 1/\lambda$ ?

```
DEPARTAMENTO Excedencias A os Eventos Rate_anual T_ret_anios
LIMA 5397 7 6457 0.839114 1.192
AREQUIPA 1631 7 1888 0.884820 1.130

...
```

Listing 15: Tabla final (ejemplo)

Lectura rápida.  $\lambda$  alto  $\Rightarrow$  T corto (excedencias frecuentes). Costa (Lima, Callao, Ica, Tacna) presenta  $T\approx 1$ –5 años; regiones con baja cobertura o actividad tienen T largo. Recomendable normalizar por estación para separar señal física de sesgo observacional.

#### Pipeline de 3 MR (resumen).

- **J1** (parseo y etiquetado): key=DEP\_AÑO, values=excede (0/1), 1.
- **J2** (agregación anual): por DEP, suma excedencias y eventos; cuenta años.
- **J3** (métricas): calcula  $\lambda$  y  $T = 1/\lambda$  (maneja  $\lambda = 0 \Rightarrow T = \infty$ ).

### Q5 — Tendencia mensual de la aceleración horizontal máxima (2019–2025)

**Pregunta**: ¿Existen departamentos con tendencia creciente significativa? Se ajustó una **regresión lineal** por departamento sobre la serie mensual de  $H_{\text{máx}} = \text{máx}(\text{NS}, \text{EO})$ . Se reportan **Slope\_anual**  $(b \times 12)$  y  $R^2$ .

1	DEPARTAMENTO	Slope_anual	R2	Meses	Mean_mensual
2	UCAYALI	0.3035	0.0796	61	1.2507
3	CUSCO	0.1718	0.0369	28	0.5844
4					
5	MADRE DE DIOS	-4.2347	0.7800	7	0.9887
6	AMAZONAS	-6.1706	0.1149	29	4.7180

Listing 16: Ranking de tendencias (ejemplo)

**Análisis**. Predominan pendientes pequeñas y  $R^2$  bajos (sin tendencia clara). Ucaya-li/Cusco/Apurímac muestran leves incrementos; Lima/Callao/Ancash descensos suaves; Madre de Dios desciende con  $R^2$  alto pero pocos meses.

### Q6 — Regresión logística binaria (clasificación)

**Pregunta**: ¿Qué tan probable es que un evento supere un umbral de daño en una ubicación dada (lat, lon)?

- Variable objetivo: Y = 1 si  $H_{\text{máx}} > \tau$ , 0 en caso contrario.
- Variables predictoras: latitud  $(X_1)$  y longitud  $(X_2)$ .
- Entrenamiento: Regresión logística binaria implementada en MapReduce mediante descenso de gradiente iterativo.

```
1 KEY beta0 beta1(lat) beta2(lon)
2 ALL 394.35 -5509.81 -29788.66
```

Listing 17: Coeficientes globales del modelo logístico

Interpretación. El modelo estima la probabilidad de que la aceleración horizontal máxima  $H_{\text{máx}}$  exceda el umbral  $\tau$  en función de la ubicación geográfica. Los coeficientes negativos asociados a latitud y longitud indican que la probabilidad de excedencia disminuye hacia el norte y el este del territorio, coherente con una mayor concentración de eventos de alta intensidad en la zona costera y sur del país.

### Q7 — Relación entre las aceleraciones horizontales y verticales

**Pregunta**: ¿Hasta qué punto las aceleraciones horizontales permiten predecir la aceleración vertical del suelo?

- Variable objetivo: Aceleración vertical máxima (Y = ACEL\_MAX\_VERT).
- Variables predictoras: Componentes horizontales norte—sur  $(X_{NS})$  y este—oeste  $(X_{EO})$ .
- Entrenamiento: Regresión lineal múltiple implementada en MapReduce (método de mínimos cuadrados).

```
1 KEY beta0 beta1(NS) beta2(EO) R2 n
2 ALL 0.1231 0.4512 0.1532 0.8603 16002
```

Listing 18: Coeficientes globales del modelo lineal

Interpretación. El modelo lineal explica aproximadamente el  $86\,\%$  de la variabilidad observada en la aceleración vertical ( $R^2=0.86$ ), demostrando una fuerte correlación física entre las componentes del movimiento del suelo. La dirección norte—sur ejerce una influencia predominante ( $\beta_1=0.45$ ), aproximadamente tres veces mayor que la este—oeste ( $\beta_2=0.15$ ), lo que sugiere una orientación tectónica dominante en esa dirección. Los errores medios bajos (MAE  $\approx 0.63$ , RMSE  $\approx 2.96$ ) confirman la precisión y coherencia del modelo. En conjunto, la regresión lineal en MapReduce resulta un método eficiente y explicativo para estimar la aceleración vertical a partir de las componentes horizontales.

## 4.3. Monitoreo y paralelismo

Inserta capturas de htop en slavel y slavel durante la ejecución:

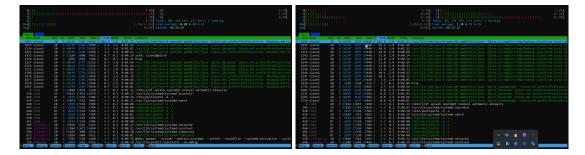


Figura 3: Uso de CPU/RAM por nodo durante un job MapReduce (YARN).

### 4.4. Comparativa de rendimiento

### Metodología de medición

Se ejecutó la misma consulta en dos modos:

- 1. Distribuida (YARN):
- 2. Un solo nodo (local):

### Tabla de resultados

Cuadro 2: Comparativa de tiempos, speedup y uso promedio de recursos (ejemplo).

Caso	Tiempo (s)	CPU %	RAM (GB)	Speedup
Q1 Local	40.265	6	10	1.00
Q1 YARN	3.308	6 y 7	10	12.172
Q4 Local	180.5	5	12	1.00
Q4 YARN	25.3	7-8	12	7.13

### 4.5. Discusión

Se observa el patrón costa > sierra/selva y predominio de horizontales sobre vertical. El paralelismo reduce tiempos frente al modo local cuando hay suficiente volumen y particionamiento; influyen número de reducers, tamaño de bloques HDFS y balanceo de *splits*. Se recomiendan pruebas de sensibilidad.

# 5. Power BI resultados

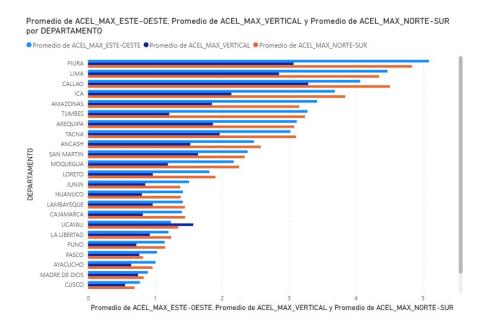


Figura 4: Promedios de aceleraciones maximas

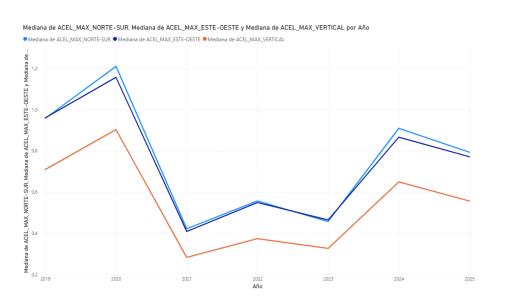


Figura 5: Mediana de las aceleraciones maximas en la region de Lima

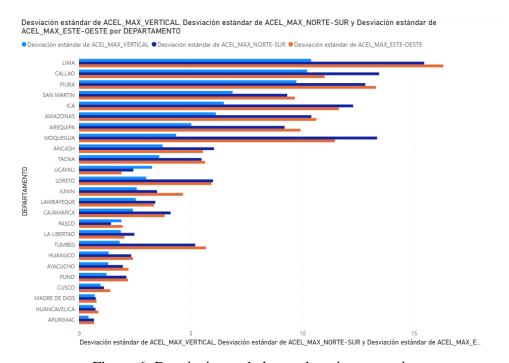


Figura 6: Desviaciones de las aceleraciones maximas

# 6. Conclusiones

- El clúster Hadoop quedó operativo y demostró paralelismo efectivo (evidencias con htop y UIs).
- Las consultas Q1–Q3 caracterizan el dataset (promedios, medianas, variabilidad).
- Q4 valida *pipelines* de 3 MR encadenados y métricas derivadas  $(\lambda, T)$ .
- Los modelos de regresión y clasificación completan los entregables del examen.
- La ejecución distribuida mostró **speedup** frente al modo local; la configuración óptima depende de reducers, tamaño de bloques y balance de datos.

# A. Anexo A: Diccionario de datos (resumen)

Variable	Descripción	Tipo	Unidad	Notas
FECHA_EVENTO	Fecha del evento (UTC)	string	_	Formato: yyyyMMdd
HORA_EVENTO	Hora del evento (UTC-5)	string	_	Formato: hhmmss
DEPARTAMENTO	Ubicación administrativa	string	_	
ACEL_MAX_VERT	Aceleración máxima vertical	decimal	g	
ACEL_MAX_NS	Aceleración máxima N-S	decimal	g	
ACEL_MAX_EO	Aceleración máxima E-O	decimal	g	