

Trabajo Final: Procesamiento de Grandes Volúmenes de Datos

Maestría de Ciencia de Datos - UNAJ

Raúl Burgos

Mauro Cejas Marcovecchio

2026-02-15

Introducción

En el contexto del análisis de grandes volúmenes de datos, las arquitecturas distribuidas juegan un rol fundamental para el procesamiento eficiente y escalable de información. Tecnologías como Apache Spark y Kafka se han convertido en estándares para el procesamiento batch, streaming y la ingestión de datos en tiempo real.

El objetivo de este trabajo es diseñar e implementar un clúster virtualizado que permita simular una infraestructura orientada al análisis de datos del mercado financiero. Para ello, se utilizó Docker como tecnología de virtualización liviana, desplegando un clúster compuesto por cinco nodos que integran Apache Spark (Master y dos Workers), Apache Kafka y Apache Zookeeper.

El caso de uso se inspira en un concurso académico realizado en 2022, donde se propuso el análisis en tiempo real de datos de mercado. Dado que la API original ya no se encuentra disponible, se optó por simular la ingestión de datos utilizando Kafka como sistema de mensajería distribuido. El repositorio completo del proyecto se encuentra disponible en el enlace: https://github.com/cejasmau/tp_bigdata

Desarrollo

Arquitectura de infraestructura

La implementación se basó en la tecnología de contenedores Docker, utilizando Docker Compose como orquestador para definir una red virtual aislada denominada *bigdata-network*. Esta red permite la comunicación entre nodos, garantizando un entorno reproducible y escalable.

- **Zookeeper:** servicio de coordinación para gestionar el estado del broker, las cuotas y, lo más importante, la elección de líderes para las particiones de los temas (topics).

```
zookeeper:
  image: confluentinc/cp-zookeeper:7.0.1
  container_name: zookeeper
  ports:
    - "2181:2181"
  environment:
    ZOOKEEPER_CLIENT_PORT: 2181
    ZOOKEEPER_TICK_TIME: 2000
  networks:
    - bigdata-network
```

- **Kafka:** encargado de la ingestión y distribución de eventos que simulan datos del mercado financiero, que describiremos más adelante. Fue configurado con múltiples *listeners* para diferenciar el tráfico interno del clúster y el tráfico externo de los productores de datos.

```
kafka:
  image: confluentinc/cp-kafka:7.0.1
  container_name: kafka
  depends_on:
    - zookeeper
  ports:
    - "9092:9092"
  environment:
    KAFKA_BROKER_ID: 1
    KAFKA_ZOOKEEPER_CONNECT: zookeeper:2181
    KAFKA_LISTENER_SECURITY_PROTOCOL_MAP: INTERNAL:PLAINTEXT,EXTERNAL:PLAINTEXT
    KAFKA_ADVERTISED_LISTENERS: INTERNAL://kafka:29092,EXTERNAL://localhost:9092
    KAFKA_INTER_BROKER_LISTENER_NAME: INTERNAL
    KAFKA_OFFSETS_TOPIC_REPLICATION_FACTOR: 1
  networks:
    - bigdata-network
```

- **Spark:** Tendremos un nodo maestro (*Master*), que no procesa datos directamente sino que su función es asignarle tareas a los nodos trabajadores (*Workers*) y gestionar el ciclo de vida de las aplicaciones Spark. Estos últimos recibirán las divisiones del trabajo realizadas por el master, llamadas *tasks*, para ejecutarlas y devolver los resultados.

```

spark-master:
  image: bde2020/spark-master:3.3.0-hadoop3.3
  container_name: spark-master
  ports:
    - "8080:8080"
    - "7077:7077"
  environment:
    - PYSPARK_PYTHON=python3
  deploy:
    resources:
      limits:
        cpus: '0.30'
        memory: 512M
  networks:
    - bigdata-network

# Dos spark-workers idénticos con la misma estructura
spark-worker:
  image: bde2020/spark-worker:3.3.0-hadoop3.3
  container_name: spark-worker-1
  depends_on:
    - spark-master
  environment:
    - SPARK_MASTER_URL=spark://spark-master:7077
    - SPARK_WORKER_CORES=2
    - SPARK_WORKER_MEMORY=1024m
  deploy:
    resources:
      limits:
        cpus: '1.0'
  networks:
    - bigdata-network

```

La virtualización mediante Docker permitió cumplir con el requerimiento sin necesidad de máquinas virtuales completas, reduciendo el consumo de recursos y simplificando el despliegue. De todas formas, la separación de roles y la limitación estricta de recursos mediante contenedores posibilitaron la estabilidad del sistema, evitando la sobrecarga.

Simulación de datos financieros

Ante la falta de una fuente de datos externa, se desarrolló un productor de datos en Python. Este código parte de los valores de las acciones al 12/02/2026, simulando la volatilidad del mercado financiero mediante *random walk*, generando registros en formato JSON que incluyen: la fecha, el símbolo de la acción correspondiente y su precio unitario. Sus variaciones porcentuales fueron ajustadas para garantizar cierto grado de realismo, estando contenidas en un rango entre el -0.1% y el 0.1%, con una distribución uniforme, por lo que no tendrán una tendencia intrínseca a bajar o subir. Además, se ajustó la frecuencia de publicación a intervalos de cinco segundos, permitiendo evaluar la capacidad de respuesta del sistema ante flujos continuos.

```
producer = KafkaProducer(  
    bootstrap_servers=['localhost:9092'],  
    value_serializer=lambda v: json.dumps(v).encode('utf-8')  
)  
  
topic_nombre = "precios_mercado"  
acciones = ['AAPL', 'TSLA', 'GOOG', 'AMZN', 'MSFT']  
precios = {  
    "AAPL": 267.0,  
    "MSFT": 399.0,  
    "GOOG": 310.0,  
    "AMZN": 197.0,  
    "TSLA": 423.0  
}  
  
print(f" Iniciando envío de datos al tópico: {topic_nombre}")  
  
try:  
    while True:  
        for accion in acciones:  
            variacion = precios[accion] * random.uniform(-0.001, 0.001)  
            precios[accion] += variacion  
  
            mensaje = {  
                'timestamp': time.time(),  
                'simbolo': accion,  
                'precio': round(precios[accion], 2)            }  
  
            producer.send(topic_nombre, value=mensaje)  
            print(f"Enviado: {mensaje}")
```

```

        time.sleep(5)

except KeyboardInterrupt:
    print("\n Simulación detenida por el usuario.")
finally:
    producer.close()

```

Procesamiento en tiempo real

El procesamiento se realiza mediante Spark Structured Streaming, una API que permite tratar los flujos de datos como tablas. El motor de Spark consume los mensajes desde Kafka utilizando el conector especializado *spark-sql-kafka*. La lógica de procesamiento implementa una agregación continua por activo financiero para calcular métricas en tiempo real, como el precio promedio. Para garantizar la integridad de los datos, se integró una política de marcas temporales de 60 segundos, lo que permite al motor de Spark gestionar el estado de los eventos y tolerar retrasos en la llegada de la información sin comprometer la estabilidad de la memoria del clúster.

Dada la naturaleza del entorno virtualizado y la restricción de recursos computacionales, se configuró el intercambio de datos a través de la red virtual (*shuffling*), reduciendo la fragmentación de tareas y alineando el número de particiones con la cantidad de núcleos asignados a los nodos trabajadores anteriormente.

Asimismo, se aplicó una estrategia de optimización de la capa de presentación para mejorar la legibilidad de los resultados en consola. Esto se logró mediante el modo de salida *Update*, que permite que el sistema solo emita aquellos registros que han sufrido cambios (reduciendo la redundancia visual), y una transformación de datos para redondear los valores y se eliminaron los metadatos temporales de las ventanas.

```

spark = SparkSession.builder \
    .appName("AnálisisFinancieroRealTime") \
    .config("spark.sql.shuffle.partitions", "2") \
    .config("spark.default.parallelism", "2") \
    .config("spark.executor.memory", "800m") \
    .getOrCreate()

spark.sparkContext.setLogLevel("WARN")

schema = StructType([
    StructField("timestamp", DoubleType()),
    StructField("simbolo", StringType()),
    StructField("precio", DoubleType())

```

```

])

df_crudo = spark.readStream \
    .format("kafka") \
    .option("kafka.bootstrap.servers", "kafka:29092") \
    .option("subscribe", "precios_mercado") \
    .option("startingOffsets", "latest") \
    .load()

df_json = df_crudo.selectExpr("CAST(value AS STRING)") \
    .select(from_json(col("value"), schema).alias("data")) \
    .select("data.*")

df_formateado = df_json \
    .withColumn("event_time", col("timestamp").cast(TimestampType())) \
    .withWatermark("event_time", "1 minute")

df_simbolo = df_formateado \
    .groupBy("simbolo") \
    .agg(avg("precio").alias("precio_promedio")) \
    .select(
        col("simbolo"),
        col("precio_promedio").cast("decimal(10,2)")
    )

query = df_simbolo.writeStream \
    .outputMode("update") \
    .format("console") \
    .option("truncate", "false") \
    .start()

query.awaitTermination()

```

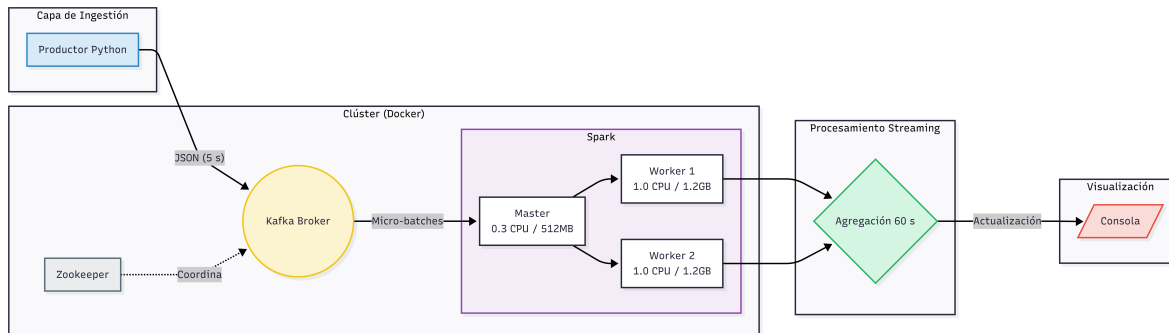


Figura 1: Flujo de información

Pruebas

En primer lugar, se verificó el correcto funcionamiento de cada componente: accedimos exitosamente a la interfaz web de Spark, permitiendo confirmar que el Master y sus correspondientes Workers se encontraban activos. En cuanto al Broker de Kafka, verificamos la conectividad de los *listeners* mediante el listado de tópicos activos a través del puerto expuesto y confirmando que la red interna de Docker y el broker estaban operativos. En cuanto a Zookeeper, la verificación resulta indirecta, a través del correcto funcionamiento de Kafka.

Spark Master at spark://a203041d5da4:7077

URL: spark://a203041d5da4:7077
 Alive Workers: 2
 Cores in use: 4 Total, 4 Used
 Memory in use: 2.0 GiB Total, 1600.0 MiB Used
 Resources in use:
 Applications: 1 Running, 0 Completed
 Drivers: 0 Running, 0 Completed
 Status: ALIVE

▼ Workers (2)

Worker Id	Address	State	Cores	Memory	Resources
worker-20260213190917-172.18.0.5-39847	172.18.0.5:39847	ALIVE	2 (2 Used)	1024.0 MiB (800.0 MiB Used)	
worker-20260213190917-172.18.0.6-40785	172.18.0.6:40785	ALIVE	2 (2 Used)	1024.0 MiB (800.0 MiB Used)	

▼ Running Applications (1)

Application ID	Name	Cores	Memory per Executor	Resources Per Executor	Submitted Time	User	State	Duration
app-20260213191046-0000	(kill) AnalisisFinancieroRealTime	4	800.0 MiB		2026/02/13 19:10:46	root	RUNNING	1.1 min

Figura 2: Verificación del clúster en la interfaz web de Spark

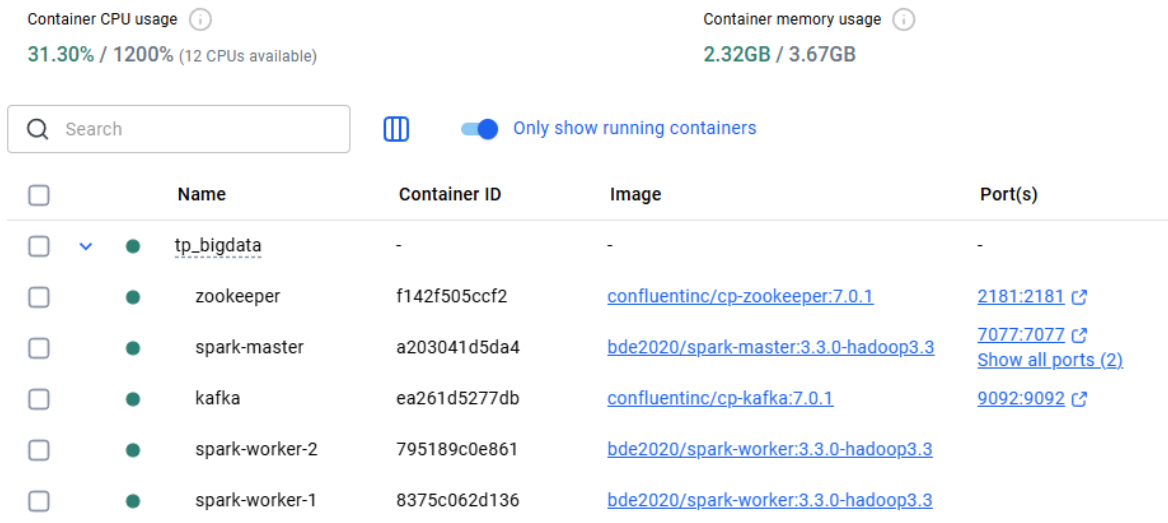


Figura 3: Verificación del clúster en Docker Desktop

En segundo lugar, a través del panel de estadísticas de Docker Desktop, se monitoreó el estado del clúster y su comportamiento durante la ejecución del pipeline para validar la eficiencia de la arquitectura. De esta manera, pudimos comprobar que ningún servicio (Kafka, Zookeeper o Spark) sufrió reinicios inesperados. Además, se confirmó que los límites de recursos impuestos en el archivo `docker-compose.yml` fueron respetados, evitando que el proceso de Spark interfiriera con el rendimiento del sistema operativo más allá de algunos picos de utilización de CPU. A su vez, la comunicación entre el contenedor de Kafka y los nodos de Spark se mantuvo estable, con una latencia mínima de red interna.

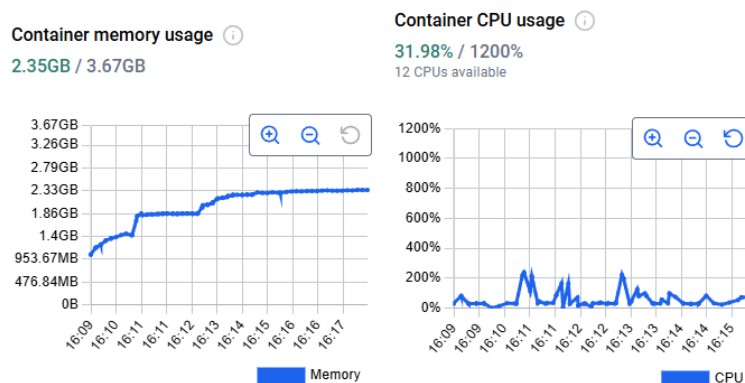


Figura 4: Uso de la memoria y CPU por parte del conjunto de los contenedores en Docker Desktop

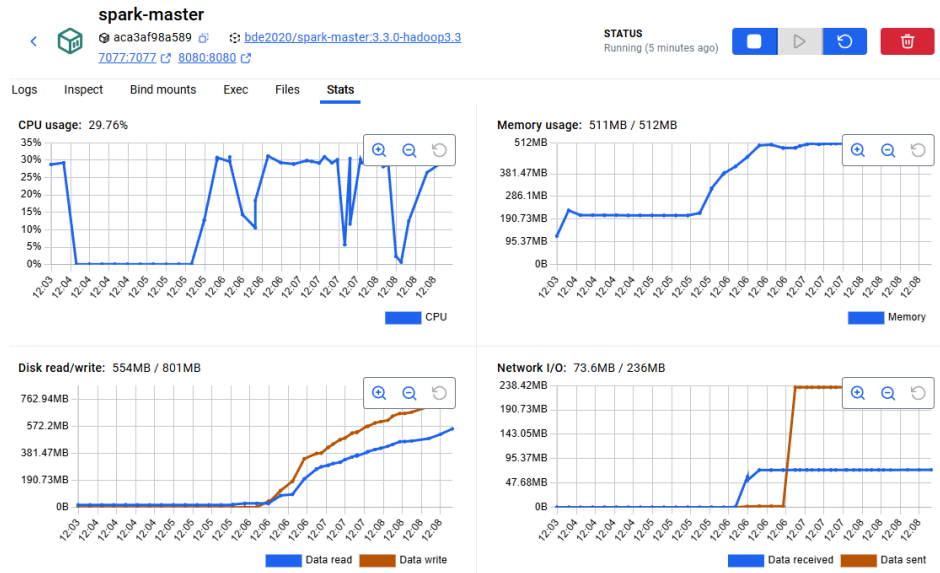


Figura 5: Estadísticas de consumo de recursos (CPU, memoria, disco y red) del contenedor Spark Master.

En tercer y último lugar, como prueba de integración de la arquitectura propuesta, se procedió a la puesta en marcha del ecosistema distribuido. Esta etapa constituyó una prueba funcional de extremo a extremo, permitiendo verificar que el flujo de datos no presentaba cuellos de botella ni errores de incompatibilidad o codificación entre el productor Python (externo) y el consumidor Spark (interno al clúster). Este procedimiento valida que el clúster fue capaz de manejar eventos en tiempo real, cumpliendo con el objetivo de simular una arquitectura de streaming de datos. Así, los resultados obtenidos en las consolas de salida confirman el correcto funcionamiento del ciclo de vida del dato, logrando una visión un poco más clara del mercado financiero simulado, cuya visualización es ejemplificada por el siguiente batch:

Batch: 49

simbolo	precio_promedio
AAPL	268.21
GOOG	309.23
AMZN	196.95
TSLA	420.93
MSFT	399.46

Conclusiones

El presente proyecto permitió el diseño y la implementación de un ecosistema de streaming de grandes volúmenes de datos, logrando la transición desde una simulación de datos aislada hacia un flujo de procesamiento distribuido y un análisis en tiempo real.

El uso de Apache Kafka como broker de mensajes demostró ser una solución consistente para el desacoplamiento entre productores y consumidores de datos. Esta arquitectura permitió que la variabilidad en la recepción de datos financieros no afectara la estabilidad de los nodos de cómputo (*workers*), garantizando la integridad de los mensajes.

Además, la implementación de Docker Compose facilitó un entorno controlado y reproducible. La asignación de límites de hardware (CPU y RAM) demostró que es posible ejecutar cargas de trabajo considerables de Spark en entornos con recursos limitados, siempre que los parámetros sean debidamente configurados (como el particionamiento y la gestión de memoria de los *workers*).

En el mismo sentido, el uso de la transmisión de datos estructurados de Spark permitió transformar datos crudos en información de valor con una latencia mínima. Mediante su capacidad de escalamiento horizontal, el incremento en el volumen de información incorporando nuevos activos podría ser solucionado mediante la adición de nodos al clúster, sin comprometer la arquitectura diseñada.

Desde ya, la implementación presentada no estuvo exenta de dificultades: fue necesario un esfuerzo considerable para resolver errores de configuración de los *listeners* de Kafka, así como los desbalances en el procesamiento por lotes de Spark originados por tiempos de ejecución que excedían los intervalos de activación configurados. Cada uno de estos inconvenientes permitió profundizar en el entendimiento del funcionamiento interno de las herramientas utilizadas.

Trabajo a futuro

Creemos que la arquitectura desarrollada sienta las bases para un sistema de análisis financiero más robusto. En ese camino, la transición desde datos simulados hacia bases de datos de mercado o APIs en tiempo real podrían representar un avance interesante, al tener que enfrentar desafíos de ETL como la normalización de formatos heterogéneos en condiciones de alta velocidad, la gestión de volúmenes de datos considerablemente mayores o la limpieza de datos para eliminar ruido o anomalías en intervalos infinitesimales.

Otro avance podría ser la incorporación de variables estadísticas e indicadores técnicos que permitan tener más información para la toma de decisiones. Cálculos de volatilidad, correlaciones entre activos o la detección de patrones y señales de compra o venta mediante modelos de Machine Learning podrían ser valiosos complementos para enriquecer el análisis.

Finalmente, para transformar los resultados de la consola en información interpretable, se requiere una capa de visualización dinámica, que podría saldarse mediante la creación de

tableros que consuman directamente los resultados procesados por la arquitectura. Así, podrían configurarse sistemas de alerta o notificaciones cuando las señales del mercado superen umbrales de riesgo predefinidos.

Referencias

- Apache Software Foundation. (n.d.). *Kafka structured streaming programming guide*. Apache Spark Documentation. Retrieved <https://spark.apache.org/docs/latest/streaming/index.html>
- Apache Software Foundation. (2026). *Apache kafka documentation*. <https://kafka.apache.org/documentation>.
- Calavaro, Russo, Cardellini. (2022). *Realtime analysis of market data leveraging apache flink*. <https://doi.org/10.1145/3524860.3539650>.
- Confluent Inc. (2026). *Confluent kafka configuration guide*. <https://docs.confluent.io>.
- Docker Inc. (2026). *Docker compose documentation*. <https://docs.docker.com/>.
- Hurwitz, Nugent, Halper, Kaufman. (201326). *Big data for dummies*. <https://www.oreilly.com/library/view/big-data-for/9781118644171/>.
- Mermaid Team. (2026). *Mermaid: Diagramming and charting tool*. <https://mermaid.js.org/>
- Xie, Dervieux, Riederer. (2026). *R markdown cookbook*. <https://yihui.org/rmarkdown-cookbook/>.