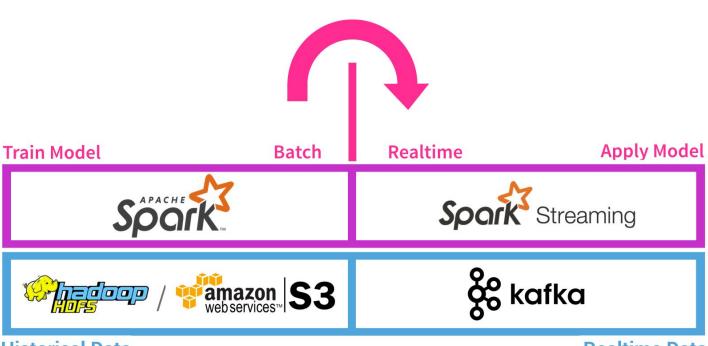
Práctica Big Data

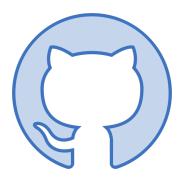


Historical Data Realtime Data

Andrés Muñoz Arcentales

Repositorio

https://github.com/ging/practica_big_data_2019



Basado en

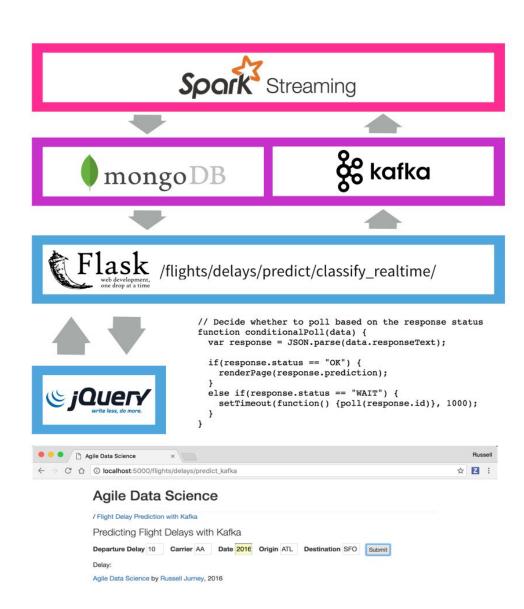
https://github.com/rjurney/Agile_Data_Code_2

Predicción de retraso de vuelos

- Tenemos un dataset que contiene información de vuelos pasados, incluyendo si han salido con retraso o no.
- A partir de esta información, queremos predecir si va a haber retrasos en un vuelo futuro.
- Para ello, entrenamos un modelo predictivo basado en el algoritmo RandomForest utilizando los datos que tenemos de vuelos antiguos.
- Tenemos que desplegar una arquitectura completa que nos permita, utilizando el modelo predictivo que hemos creado, realizar predicciones en tiempo real para nuevos vuelos.

Proceso

- Descargar los datos de vuelos pasados
- Entrenar modelo de Machine Learning utilizando los datos de vuelos
- Desplegar el job de Spark que predice el retraso de los vuelos usando el modelo creado
- 4. Por medio de una interfaz web, el usuario introducirá los datos del vuelo a predecir, que se enviarán al servidor web de Flask
- El servidor web enviará estos datos al job de predicción a través de Kafka
- El job realizará la predicción y la guardará en Mongo
- La interfaz web está constantemente haciendo polling para comprobar si se ha realizado ya la predicción
- En caso afirmativo, se muestra la predicción en la interfaz



Los datos de vuelos



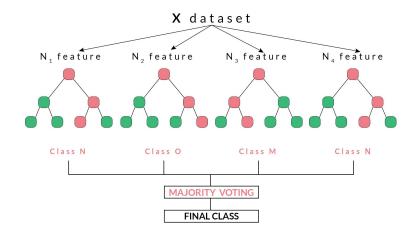
- El dataset contiene datos del 90-95% de los vuelos con origen en EE.UU desde 2015, publicados en el Bureau of Transportation Statistics.
- Algunos campos relevantes:
 - FlightDate: Fecha del vuelo
 - Carrier: Aerolínea
 - FlightNum: Número de vuelo
 - Origin: Aeropuerto de origen
 - Dest: Aeropuerto de destino
 - DepDelay: Retraso inicial

```
2015, 1, 1, 1, 4, 2015-01-01, "AA", 19805, "AA", "N787AA", "1", 12478, ..., 31703, "JFK", ...
2015, 1, 1, 2, 5, 2015-01-02, "AA", 19805, "AA", "N795AA", "1", 12478, ..., 31703, "JFK", ...
2015, 1, 1, 3, 6, 2015-01-03, "AA", 19805, "AA", "N788AA", "1", 12478, ..., 31703, "JFK", ...
```

Entrenar el modelo



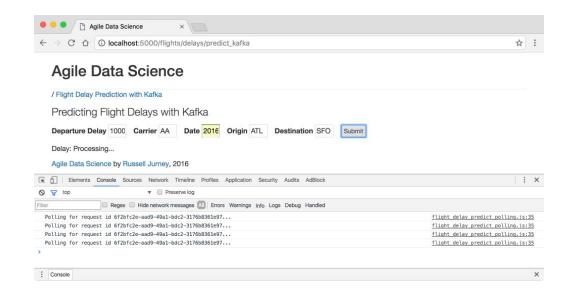
- Los datos de los vuelos los vamos a emplear para entrenar un modelo predictivo basado en el algoritmo RandomForest.
- Todo el proceso de entrenamiento lo vamos a realizar en batch utilizando PySpark.
- Como resultado vamos a obtener un modelo que para un nuevo vuelo dado, va a predecir si va a tener o no retraso.



Servidor web



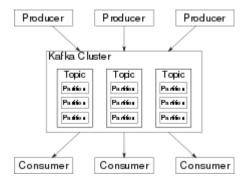
- Para facilitar que el usuario pueda introducir el vuelo para el que quiere realizar una predicción, se emplea una interfaz web.
- El servidor web está implementado con Flask, un microframework de Python para desarrollar servicios web sencillos.



Envío de datos en tiempo real



- Para comunicar el servicio web con el job de predicción utilizamos Kafka.
- Kafka es una herramienta de Apache para crear pipelines de streaming de datos en tiempo real.











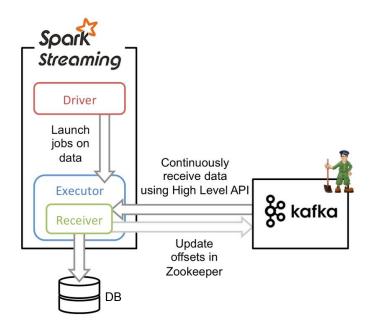


Send streaming data to Kafka topics Kafka buffers the data and serves it up to all subscribers for that topic Use Spark Streaming or other processing frameworks to filter, aggregate, and transform the data End users access processed data from analytics tools and dashboards

El job de predicción



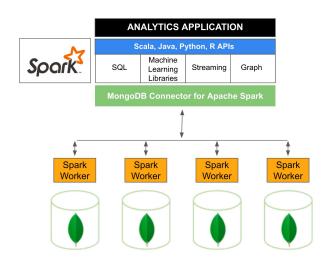
- Cada vez que un usuario inicia una nueva predicción, le llega al job a través de Kafka.
- Para habilitar el cálculo de predicciones en tiempo real vamos a utilizar Spark Streaming y el modelo predictivo que hemos entrenado anteriormente.



Guardando la predicción



- Una vez que se ha calculado la predicción, ésta se guarda en la base de datos MongoDB.
- La aplicación web consulta continuamente la base de datos (polling) para comprobar si se ha calculado la predicción.
- En caso afirmativo, se muestra la predicción en la web.



Evaluación

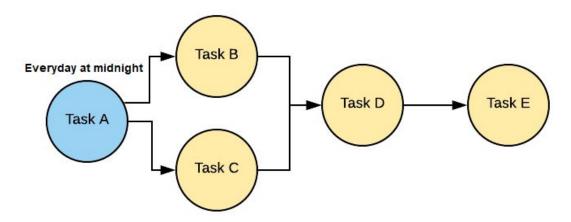
La evaluación se realizará mediante un examen oral por parejas:

- 4 puntos Lograr el funcionamiento de la práctica sin realizar modificaciones
- 1 punto Ejecución del job de predicción con Spark Submit en vez de IntelliJ
- 1 punto Dockerizar cada uno de los servicios que componen la arquitectura completa
- 1 punto Desplegar el escenario completo usando docker-compose
- 2 puntos Desplegar el escenario completo usando kubernetes
- 1 punto Desplegar el escenario completo en Google Cloud/AWS
- 2 puntos Entrenar el modelo con Apache Airflow

Apache Airflow

Automatización y planificación de tareas

- Apache Airflow es una plataforma para la ejecución planificada de tareas (task scheduling)
 - Las tareas se combinan formando un grafo acíclico dirigido (DAG)
 - Las tareas son programas python
- Permite automatizar tareas, por ejemplo:
 - Eliminar de la BBDD todas las peticiones de predicción que se han realizado en el último mes
 - Reentrenar el modelo una vez a la semana añadiendo nuevos datos



Entrega

- Subir a Moodle los ficheros necesarios para ejecutar la práctica
- Incluir un Readme con las instrucciones de despliegue

Dudas y tutorías

Andrés Muñoz Arcentales

joseandres.munoz@upm.es