

Département Télécommunications, Réseaux & Informatique Ecole Nationale des Sciences Appliquées d'El Jadida Université Chouaib Doukkali



Ingénierie Informatique et Technologies Emergentes (IITE)

3eme année Cycle Ingénieur

Architecture Big Data pour le suivi et la surveillance des événements basés sur les réseaux sociaux avec Apache Kafka, Parquet, Spark Streaming, Spark NLP, Apache Airflow et Tableau

Réalisé par

Rabab FAHSSI Houda EL KORAINI

Encadré par

M. Fahd KALLOUBI

Table des matières

I. Objectif du projet	4
II. Prérequis pour le projet - Installation et Configuration	
1. Environnement de Développement	4
2. Configuration de l'Environnement Dockerisé	4
3. Installation et Configuration de Tableau	8
III.Scraping des données avec NtScraper vers un topic Kafka	9
IV. Traitement et Stockage des Données avec Spark et Hive en format Parquet	11
V. Entraînement de modèle avec Spark NLP	13
VI. Visualisation des Résultats avec Tableau	16
VII. Orchestration avec Apache Airflow	22

Liste des figures

Figure 1: fichier docker-compose pour la création des conteneurs docker	5
Figure 2: fichier docker-compose pour la création des conteneurs docker	
Figure 3:Exécution des conteneurs	6
Figure 4: Affichage de la liste des conteneurs	7
Figure 5:Liste des conteneurs	
Figure 6:Installation de Tableau Desktop	
Figure 7:Site de téléchargement de Hive Tableau connector	9
Figure 8:Code de Scraping des données avec NtScraper vers un topic Kafka	10
Figure 9:les tweets scrapé	10
Figure 10:Interface de control center	11
Figure 11:L'ajout des données sur Hive en format parquet	13
Figure 12:Connexion aux cluster Hive	17
Figure 13:Etablissement de la connexion entre Hive et Tableau	18
Figure 14:List des Tables	19
Figure 15:Importation des données de Hive sur tableau	19
Figure 16:Le nombre de likes et de retweets reçus par pays pour un tweet	20
Figure 17:Le nombre de tweets dans chaque pays	21
Figure 18:Distribution des tweets dans le monde	21
Figure 19:Tableau de bord	22
Figure 20:Connexion à l'interface utilisater	23
Figure 21:Interface utilisateur de Airflow	23
Figure 22:Code du dag du projet	25
Figure 23: Visualisation de l'exécution du dag créer	26

I. Objectif du projet

L'objectif du projet est de s'intégrer au sein d'une architecture Big Data spécialisée dans la surveillance des événements sur les réseaux sociaux, en mettant l'accent sur Twitter. Cela implique l'exploitation des fonctionnalités d'Apache Airflow pour automatiser le processus de collecte de données à partir de NTScraper, favorisant ainsi une gestion efficace et planifiée des flux d'information provenant de Twitter. Une fois les données collectées, l'objectif est de les visualiser de manière graphique sur Tableau, offrant ainsi une analyse visuelle du nombre de sentiments exprimés sur les réseaux sociaux, segmentés par continent. Cette approche vise à fournir des informations pertinentes et exploitables, facilitant la compréhension des tendances émotionnelles à l'échelle mondiale grâce à une représentation visuelle claire et compréhensible.

II. Prérequis pour le projet - Installation et Configuration

Ce projet nécessite l'installation et la configuration préalable de plusieurs outils et environnements. Suivez attentivement ces étapes pour garantir un déroulement sans accroc du projet.

1. Environnement de Développement

a. Système d'Exploitation :

Vérifiez que vous disposez d'un système d'exploitation compatible avec les outils nécessaires (Exemple : Ici, on utilise Windows).

b. RAM:

Assurez-vous d'avoir une mémoire RAM supérieure à 13 Go.

c. Docker:

- Téléchargez et installez Docker en suivant les instructions spécifiques à votre système d'exploitation
- -Vérifiez l'installation avec la commande :

Docker -version

d. Docker Compose:

- -Téléchargez et installez Docker Compose en suivant les instructions spécifiques à votre système d'exploitation.
- -Vérifiez l'installation avec la commande : docker-compose --version

2. Configuration de l'Environnement Dockerisé

a. Création des Conteneurs

Rédigez un fichier docker-compose.yml détaillant les services requis pour cette application

Figure 1: fichier docker-compose pour la création des conteneurs docker

Figure 2: fichier docker-compose pour la création des conteneurs docker

b. Exécution des conteneurs

Pour démarrer les conteneurs définis dans votre fichier docker-compose.yml et les exécuter en arrière-plan, utilisez la commande suivante : docker-compose up -d



Figure 3:Exécution des conteneurs

Une fois les conteneurs lancés, vous pouvez lister les identifiants des conteneurs en cours d'exécution et leurs ports associés en utilisant la commande : docker ps

CONTAINER ID	Desktop\sentiment_analysis_cluster>docker ps IMAGE	COMMAND	CREATED	STATUS	PORTS
			CREATED	NAMES	
86d6777001e1	confluentinc/cp-enterprise-control-center:5.4.0	"/etc/confluent/dock"	2 days ago	Up 21 minutes control-center	0.0.0.0:9021->9021/tcp
d572dfc53358 ->8083/tcp	confluentinc/cp-schema-registry:5.4.0	"/etc/confluent/dock"	2 days ago	Up 21 minutes	8081/tcp, 0.0.0.0:8083
	schema-registry				
0ab6e9e09c16 , 0.0.0.0:2909	confluentinc/cp-server:5.4.0 2->29092/tcp	"/etc/confluent/dock"	2 days ago	Up 21 minutes kafka-broker	0.0.0.0:9092->9092/tcp
c0bd3c4ba446 cp, 10002/tcp	mrugankray/hive-server-sqoop:1.0	"entrypoint.sh /bin/"	2 days ago	Up 21 minutes hive-server	0.0.0.0:10000->10000/t
baaefabebfe5 ->2181/tcp, 38	confluentinc/cp-zookeeper:5.4.0 88/tcp	"/etc/confluent/dock"	2 days ago	Up 21 minutes zookeeper	2888/tcp, 0.0.0.0:2181
2ff62f0880f6 3->9083/tcp, 1	bde2020/hive:2.3.2-postgresql-metastore 0002/tcp	"entrypoint.sh /opt/"	2 days ago	Up 21 minutes hive-metastore	10000/tcp, 0.0.0.0:908
642b59511fdc	mrugankray/namenode-spark-airflow-flume-zepplin:1.1 ->4040/tcp, 0.0.0:8080-8082->8080-8082/tcp, 0.0.0.0:	"/entrypoint.sh /sta"	2 days ago	Up 21 minutes (healthy)	0.0.0.0:3000->3000/tcp
6e0ba6d0ffaf	mrugankray/nodemanager-python:1.0 8->19888/tcp, 8088/tcp nodemanager	"/entrypoint.sh /run"	2 days ago	Up 21 minutes (healthy)	0.0.0.0:8042->8042/tcp
ae478b038147	bde2020/hive-metastore-postgresql:2.3.0 hive-metastore-postgresql	"/docker-entrypoint"	2 days ago	Up 21 minutes	5432/tcp
8902650d80c8	bde2020/hadoop-historyserver:2.0.0-hadoop3.2.1-java8	"/entrypoint.sh /run"	2 days ago	Up 21 minutes (healthy)	0.0.0.0:8188->8188/tcp
	historyserver				
3f434cc1df89 ->8088/tcp	mrugankray/resourcemanager-python:1.0	"/entrypoint.sh /run"	2 days ago	Up 20 minutes (healthy)	8042/tcp, 0.0.0.0:8088
	resourcemanager				
352f03c553ec	mrugankray/datanode-python:1.0	"/entrypoint.sh /run"	2 days ago	Up 21 minutes (healthy)	0.0.0.0:9864->9864/tcp
	datanode				

Figure 4: Affichage de la liste des conteneurs

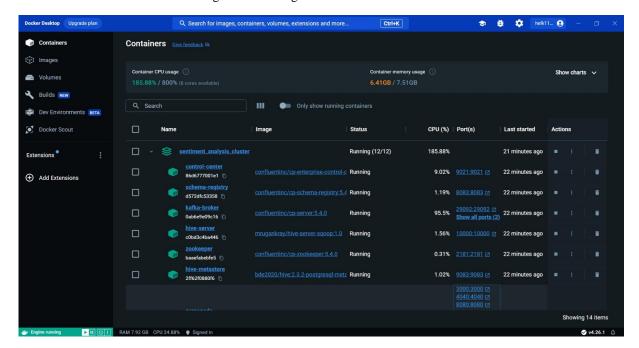


Figure 5:Liste des conteneurs

Comme démontré dans la figure 5, tous les services ont été créer avec succès et sont en un état de Running.

Pour accéder à :

• Zeppelin : http://localhost:8082

• Namenode : http://localhost:9000

• Airflow: http://localhost:3000

Remarque:

Assurez-vous que les ports alloués aux conteneurs dans le fichier docker-compose.yml sont vides et accessibles, et ne sont pas utiliser par d'autres applications système.

3. Installation et Configuration de Tableau

Dans le cadre de ce projet, nous utilisons Tableau Desktop. Suivez ces étapes pour installer et configurer Tableau Desktop sur votre machine.

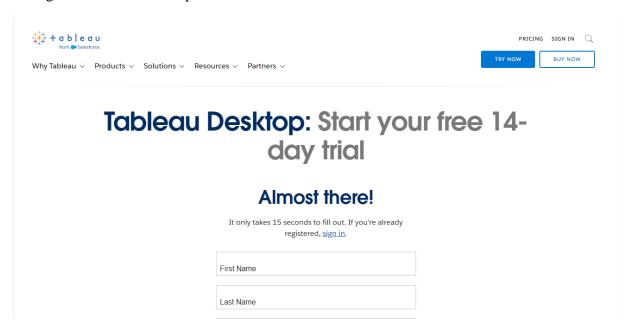


Figure 6:Installation de Tableau Desktop

Téléchargez la version appropriée de Tableau Desktop pour votre système d'exploitation (Windows ou Mac).

Installez Tableau en suivant les instructions fournies lors du processus d'installation

Installation de Hive Tableau Connector

Pour connecter Tableau à Hive, vous pouvez utiliser le pilote Hive Tableau Connector. Suivez ces étapes générales pour effectuer cette connexion.

Téléchargez et installez un pilote compatible avec Hive sur votre machine. Un exemple courant est le pilote Hive Tableau Connector, que vous pouvez trouver sur le site de CDATA

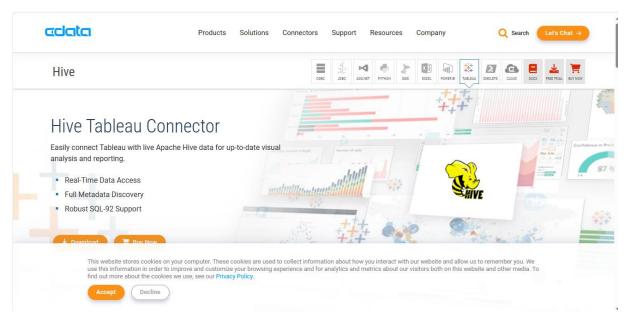


Figure 7:Site de téléchargement de Hive Tableau connector

III.Scraping des données avec NtScraper vers un topic Kafka

Ce script Python effectue le scraping de données depuis Nitter en utilisant la bibliothèque ntscraper, puis envoie ces données à un topic Kafka. Voici un guide rapide pour comprendre le script, avec l'idée qu'il sera intégré dans un notebook Zeppelin :

Importation des bibliothèques :

json: Manipulation de données JSON.

KafkaProducer de la bibliothèque kafka-python : Envoi de messages à Kafka.

Nitter de la bibliothèque ntscraper : Extraction de tweets depuis Nitter.

Définition des configurations Kafka:

KAFKA_BOOTSTRAP_SERVERS: Serveurs Kafka pour la connexion.

KAFKA_TOPIC_NAME: Nom du topic Kafka.

KAFKA_PRODUCER_CONFIG: Configuration du producteur Kafka.

Définition des termes de recherche et continents :

terms: Termes de recherche, par exemple, ["genocide", "gaza", "world"].

continents: Liste de continents, par exemple, ["Africa", "Asia", "Europe", ...].

```
Noython
Import Son
Imp
```

Figure 8:Code de Scraping des données avec NtScraper vers un topic Kafka

Note pour Zeppelin:

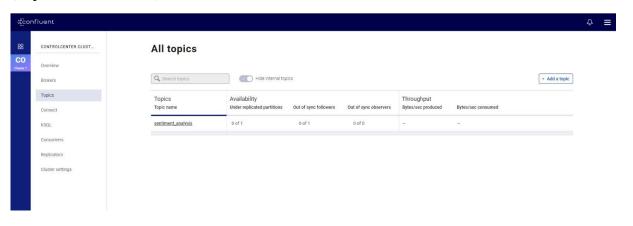
Lorsque vous exécutez ce script dans un notebook Zeppelin, assurez-vous que les dépendances nécessaires sont installées sur votre environnement Zeppelin.

Assurez-vous que Kafka est en cours d'exécution et accessible depuis Zeppelin.

Le figure 9 repressente les tweets scrapé après avoir exécuter le notebook Zeppelin.

Figure 9:les tweets scrapé

Les données ou bien les messages peuvent être visualiser au niveau du control center à l'adresse (http://localhost : 9021)



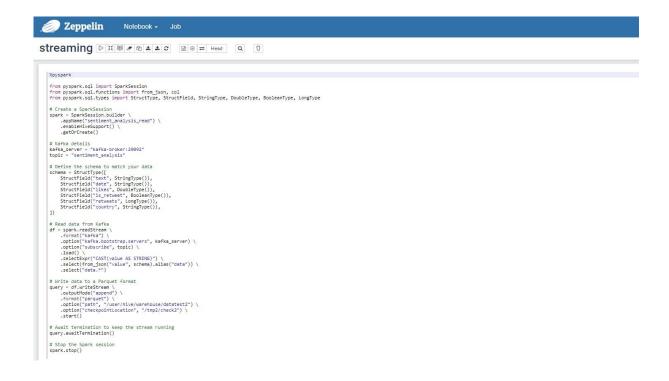
IV. Traitement et Stockage des Données avec Spark et Hive en format Parquet

Pour effectuer le traitement et le stockage des données avec Spark et Hive en utilisant PySpark dans Zeppelin, vous pouvez suivre ces étapes :

Assurez-vous que votre environnement est correctement configuré pour utiliser PySpark avec Zeppelin et que tout fonctionne correctement.

Le script de figure X PySpark orchestre le traitement en continu de données provenant d'un topic Kafka, les transforme conformément à un schéma défini, puis les stocke au format Parquet dans Hive. Il démarre une session Spark, spécifie les détails de Kafka, définit un schéma pour les données, lit les données en continu depuis Kafka, et les écrit en continu dans Hive au format Parquet. L'exécution continue jusqu'à ce qu'elle soit interrompue. Cette approche permet un traitement efficace des flux de données en temps réel, fournissant une structuration optimale et une conservation dans Hive pour une analyse ultérieure. Une fois le traitement terminé, la session Spark est arrêtée.

Avant de lancer l'exécution de votre code (Streaming) créer une table dataset2 dans Hive, qui va contenir les données. Par défaut cette table sera enregistré dans la base de données default: la figure x représente le script de création de la table.



Donc après le lancement de notre script on a dans cette figure x ,notre données sont enregistrée avec succès.

Vérification au niveau de Hive

```
A Blue Dec 16, 2023 · 10:25 PM UTC 2.0 false 0 South America
if some how what i hear from the people of hawaii happen, ill lose faith in this country and the world forever. Easily letting money and greed make malice, having no reg
ard for the lives of others. easily None of this could be true, but this world doesn't make it far fetched

Dec 16, 2023 · 10:24 PM UTC 0.0 false 0 So

uth America

Ne and Mike are working out the future of the world. It's awasome. Dec 16, 2023 · 10:24 PM UTC 0.0 false 0 South America

Use and Mike are working out the future of the world. It's awasome. Dec 16, 2023 · 10:24 PM UTC 0.0 false 0 South America

Use the Norld Behind on @letterboxd: hittps://boxd.tyfsk/dk/D Dec 16, 2023 · 10:22 PM UTC 0.0 false 0 South America

When and Mike are working out the future of the world. It's awasome. Dec 16, 2023 · 10:24 PM UTC 0.0 false 0 South America

Use the Norld Behind on @letterboxd: hittps://boxd.tyfsk/dk/D Dec 16, 2023 · 10:22 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10:19 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10:19 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10:19 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10:19 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10:19 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10:19 PM UTC 0.0 false 0 South America

When a manual prince & the Revolution, "Around the World in a Day" Mucho mejor de lo que recordaba. Dec 16, 2023 · 10
```

Vérification au niveau de Hive :

Pour vérifier que les données ont été correctement stockées dans Hive, accéder à l'interface de Hadoop.On remarque que les données sont un format parquet.

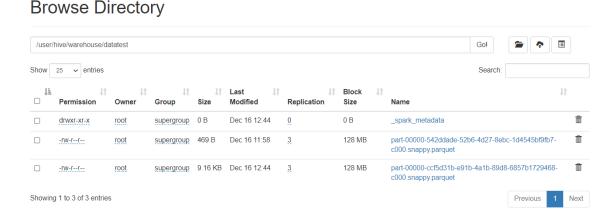


Figure 11:L'ajout des données sur Hive en format parquet

V. Entraînement de modèle avec Spark NLP

Spark NLP est une bibliothèque open-source développée par John Snow Labs, qui fournit des outils avancés pour le traitement du langage naturel (NLP) dans l'écosystème Apache Spark. Il s'agit d'une extension puissante de la plateforme Spark, exploitant les capacités de traitement distribué de Spark pour réaliser des tâches complexes de NLP à grande échelle. Cette bibliothèque offre une combinaison de performances, d'évolutivité et de facilité d'utilisation pour les applications de traitement de texte dans des environnements distribués.

Dans le notebook suivant, nous allons explorer le potentiel de Spark NLP pour l'analyse de sentiment. Nous allons entraîner un modèle permettant de prédire le sentiment associé à des textes, en utilisant les fonctionnalités avancées de Spark NLP. Cela nous permettra de bénéficier de l'efficacité du traitement distribué de Spark pour entraîner des modèles de NLP performants.

Le code qui suit dans le notebook détaille les étapes de configuration de l'environnement Spark, le chargement des données, l'initialisation de Spark NLP, et enfin, l'utilisation d'un modèle préentraîné pour l'analyse de sentiment.

```
| Preparing metadata (setup.py) ... done
| Building wheel for pyspark (setup.py) ... done
| Building wheel for pyspark (setup.py) ... done

| # Not always necessary, but just in case...
| import findspark | findspark | findspark.init()

| CUSTOM_SPARK_SESSION = True | # Common method to create Spark session | from pyspark.sql import SparkSession | if not CUSTOM_SPARK_SESSION:
| spark = SparkSession.builder\| ... mester("local[t]")\| ... appName("Colab")\| ... config("spark.ui.port', '4050")\| ... getOrcreate() | print(f"Spark version: {spark.version}")
```

```
[ ] !pip install -q spark-nlp==4.2.4
                                                                                                                                                                          - 448.4/448.4 kB 2.9 MB/s eta 0:00:00
       [] # Because spark-nlp relies on jars, use this function to load them when creating a session.
                         from pyspark.sql import SparkSession
                        SPARK_JARS = ["com.johnsnowlabs.nlp:spark-nlp_2.12:4.2.4"]
                         def get_spark(master="local[*]", name="Colab"):
                                      builder = SparkSession.builder.appName(name)
                                    builder.config('spark.ui.port', '4080')
builder.config('spark.ui.port', '4080')
builder.config('spark.jars.packages', ",".join(SPARK_JARS))
builder.config("spark.driver.memory", "166")
builder.config("spark.serializer", "org.apache.spark.serializer.KryoSerializer")
builder.config("spark.kryoserializer.buffer.max", "2000M")
builder.config("spark.driver.maxResultSize", "0")
                                      return builder.getOrCreate()
                        if CUSTOM_SPARK_SESSION:
                              spark = get_spark()
print(f"Spark version: {spark.version}")
                        Spark version: 3.5.0
[ ] import sparknlp
                from pyspark.ml import Pipeline
                from sparknlp.pretrained import PretrainedPipeline
from sparknlp.base import *
                from sparknlp.annotator import *
              import pandas as pd
                # This start() is ignored if a Spark session exists.
               # This creates a new spark session if one has not been created previously.
# Additionally, it only loads the jar for spark-nlp, which is a problem if you want to load other jars
                # https://github.com/JohnSnowLabs/spark-nlp/blob/master/src/main/scala/com/johnsnowlabs/nlp/SparkNLP.scala
               spark = sparknlp.start(
              print("Spark NLP version", sparknlp.version())
            print("Apache Spark version:", spark.version)
[\hspace{1em}] \hspace{1em} ! wget \hspace{1em} \hbox{-0 IMDB-Dataset.csv} \hspace{1em} \underline{\hspace{1em} \hspace{1em} \underline{\hspace{1em}} \hspace{1
               data = spark.read.csv("IMDB-Dataset.csv", inferSchema=True, header=True, mode='DROPMALFORMED')
data = data.withColumnRenamed('review', 'text').withColumnRenamed('sentiment', 'sentiment_label')
                                                                                                                 text|sentiment_label|
                    One of the other reviewers ...|
|Basically there's a family ...|
                                                                                                                                                                                 positive|
                                                                                                                                                                                negative
                    | I sure would like to see a ... | positive |
|This show was an amazing, f... | negative |
|Encouraged by the positive ... | negative |
                     |If you like original gut wr...|
                                                                                                                                                                             positive
                    |"Phil the Alien is one of t...|
|I saw this movie when I was...|
                                                                                                                                                                                  negative
                                                                                                                                                                                negative
                      |The cast played Shakespeare...|
                                                                                                                                                                                 negative
                                                                                                                                                                                  positive
                    |This a fantastic movie of t...|
|Kind of drawn in by the ero...|
                                                                                                                                                                                 negative
                      |Some films just simply shou...|
                    |This movie made it into one...|
|I remember this film,it was...|
                                                                                                                                                                                  negative
                                                                                                                                                                                positive
                      |An awful film! It must have...|
                                                                                                                                                                                  negative
                     |After the success of Die Ha...|
                                                                                                                                                                                  positive
                     |What an absolutely stunning...|
                                                                                                                                                                                positive
                      This was the worst movie I ...
                                                                                                                                                                                  negative
                     |The Karen Carpenter Story s...|
                                                                                                                                                                                  positive|
                    |This film tried to be too m...|
                                                                                                                                                                                negative
                   only showing top 20 rows
```

Ce code en Spark NLP définit et exécute un pipeline de traitement du langage naturel (NLP) en utilisant Spark. Voici une explication détaillée de chaque composant du pipeline :

1.DocumentAssembler:

- Cette étape prépare le texte pour le traitement en le convertissant en un objet Document Spark NLP.
 - InputCol: "text" (colonne d'entrée du texte).

- OutputCol: "document" (colonne de sortie contenant le document préparé).

2. Tokenizer:

- Cette étape divise le document en tokens (mots).
- InputCols: ["document"] (colonne d'entrée contenant le document préparé).
- OutputCol:"token" (colonne de sortie contenant les tokens).

3. Normalizer:

- Cette étape normalise les tokens, les préparant pour l'analyse ultérieure.
- InputCols: ["token"] (colonne d'entrée contenant les tokens).
- OutputCol: "normal" (colonne de sortie contenant les tokens normalisés).

4. ViveknSentimentModel:

- C'est un modèle pré-entraîné pour l'analyse de sentiment basé sur l'algorithme Vivekn.
- InputCols: ["document", "normal"] (colonnes d'entrée contenant le document préparé et les tokens normalisés).
- OutputCol: "result_sentiment" (colonne de sortie contenant les résultats de l'analyse de sentiment).

5. Finisher:

- Cette étape finalise les résultats, produisant une colonne de sortie contenant les sentiments sous une forme plus conviviale.
- InputCols : ["result_sentiment"] (colonne d'entrée contenant les résultats de l'analyse de sentiment).
 - OutputCols: "final_sentiment" (colonne de sortie contenant les sentiments finalisés).

Pipeline:

- La pipeline est assemblée en définissant l'ordre des étapes.
- setStages :Les différentes étapes de la pipeline sont spécifiées dans l'ordre.

Fit and Transform:

- La pipeline est ajustée (fit) aux données, puis les données sont transformées (transform) en utilisant le pipeline.

En résumé, ce pipeline effectue une analyse de sentiment sur des données textuelles en utilisant le modèle pré-entraîné Vivekn dans le cadre de Spark NLP. Le résultat final est un DataFrame contenant une colonne de sentiments analysés.

```
[ ] # common text to check
comment = "The movie I watched today was not a good one"
 # https://nlp.johnsnowlabs.com/2021/11/22/sentiment_vivekn_en.html
      document = DocumentAssembler() \
      .setInputCol("text") \
.setOutputCol("document")
      token = Tokenizer() \
      .setInputCols(["document"]) \
.setOutputCol("token")
      normalizer = Normalizer()
      .setInputCols(["token"]) \
.setOutputCol("normal")
      .setInputCols(["document", "norma
.setOutputCol("result_sentiment")
      finisher = Finisher() \
   .setInputCols(["result_sentiment"]) \
   .setOutputCols("final_sentiment")
      pipeline = Pipeline().setStages([document, token, normalizer, vivekn, finisher])
      result = pipelineModel.transform(data)
      result.show(truncate=75)
Approximate size to download 873.6 KB
[OK!]
     only showing top 20 rows
[ ] # apply trained model to text
    example = spark.createDataFrame([[comment]]).toDF("text")
    pipelineModel.transform(example).show(truncate=False)
                                                            |final_sentiment|
     |The movie I watched today was not a good one|[negative]
```

VI. Visualisation des Résultats avec Tableau

La visualisation des résultats avec Tableau nécessite que les données collectées soient stockées dans un format compatible avec Tableau, tel que dans une base de données Hive. Assurez-vous d'avoir suivi les étapes précédentes concernant l'installation de de Tableau Desktop et le pilote Hive Tableau Connector.

Connexion à Hive depuis Tableau :

Après l'installation du pilote, configurez-le en fournissant les détails de connexion à votre cluster Hive, tels que l'adresse du serveur Hive, le port, le nom d'utilisateur, le mot de passe, etc.

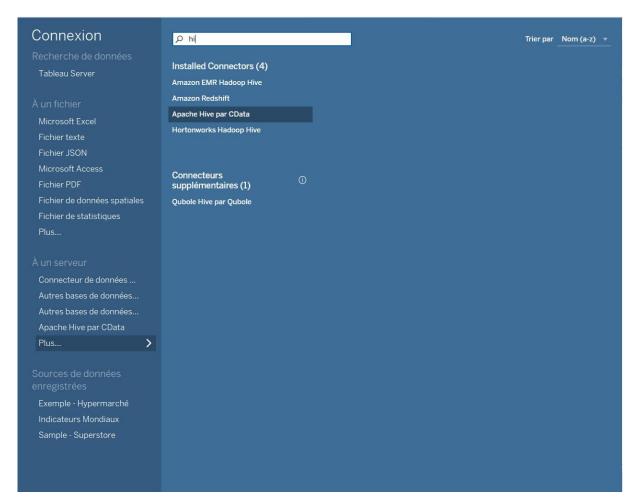


Figure 12:Connexion aux cluster Hive

Dans Tableau Desktop, sous l'onglet "Connexion a un serveur", choisissez "Apache Hive par CDATA" comme type de connexion.

Sélectionnez le pilote pour Hive que vous avez installé.

Entrez les informations de connexion nécessaires, telles que le nom du serveur Hive, le port, le nom d'utilisateur et le mot de passe.

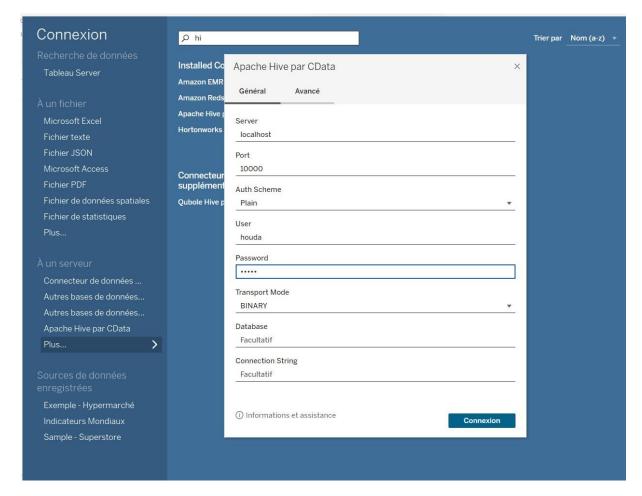


Figure 13:Etablissement de la connexion entre Hive et Tableau

En fonction du pilote que vous utilisez, il peut y avoir des options supplémentaires à configurer. Consultez la documentation du pilote pour plus de détails.

Après avoir configuré les paramètres de connexion, cliquez sur le bouton "Connecter" pour établir la connexion entre Tableau et Hive.

Note : Par défaut, aucun utilisateur n'est configuré sur Hive. Vous devez définir ici un utilisateur et un mot de passe que vous utiliserez à chaque fois que vous établirez la connexion.

Sélectionner la Table ou la Vue Hive :

Une fois connecté, vous pourrez voir les bases de données Hive disponibles. Sélectionnez la base de données, puis choisissez la table ou la vue Hive que vous souhaitez analyser dans Tableau.

Voici comment vous pouvez visualiser les données dans Tableau après avoir suivi les étapes du projet.

Importation des Données

- Connecter vous à nouveau à Hive si nécessaire
- Une fois connecté à Hive, vous verrez les bases de données disponibles.

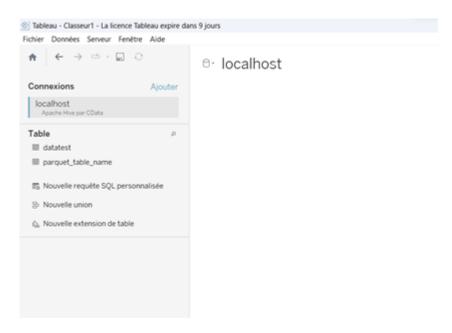


Figure 14:List des Tables

- Sélectionnez la base de données où vous avez stocké les données scrapées.
- Choisissez la table ou la vue qui contient les données scrapées.

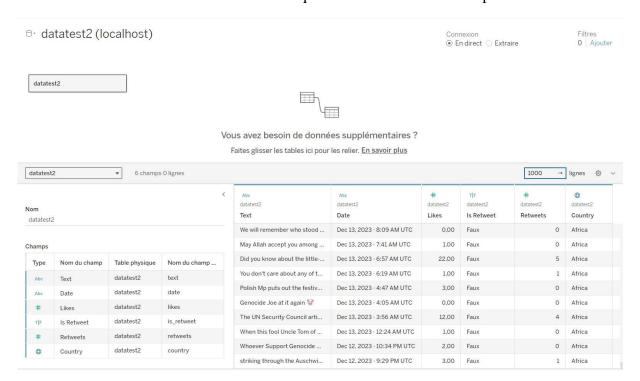


Figure 15:Importation des données de Hive sur tableau

Création des Visualisations

Allez dans l'onglet "Feuille" pour commencer à créer vos visualisations.

Sur la gauche, vous verrez une liste de dimensions et de mesures (valeurs numériques). Faites glisser les dimensions et les mesures souhaitées vers les étagères "Colonnes" et "Lignes".

En fonction des données que vous avez, choisissez le type de visualisation adapté. Par exemple, utilisez un diagramme linéaire pour suivre une tendance temporelle, ou une carte pour afficher des données géographiques.

Ajoutez des filtres pour permettre aux utilisateurs de sélectionner des plages de dates, des villes ou d'autres critères spécifiques.

La figure 16 représente graphiquement le nombre de likes et de retweets reçus par pays pour un tweet, utilisant une visualisation en barres pour rendre les données facilement interprétables. Sur l'axe horizontal des X, chaque barre correspond à un pays particulier, disposée selon l'ordre décroissant ou croissant du nombre total de likes et retweets combinés. L'axe vertical des Y quantifie ces interactions, divisant chaque barre en deux sections distinctes : une pour les likes, indiquée en bleu, et une pour les retweets, indiquée en orange. Cette présentation visuelle permet une comparaison rapide de l'engagement dans différents pays, offrant une perspective claire sur les performances du tweet et mettant en évidence les variations significatives d'interaction sur les réseaux sociaux.

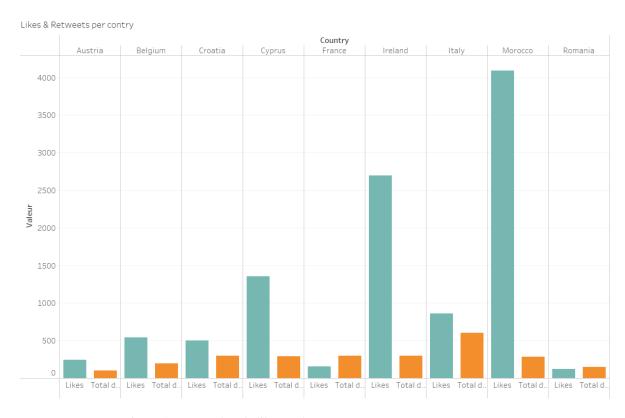


Figure 16:Le nombre de likes et de retweets reçus par pays pour un tweet

Ce graphique représente un graphique à barres inversé utilisé pour illustrer le nombre de tweets dans chaque pays. Les noms des pays sont disposés le long de l'axe des Y (vertical), tandis que le nombre de tweets est représenté sur l'axe des X (horizontal). Chaque barre horizontale correspond à un pays spécifique, et la longueur de chaque barre indique le nombre de tweets émis depuis ce pays. Les barres sont alignées côte à côte le long de l'axe des X. Cette configuration permet une comparaison visuelle rapide du nombre de tweets entre différents

pays, mettant en évidence les variations d'activité sur les réseaux sociaux dans une perspective horizontale.

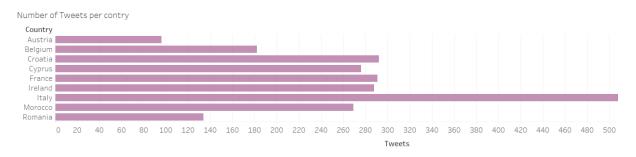


Figure 17:Le nombre de tweets dans chaque pays

La figure 18 illustre la distribution géographique des tweets dans le monde à l'aide d'une carte mondiale. Chaque pays est distingué par des nuances de couleur ou des intensités de teinte, offrant une visualisation claire du volume relatif de tweets émis depuis chaque région.

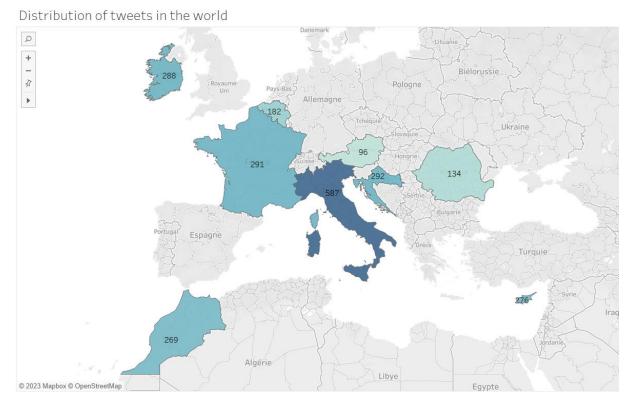


Figure 18:Distribution des tweets dans le monde

La figure 19 offre une vue d'ensemble d'un tableau de bord regroupant une variété de visualisations que nous avons élaborées. Ce tableau de bord englobe différentes représentations graphiques destinées à fournir une analyse approfondie des données.

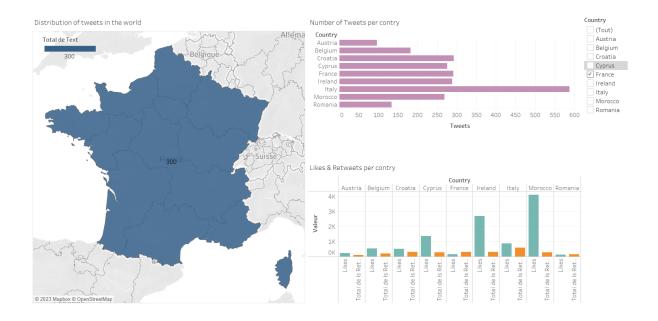


Figure 19: Tableau de bord

VII. Orchestration avec Apache Airflow

Airflow est une plateforme qui vous permet de créer et d'exécuter des flux de travail. Un flux de travail est représenté sous la forme d'un DAG (un graphe acyclique dirigé) et contient des éléments de travail individuels appelés Tâches, organisés avec des dépendances et des flux de données pris en compte.

Un DAG spécifie les dépendances entre les tâches et l'ordre dans lequel les exécuter et exécuter les nouvelles tentatives.

Les tâches elles-mêmes décrivent ce qu'il faut faire, qu'il s'agisse de récupérer des données, d'exécuter une analyse, de déclencher d'autres systèmes, ou plus encore.

Interface utilisateur

Airflow est livré avec une interface utilisateur qui vous permet de voir ce que font les DAG et leurs tâches, de déclencher des exécutions de DAG, d'afficher les journaux et d'effectuer un débogage et une résolution limités des problèmes avec vos DAG.

Pour se connecter à l'interface utilisez les identifiants suivants :

-Nom d'utilisateur : admin

-Mot de passe : admin

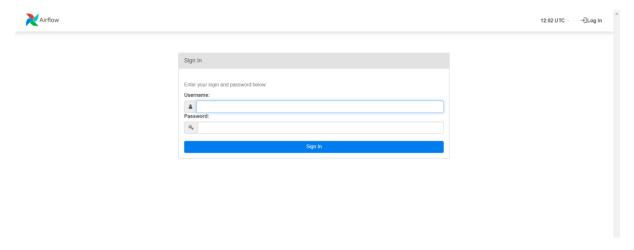


Figure 20:Connexion à l'interface utilisater

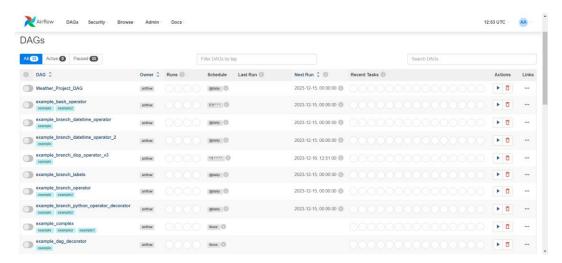


Figure 21:Interface utilisateur de Airflow

Création et exécution du dag

- Utilisez votre éditeur de code préféré (comme VSCode, PyCharm, etc.).
- Créez un nouveau dossier appelé "dags" à l'emplacement où vous souhaitez stocker vos DAGs.
- À l'intérieur du dossier "dags", créez un fichier Python pour votre DAG, par exemple, "dag.py".
- Dans ce fichier, écrivez le code décrivant les différentes étapes du processus. Vous trouverez le code dans le fichier dag.py dans le dossier du projet, copier et coller le code dans votre fichier et faites les installations nécessaires.
- Faites toutes les installations de packages nécessaires avec pip ou si vous utiliser PyCharm à partir de l'interpréteur.
- Dans le code du dag modifier les adresses des notebooks selon les id

Ce DAG (Directed Acyclic Graph) créé dans Apache Airflow orchestre le traitement périodique de données Twitter en utilisant deux notebooks Zeppelin.

Les fonctions `execute_zeppelin_notebook_1` et `execute_zeppelin_notebook_2` sont définies pour exécuter respectivement les notebooks Zeppelin associés via des requêtes

POST à leurs URL d'API. Les opérateurs Python `kafka_stream` et `spark_stream` sont ajoutés au DAG pour appeler ces fonctions. Le DAG, nommé 'Twitter_Project_DAG1', est planifié pour s'exécuter toutes les 5 secondes, garantissant un traitement fréquent des données Twitter. De plus, il est configuré pour n'autoriser qu'une seule exécution active à la fois, assurant ainsi l'intégrité du flux de traitement. La tâche `kafka_stream` est définie pour être exécutée en premier, suivie de la tâche `spark_stream`, assurant ainsi un ordre d'exécution cohérent. Ce DAG offre une structure robuste pour automatiser le processus de récupération et de traitement des données Twitter à l'aide de notebooks Zeppelin dans un environnement Airflow.

```
A-big-data-architecture-for-Social-network--based-event-tracking-and-monitoring > dags > 🤣 dag.py
     from datetime import timedelta
      from airflow import DAG
      from airflow.utils.dates import days_ago
      from airflow.operators.python import PythonOperator
      import requests
      def execute_zeppelin_notebook_1(**kwargs):
         zeppelin_api_url = 'http://localhost:8082/api/notebook/job/2JHG36R93'
         response = requests.post(zeppelin_api_url)
          if response.status_code == 200:
              print("Zeppelin notebook executed successfully 1.")
          print(f"Failed to execute Zeppelin notebook 1. Status code: {response.status_code}")
print(response.text)
      def execute_zeppelin_notebook_2(**kwargs):
          zeppelin_api_url = 'http://localhost:8082/api/notebook/job/2JHBW3XEZ'
          response = requests.post(zeppelin_api_url)
           if response.status_code == 200:
```

```
dag.py
A-big-data-architecture-for-Social-network--based-event-tracking-and-monitoring > dags > ♠ dag.py 32 | print("Zeppelin notebook executed successfully 2.")
               print(f"Failed to execute Zeppelin notebook 2. Status code: {response.status_code}")
      default_args = {
   'owner': 'airflow',
            'start_date': days_ago(1),
           'retries': 1,
'retry_delay': timedelta(minutes=5),
       dag = DAG(
           default_args=default_args,
           description='An Airflow DAG to fetch Twitter data and update the Hive Data', schedule_interval='*/5 * * * * * *', # Run every 3 hours
max_active_runs=1, # Ensure only one run at a time
           catchup=False, # Do not run backfill for the intervals between start_date and the current date
       with dag:
           kafka_stream = PythonOperator(
               task_id='kafka_stream',
python_callable=execute_zeppelin_notebook_1,
dag.py
 A-big-data-architecture-for-Social-network--based-event-tracking-and-monitoring > dags > 🏺 dag.py
               description='An Airflow DAG to fetch Twitter data and update the Hive Data',
               schedule_interval='*/5 * * * * * *', # Run every 3 hours
max_active_runs=1, # Ensure only one run at a time
               catchup=False, # Do not run backfill for the intervals between start_date and the current date
         with dag:
               kafka_stream = PythonOperator(
                    task_id='kafka_stream',
                    python_callable=execute_zeppelin_notebook_1,
                    provide_context=True, # Pass the context to the Python function
               spark_stream = PythonOperator(
                    task_id='spark_stream',
                    python_callable=execute_zeppelin_notebook_2,
                    provide_context=True, # Pass the context to the Python function
               kafka stream >> spark stream
```

Figure 22:Code du dag du projet

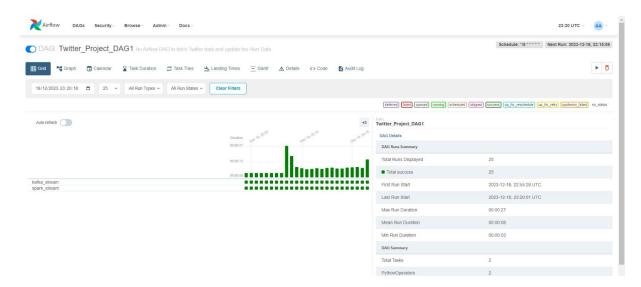


Figure 23: Visualisation de l'exécution du dag créer

Si vous avez planifié le processus de collecte, de traitement et de stockage des données à intervalles réguliers avec Apache Airflow, vous pouvez configurer Tableau pour actualiser automatiquement les données à partir de Hive.