Manipulation de données et algorithme de pathfinding multi-modal - Nerumir Sommaire

•	Introductionp. 1	
•	Collecte des données initialesp. 1	
•	Traitement et structuration des données brutes	р.
•	Stockage des données structuréesp. 10	
•	Algorithme de pathfinding initial	
0	Algorithme de pathfinding pour les transports en commun	
	Création de l'algorithmep. 20	
	Optimisation de l'algorithmep. 25	
	Optimisation d'utilisation	
	Optimisation de conception	
•	Génération de notre dataset	
•	Nettoyage des donnéesp. 29	
•	Visualisation des donnéesp. 31	
	Conclusion n. 35	

Introduction

L'objet de ce projet sera d'analyser un très grand nombre de données autour des transports en commun. J'ai de travailler sur les arrêts de bus avec comme ambition :

- Récolter le plus d'informations possibles sur les arrêts de bus existants en France.
- Analyser, structurer et stocker toutes données dans une base de données NoSQL.
- Créer un algorithme de pathfinding afin de faire de la génération de données à partir des données stockées.
- Visualiser et interpréter les données collectées et les données générées.

Collecte des données initiales

Dans un premier temps, il faut collecter beaucoup de données. Mon but étant d'obtenir des informations sur les arrêts de bus en France, j'imagine que cela concerne un nombre assez conséquent d'arrêts. Pour la ressource, mon choix s'est porté sur le site du gouvernement : https://transport.data.gouv.fr . Après une rapide consultation du site internet, j'en ai déduis que je voulais récupérer toutes les données GeoJSON des ressources présentent lors d'une recherche avec le mot clé "agrégat". Voici mon scraper :

```
import requests
from bs4 import BeautifulSoup
from urllib.parse import urljoin
from urllib.parse import urlparse
import os
import zipfile

# Fonction qui permet de vérifier si un fichier est un fichier zip (pas besoin de l'extension)

def is_zip_file(file_path):
    try:
        with zipfile.ZipFile(file_path) as_:
        return True
    except zipfile.BadZipFile:
        return False

# Créer le dossier ou l'on va tout stocker
if not os.path.exists('data'):
```

```
os.makedirs('data')
# Récupération des URL de pages où se trouvent les liens de téléchargement
url = 'https://transport.data.gouv.fr/datasets?q=agr%C3%A9gat'
response = requests.get(url)
soup = BeautifulSoup(response.content, 'html.parser')
links = [title.select_one('a')['href'] for title in soup.find_all(class_='dataset__title')]
absolute_links = [urljoin(response.url, uri) for uri in links]
# On va sur chaque lien pour lister et récupérer les ressources afin de les télécharger et les décompresser dans des dossiers
for link in absolute_links:
 print("Collecting on : "+urlparse(link).path)
  # Créer le dossier
  nom_dossier = link.split('/')[-1]
 if not os.path.exists('data/'+nom_dossier):
    os.makedirs('data/'+nom_dossier)
  page_dir = 'data/'+nom_dossier
  # Récupération des ressources
  response = requests.get(link)
  soup = BeautifulSoup(response.content, 'html.parser')
  resources = soup.select('.ressources-list > .resource')
  # On boucle sur les ressources pour les télécharger et les décompresser
  for resource in resources:
    # Création du dossier
    nom_dossier = resource.select_one('h4').text
    if not os.path.exists(page_dir+'/'+nom_dossier):
      os.makedirs(page_dir+'/'+nom_dossier)
    # Récupération du lien de téléchargement
    download_link = resource.select_one('.download-button')['href']
    # Télécharger le fichier zip depuis l'URL
    response = requests.get(download_link)
    if response.status_code == 200:
      with open(page_dir+'/'+nom_dossier+'/'+download_link.split('/')[-1], 'wb') as file:
         file.write(response.content)
         print(f"Fichier {download_link.split('/')[-1]} téléchargé avec succès !")
      zip = page_dir+'/'+nom_dossier+'/'+download_link.split('/')[-1]
      # Décompression du fichier zip
      if(is_zip_file(zip)):
         with zipfile.ZipFile(zip, 'r') as zip_ref:
           zip_ref.extractall(os.path.dirname(zip))
           print("Le fichier zip a été décompressé avec succès.")
      # Suppression du fichier zip
      os.remove(zip)
      print("Le fichier zip a été supprimé avec succès.")
```

(i) Fonction du script

Le script récupère le lien des pages de chaque ressource. Page sur laquelle sont présents les liens de téléchargement des fichiers GeoJSON zippés. Je récupère ensuite tous ces liens de téléchargement et je ramène les ressources sous la forme de fichier ZIP sur mon ordinateur. Je décompresse ensuite le contenu.

J'obtiens toute une architecture de plusieurs fichiers texte, cependant en les ouvrant, ils semblent être des fichiers CSV . Je vais donc changer leur extension :

```
#!/bin/bash

# Renommer les fichiers .txt en .csv de manière récursive

find data -type f -name "*.txt" | while read file; do

mv "$file" "${file%.*}.csv"

done
```

En m'intéressant de plus près à ces fichiers CSV, je commence à bien comprendre leur structure et je sais qu'il y a 3 fichiers qui m'intéressent et dont je vais recouper les données, pour chacun des dossiers décompressés : stops.csv, stop_times.csv et trips.csv. Je créé alors un petit script bash pour compter le nombre d'arrêts mais aussi le nombre de passages à ces arrêts, histoire d'avoir une idée de la taille de mes données récoltées :

```
#!/bin/bash

# Compter le nombre total de lignes dans les fichiers CSV

total_lines=0

find data -type f -name "stops.csv" | while read file; do

lines=$(wc -l < "$file")

total_lines=$((total_lines + lines))

echo $total_lines

done

total_lines=0

find data -type f -name "stop_times.csv" | while read file; do

lines=$(wc -l < "$file")

total_lines=$((total_lines + lines))

echo $total_lines=$((total_lines + lines))

echo $total_lines

done
```

i Taille des données

Je me rends alors compte qu'il y a un peu plus de 62 millions de passages sur un total de plus de 300 000 arrêts. Nous sommes face à une quantité de données assez conséquente. L'utilisation de Spark pour analyser, traiter et restructurer ces données est alors totalement justifiée et cohérente.

Traitement et structuration des données brutes

Comme nous l'avons vu précédemment, nous avons besoin de traiter une importante quantité de données. Pour simuler un environnement réel s'agissant d'une infrastructure de plusieurs machines, j'ai installé Spark sur deux containers afin de faire du calcul distribué. Voici le script d'installation que j'ai été amené à créer pour la mise en place de Spark sur une machine maître qui gère deux esclaves (une autre machine, et elle même):

```
# Créer les images docker (portforwarding 8080 et 7077 pour l'interface web des workers et l'accès pour le pyspark)
docker run -it -d -p 8080:8080 -p 7077:7077 --name maitre --hostname maitre debian:latest
docker run -d --name esclave --hostname esclave debian:latest

#Sur la machine maître et les esclaves installer Spark+Hadoop:

apt update
#Télécharger Spark
apt install wget net-tools curl vim iproute2 iputils-ping ssh locate -y
cd /root
wget https://dlcdn.apache.org/spark/spark-3.5.1/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13.tgz
#Installer Java
```

```
apt install -y default-jre
apt install -y default-jdk
#Installer Spark
tar vxf spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13.tgz
cp -r spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13 /usr/local
#Sur le maître :
#Ajouter les PATH nécessaires
export PATH="$PATH:/usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/bin"
export PATH="$PATH:/usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/sbin"
export SPARK_EXECUTOR_MEMORY=10g
#Vérifier que l'installation s'est bien déroulée
spark-shell
curl localhost:4040
#Sur toutes les machines, setup SSH:
#Autoriser l'accès root dans la config ssh
vim /etc/ssh/sshd_config # Ajouter "PermitRootLogin yes" et "PasswordAuthentication yes" et "PubkeyAuthentication yes"
service ssh restart
#Choisir un mot de passe pour le compte root afin de se connecter en SSH
passwd root
#Générer une clé RSA et autoriser les connexions sans password (Spark en a besoin)
ssh-keygen -o -a 100 -t ed25519 -f ~/.ssh/id_ed25519
ssh-copy-id root@<IP_MACHINE_CIBLE>
#Sur toutes les machines :
locate spark-env.sh #Localiser les différents fichiers qu'on doit modifier
cp /usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/conf/spark-env.sh.template /usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/conf/spark-env.sh
vim /usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/conf/spark-env.sh #Ajouter export SPARK_MASTER_HOST="IP DU MAITRE"
cp /usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/conf/workers.template /usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/conf/workers
vim /usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/conf/workers #Ajouter les IP des workers donc l'esclave et le maître
#Sur la machine maître on démarre le cluster et on le teste avec un petit pyspark bidon :
/usr/local/spark-3.5.1-bin-hadoop3-scala2.13/sbin/start-all.sh # On se rend sur le port 8080 en web pour voir que l'on a accès à l'interface et que notre worker
est bien présent
apt install python3 python3-venv
cd /root
mkdir scripts
cd scripts
python3 -m venv venv
source venv/bin/activate
pip install pyspark
vim test.py #Y coller le script de test
python test.py
# Transverser tout mon environnement pyspark
docker cp . maitre:/root/scripts/host
```

On pourrait installer Hadoop pour utiliser HDFS si on avait besoin de stocker les données sur le long terme. Cependant, nous allons utiliser Spark pour charger les données une seule fois afin de les restructurer de manière distribuée sur nos workers pour ensuite les transférer dans mongodb. Ainsi, nous n'avons nullement besoin de la technologie de stockage HDFS. Spark pre-build for Hadoop permet cependant une intégration facile avec Hadoop au cas où nous en aurions besoin.



```
# Voici un code Python utilisant PySpark pour vérifier que le cluster Spark fonctionne correctement :

from pyspark.sql import SparkSession

# Créer une session Spark

spark = SparkSession.builder \
.appName("Test Cluster Spark + Hadoop") \
.master("spark://172.17.0.2:7077") \
.getOrCreate()

# Vérifier le fonctionnement en créant un DataFrame simple
data = [("Ava", 20), ("Nerumir", 25), ("Assistant", 30)]
df = spark.createDataFrame(data, ["Name", "Age"])

# Afficher le DataFrame
df.show()

# Arrêter la session Spark
spark.stop()
```

PySpark va utiliser le service qui tourne sur le port 7077 qui est celui du cluster :

```
root@maitre:~# netstat -lp
Active Internet connections (only servers)
Proto Recv-Q Send-Q Local Address
                                            Foreign Address
                                                                     State
                                                                                 PID/Program name
                                                                                 6994/sshd: /usr/sb
          A
                  0 0.0.0.0:22
                                            0.0.0.0:*
                                                                     LISTEN
                                                                                 6994/sshd: /usr/sb
tcp6
                  0 [::]:22
tcp6
                  0 [::]:8080
                                                                                 7082/java
                 0 172.17.0.2:7077
                                                                     LISTEN
                                                                                 7082/java
tcp6
```

Nous voulons utiliser PySpark pour structurer les données de la manière la plus maline pour notre besoin, voici le choix qui a été fait :

Voici le script qui nous avons créé pour remplir cet objectif :

```
from pyspark.sql import SparkSession
from pyspark.sql.functions import collect_list, struct
from pyspark.sql.window import Window
from pyspark.sql.functions import lag, lead
import os
def recup_doss(dossier):
  tab = os.listdir(dossier)
  res = []
  for i in range(len(tab)):
    if (os.path.isdir(dossier + "/" + tab[i])):
       res.append(tab[i])
  return(res)
def navig_rec(dossier,res,visited):
  subs = recup_doss(dossier)
  for i in range(len(subs)):
    res.append(dossier + "/" + subs[i])
    if ((dossier + "/" + subs[i]) not in visited):
      visited.append(dossier + "/" + subs[i])
      res = navig_rec(dossier + "/" + subs[i],res,visited)
  return(res)
def csv_groups(dossier):
  folders = navig_rec(dossier,[],[])
  res = []
  for folder in folders:
    if os.path.isfile(folder+'/stop_times.csv'):
      res.append(folder)
  return res
def compute_jsons(dossier):
  # Créer une session Spark
  spark = SparkSession.builder \
    .appName("Réunir nos CSV dans un unique JSON") \
    .master("spark://172.17.0.2:7077") \
```

```
.getOrCreate()
    for folder in csv_groups('data'):
        if(os.path.isfile(folder+'/stops.csv') \ and \ os.path.isfile(folder+'/stop_times.csv') \ and \ os.path.isfile(folder+'/trips.csv')):
            # Liste des arrêts
            df_stops = spark.read.option("header", "true").csv(folder+'/stops.csv')
            # Liste des horaires des arrêts pour les différentes lignes
            # Déjà trié par trip_id puis arrival_time, donc c'est parfait pour nous.
            df_stop_times = spark.read.option("header", "true").csv(folder+'/stop_times.csv')
            # Lister les différentes lignes, on va y récupérer la direction.
            df_trips = spark.read.option("header", "true").csv(folder+'/trips.csv')
            # Définir la fenêtre de partition par trip_id et trié par arrival_time
            windowSpec = Window.partitionBy("trip_id").orderBy("arrival_time")
            # Ajouter les colonnes previous_stop et next_stop à notre df
            df\_stop\_times = df\_stop\_times.withColumn("previous\_stop", lag("stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop", lead("stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop\_id", 1).over(windowSpec)).withColumn("next\_stop\_id", 1).over(windowSpec)).wi
1).over(windowSpec))
            # Ajouter la colonne direction à notre df
            combined_df = df_stop_times.join(df_trips, df_stop_times["trip_id"] == df_trips["trip_id"], "inner")
            df_stop_times = combined_df.select(
        df_stop_times["trip_id"],
        df_stop_times["arrival_time"],
        df_stop_times["departure_time"],
        df_stop_times["stop_id"],
        df_stop_times["previous_stop"],
        df_stop_times["next_stop"],
        df_trips["direction_id"]
            df_stop_times = df_stop_times.withColumnRenamed("direction_id", "direction")
            # Sélectionner les colonnes nécessaires dans les tables
            df_stops_data = df_stops.select("stop_id", "stop_name", "stop_lon", "stop_lat")
            df\_stop\_times\_data = df\_stop\_times.select("stop\_id", "arrival\_time", "direction", "next\_stop", "previous\_stop")
            # Joindre les données des deux tables sur stop_id
            combined_data = df_stops_data.join(df_stop_times_data, "stop_id", "inner")
            # Regrouper les données par stop_id et collecter les valeurs dans une colonne
            grouped_data = combined_data.groupBy("stop_id", "stop_name", "stop_lon", "stop_lat") \
                                        .agg(collect_list(struct("arrival_time", "direction", "next_stop", "previous_stop")).alias("times"))
            # Convertir les données regroupées en format JSON et afficher le résultat
            json_data = grouped_data.toJSON().collect()
            # Ajout de des stops en JSON dans le fichier de sortie
            with open(output_file_path, 'a') as file:
                for line in json_data:
                   file.write("\n" + line)
                   file.write(",")
    spark.stop()
#Chemin pour sauvegarder en fichier JSON
output_file_path = "formatted.json"
```

```
# Initialisation du JSON dans le fichier de sortie

with open(output_file_path, 'w') as file:
    file.write("[")

compute_jsons('data')

# Fermeture du JSON dans le fichier de sortie

with open(output_file_path, 'rb+') as file:
    file.seek(-1, os.SEEK_END) # Positionner le curseur sur l'avant-dernier caractère

last_char = file.read(1).decode() # Lire le dernier caractère

if last_char == ",":
    file.truncate() # Supprimer le dernier caractère s'il s'agit d'une virgule

with open(output_file_path, 'a') as file:
    file.write("]")
```

Obtenir les arrêts suivants et précédents

Pour obtenir les next_stop et previous_stop, j'ai groupé mes données temporairement par trip_id et puis j'ai trié cela par arrival_time, ce qui fait que les arrêts précédents et suivants dans le dataframe sont l'élément précédent et suivant. Le tri ayant lieu qu'une seule fois par dataframe, cela sauvegarde un temps considérable de parcours de la table. C'est une recherche par indexation manuelle. (Et oui voilà un exemple original d'utilisation d'indexation autre que la recherche dichotomique!)

J'ai rencontré un bug lorsque j'ai exécuté le script sur le service Spark . PySpark installe également sa propre version de Spark dont il se sert en tant que client pour exécuter ses scripts python . Ainsi, il faut s'assurer que la version de Spark qu'il installe soit compatible avec celle du serveur. En effet, PySpark utilisait Scala 2.12 et le cluster Spark utilisait Scala 2.13:

```
at java.base/java.util.concurrent.ThreadPoolExecutor$Worker.run(ThreadPoolExecutor.java:63

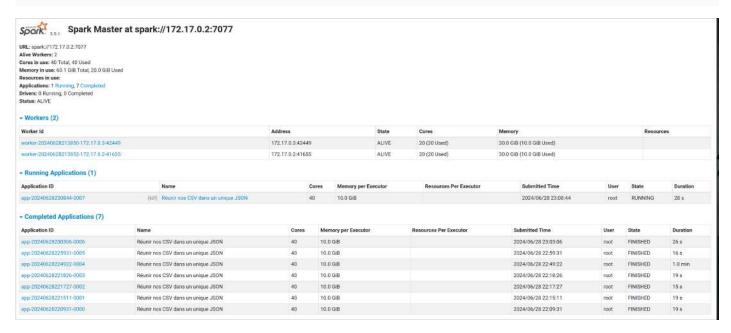
at java.base/java.lang.Thread.run(Thread.java:840)

Caused by: java.lang.RuntimeException: java.io.InvalidClassException: org.apache.spark.rpc.netty.R
pcEndpointVerifier$CheckExistence; local class incompatible: stream classdesc serialVersionUID = 7
789290765573734431, local class serialVersionUID = 5378738997755484868

at java.base/java.io.ObjectStreamClass.initNonProxy(ObjectStreamClass.java:597)
at java.base/java.io.ObjectInputStream.readNonProxyDesc(ObjectInputStream.java:2051)
```

On exécute alors notre script Python avec le Spark du cluster directement :

spark-submit --master local csv_to_json.py



Le programme plantait à cause des noms de dossier avec les accents et les espaces. On y remédie en renommant les dossiers :

```
#!/bin/bash
# Fonction récursive pour renommer les dossiers
rename_folders() {
  local dir="$1"
  local count=1
  # Parcours de tous les dossiers dans le répertoire spécifié
  for folder in "$dir"/*/; do
    if [ -d "$folder" ]; then
      # Renommer le dossier avec un numéro
      new_name="$dir/$count"
      mv "$folder" "$new_name"
      echo "Renommé: $folder en $new_name"
      ((count++))
      # Appel récursif sur chaque sous-dossier
      rename_folders "$new_name"
    fi
  done
# Appeler la fonction pour démarrer le processus de renommage
rename_folders "data"
```

```
ARRET_12_technique_T_20240623T230000Z.xml
|-- agency.csv
|-- calendar.csv
|-- calendar_dates.csv
 -- stop_times.csv
|-- stops.csv
|-- transfers.csv
|-- agency.csv
|-- calendar_dates.csv
|-- routes.csv
|-- shapes.csv
- stops.csv
|-- transfers.csv
    trips.csv
 -- agency.csv
-- calendar_dates.csv
 -- feed_info.csv
|-- routes.csv
|-- shapes.csv
|-- stop_times.csv
|-- transfers.csv
    trips.csv
- calendar.csv
 - routes.csv
```

Lancer le script PySpark fût ensuite un succès, nous avons bien tous nos fichiers json structurés comme nous voulions :



Stockage des données structurées

Nous souhaitons maintenant stocker ces données. L'objectif étant de pouvoir les récupérer de manière optimisée. MongoDB possède un algorithme d'indexation par position géographique, nous allons donc l'utiliser.

Installons maintenant mongodb sous docker et de même pour mongo-express :

Installation du container mongodb et mongo-express

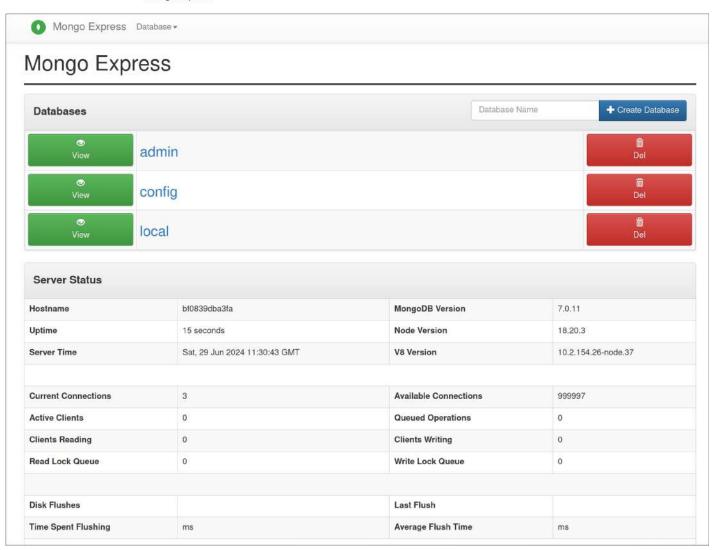
docker network create mongo-network

docker run -it -d -p 27017:27017 -e MONGO_INITDB_ROOT_USERNAME=admin -e MONGO_INITDB_ROOT_PASSWORD=password --network mongo-network -name mongo mongo

docker run -d -p 8081:8081 -e ME_CONFIG_BASICAUTH_USERNAME=admin -e ME_CONFIG_BASICAUTH_PASSWORD=password -e

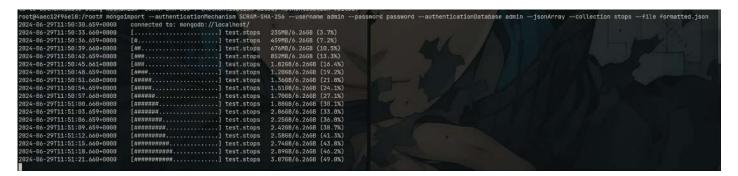
ME_CONFIG_MONGODB_SERVER=mongo -e ME_CONFIG_MONGODB_ADMINUSERNAME=admin -e ME_CONFIG_MONGODB_ADMINPASSWORD=password -network mongo-network --name mongo-express mongo-express

Nous voilà sur l'interface de mongo-express :

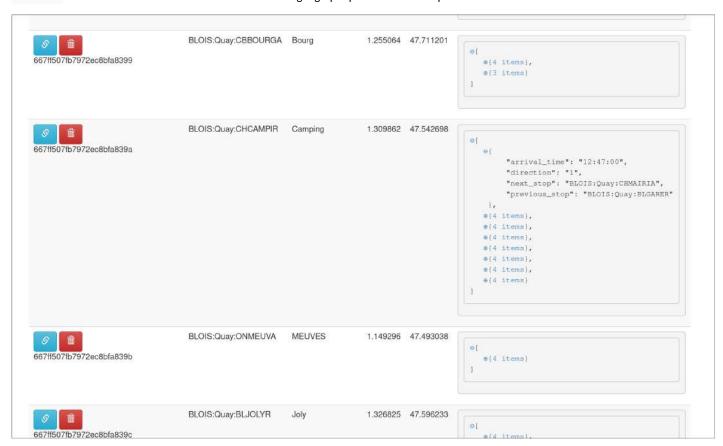


Créons une collection appelée stops et important notre JSON généré avec PySpark pour remplir la collection des arrêts. La création de la collection a pu se faire sur mongo-express , mais pas l'importation du json pour une raison obscure. On passe donc par le container mongo directement :

docker cp formatted.json mongo:/root/
docker exec -it mongo bash
cd /root
mongoimport --authenticationMechanism SCRAM-SHA-256 --username admin --password password --authenticationDatabase admin --jsonArray --collection
stops --file formatted.json



L'importation a été effectuée avec succès et nous avons nos éléments comme nous le souhaitons. Au final, nous avons plus de 300 000 arrêts et 62 millions d'horaires. L'utilisation d'une bonne indexation géographique sur une zone optimisée sera alors crucial :



Appliquons maintenant un index 2dsphere sur la clé stop_lon et stop_lat en créant d'abord notre champ geo et ensuite notre index :

```
mongosh
use admin
db.auth("admin", "password")
use test
db.stops.updateMany({},[{$set:{"location":{"type":"Point","coordinates":[{$toDouble:"$stop_lon"},{$toDouble:"$stop_lat"}]}}}))
db.stops.createIndex({ "location": "2dsphere" })
```

Optimisation

Cela va nous faire gagner un temps considérable. En effet, nous avons plus de 300 000 arrêts. Nous détaillerons tout cela un peu plus tard.

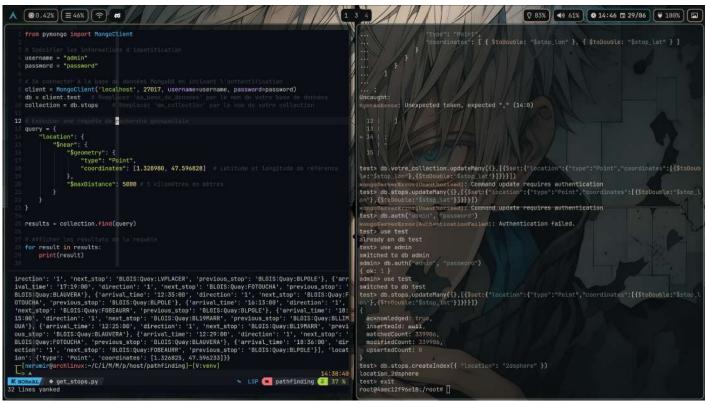
```
test> use admin
switched to db admin
admin> db.auth("admin", "password")
{ ok: 1 }
admin> use test
switched to db test
test> db.stops.updateMany({},[{$set:{"location":{"type":"Point","coordinates":[{$toDouble:"$stop_lon"},{$toDouble:"$stop_lat"}]}}}])
{
acknowledged: true,
insertedId: null,
matchedCount: 339906,
modifiedCount: 339986,
upsertedCount: 0
}
test> db.stops.createIndex({ "location": "2dsphere" })
location_2dsphere
test> ■
```

On peut vérifier sur mongo-express que le champ a été ajouté avec succès, de même pour l'index :

Indexes						
Name	Columns	Size	Attributes	Actions		
id	_id ASC	3.88 MB		d DEL		
location_2dsphere	location DSC	4.65 MB	2dsphereIndexVersion: 3	m DEL		

On peut désormais récupérer de manière optimisée tous les arrêts dans un rayon en kilomètres autour d'une point géographie :

```
from pymongo import MongoClient
# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
password = "password"
# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
collection = db.stops
# Exécuter une requête de recherche géospatiale
query = {
  "location": {
    "$near": {
      "$geometry": {
        "type": "Point",
         "coordinates": [1.328980, 47.596828] # Latitude et longitude de référence
      },
      "$maxDistance": 5000 # 5 kilomètres
results = collection.find(query)
# Afficher les résultats de la requête
for result in results:
  print(result)
# Fermer la connexion à la base de données
client.close()
```



Avant de passer à l'étape suivante, il est bien d'avouer que malgré le fait que les données fût d'un très bon état et sans erreur de format, je suis passé à côté d'horaires qui vont au delà de 24 heures. Je ne m'en suis rendu compte que trop tard, donc je fais le nettoyage sur MongoDB directement :

Algorithme de pathfinding initial

On va maintenant créer un algorithme de pathfinding pour calculer le chemin le plus court en tenant compte de ces arrêts pour aller d'un point A à un point B en combinant la marche à pied et le transport en commun. Notons que pour les portions exclusivement à pied ainsi que l'estimation en voiture, nous allons utiliser un algorithme déjà connu qui s'appelle Dijkstra. Nous sommes cependant obligé d'inventer notre propre algorithme de pathfinding pour prendre en compte les transports en commun. Afin d'observer les différences entre l'utilisation de la voiture et des transports en commun, nous voulons générer une quantité assez importantes de données sous cette forme là :

```
[
     {
          'depart': {
               'type': 'Point',
               'coordinates': [
                    1.45,
                    47.3
          },
          'destination': {
               'type': 'Point',
               'coordinates': [
                    1.67.
                    47.6
          'time_car': '280',
          'time_transport': '2790',
          'ratio_car_transport': '9.96',
          'stops_density': '8',
          'steps': [
               {
                    'type': 'walk',
                    'time': '920'
                    'type': 'transport',
```

```
'time': '1870'
}

]
},
]
```

Notons que je calcule déjà des données intéressantes au moment de la génération de la donnée pour des raisons d'optimisation. J'ai alors enregistré la densité des arrêts (arrêts par kilomètres carrés) autour du point de départ ainsi que le ratio :

$$ratio = rac{ ext{temps transport}}{ ext{temps voiture}}$$

Pour réaliser cela, il faut trouver un bon module pour faire du pathfinding . Je suis tombé sur un article qui me donne l'algorithme Dijkstra en Python (ce n'est pas le plus rapide, il est même peu optimal, mais sa fiabilité est un atout et comme nous allons le voir, sa vitesse est suffisamment satisfaisante) :



J'ai grandement modifié le code proposé par l'auteur afin de correspondre à mes besoins. Voici le script final qui permet de calculer le chemin le plus court d'un point A à un point B:

```
import osmnx as ox
import heapq
from functools import lru_cache

# Fonction pour retrouver le chemin jusqu'au départ une fois l'arrivée atteinte.

def reconstruct_path(start, goal, predecessors):
    path = [goal]
    while path[-1] != start:
        path.append(predecessors[path[-1]])
    path.reverse()
    return path

# Déterminer les prochains nodes à partir du précédent pour la propagation du dijkstra
@lru_cache(maxsize=None)
def successors(G,node):
    neighbors = list(G.neighbors(node))
    successors = [(neighbor, G[node][neighbor][0]['length'])
```

```
for neighbor in neighbors]
  return successors
# Fonction de l'algo de Dijkstra
def dijkstra(G, start, goal):
  # Calculer la distance de chaque noeud par rapport à celui de départ
  distances = {node: float('inf') for node in G.nodes}
  distances[start] = 0 # Distance du noeud de départ, c'est forcément 0
  visited = set() # Pour stocker les noeuds déjà visités
  queue = [(0, start)] # Queue de priorité (avec les éléments distance/noeud)
  predecessors = {node: None for node in G.nodes}
    # Tant qu'il y a au moins un élément dans la queue
  while queue:
      # On traite le prochain élément de la queue
    current_distance, current_node = heapq.heappop(queue)
         # Si c'est l'arrivée, on arrête et on rend la distance, donc le résultat
    if current_node == goal:
      return distances[goal]
         # Si le noeud a traiter a déjà été visité, on ignore
    if current_node in visited:
      continue
         #On ajoute ce noeud à la liste des noeuds visités
    visited.add(current_node)
         # On boucle sur les prochains noeuds après celui-ci
    for neighbor, weight in successors(G, current_node):
         # On calcul la distance si on atteint le noeud suivant concerné
      new_distance = current_distance + weight
      # Si la distance est inférieur à celle que l'on avait mis pour ce voisin
      # (ça fonctionne car au début on avait mis les valeurs de distances à l'infini)
      if new_distance < distances[neighbor]:</pre>
             # Alors on rempli la case des distances et les predecessors.
         distances[neighbor] = new_distance
         predecessors[neighbor] = current_node
         # On ajoute également les prochains noeuds à la pile pour continuer la propagation de l'algo
         heapq.heappush(queue, (new_distance, neighbor))
  return float('inf'), [] # Si on arrive ici, aucun chemin n'a été trouvé
# Renvoie le nombre de mètres à parcourir
def pathf(start,end,G):
  # Trouver le nœud le plus proche
  start_node = ox.nearest_nodes(G, start[1], start[0])
  end_node = ox.nearest_nodes(G, end[1], end[0])
  # Lancer l'alogirthme de Dijkstra sur les deux noeuds
  dijkstra_cost = dijkstra(G, start_node, end_node)
  # Rendre le résultat
 if dijkstra_cost != float('inf'):
    return dijkstra_cost
  else:
    return None
```

Si j'utilisais l'algorithme de pathfinding proposé par osmnx, j'aurais été beaucoup plus lent :

```
import osmnx as ox
import random
import time

start_time = time.time()

# Définir les coordonnées de Toulouse
```

```
toulouse_coords = (43.6047, 1.4442)
# Télécharger le graphe de rue aux alentours de Toulouse
G = ox.graph_from_point(toulouse_coords, 5000, network_type='walk')
# Choisir aléatoirement deux noeuds du graphe pour représenter les points proches
nodes = list(G.nodes())
random.shuffle(nodes)
point_A = nodes[0]
point B = nodes[1]
# Calculer le chemin le plus court à pied entre les deux points proches
route = ox.shortest_path(G, point_A, point_B, weight='length')
# Calculer la distance en mètres du chemin le plus court en utilisant la fonction routing.route_to_gdf()
route_gdf = ox.routing.route_to_gdf(G, route)
shortest_distance = route_gdf['length'].sum()
print(f"La distance la plus courte entre les deux points proches est de : {shortest_distance} mètres.")
# Fin du chronomètre
end_time = time.time()
# Calcul du temps écoulé
elapsed_time = end_time - start_time
print(f"Temps écoulé : {elapsed_time} secondes")
```

```
[nerumir@archlinux:~/c/i/M/M/p/host/pathfinding]-[V:venv]

A python osmapnx.py

La distance la plus courte entre les deux points proches est de : 4849.184999999995 mètres.

Temps écoulé : 13.288445711135864 secondes

[nerumir@archlinux:~/c/i/M/M/p/host/pathfinding]-[V:venv]

A python osmapnx_optimized.py

259978204, 243451429

Dijkstra Result:
Cost: 7310.8570000000045

Temps écoulé : 4.810665130615234 secondes
```

Comme on peut le voir, après plusieurs tests, j'en conclus donc que j'ai divisé le temps de calcul par 3.

① Utilité du Dijkstra

Mon objectif est de me servir de cet algorithme de pathfinding au sein d'un autre que j'inventerai moi même pour répondre au besoin de trouver le chemin le plus court avec une combinaison de transport en commun et de marche à pied avec les données collectées dans la collection mongodb stops. J'aurais alors besoin d'exécuter plusieurs fois cet algorithme autour d'un point A et B donnés.

Après avoir fait d'autres mesures de complexité de l'algorithme, il semble que ramener le graphe prend un temps qui est comme on pourrait s'y attendre, proportionnel au carré du rayon que l'on indique. Ce calcul est en réalité responsable de presque tout le temps écoulé. Je dois donc optimiser mon chargement du graphe. J'ai essayé de télécharger le graphe de toute la France une bonne fois pour toute et de le réutiliser pour m'épargner ce genre de délais, cependant, c'était beaucoup trop long et ça allait prendre des années. En effet, il n'y a pas que le téléchargement mais également de la segmentation du graphe et des calculs de méta-données et globalement tout le processus de conversion de la carte en graphe.

Mon choix s'est alors finalement porté sur le fait de charger le graphe autour du point de départ dans un rayon r tel que :

$$r = dist(start, end) \times 1.5$$

Avec dist qui est la fonction de distance entre les deux nœuds, calculées en fonction des coordonnées géographiques avec la formule de Haversine (puisque la Terre n'est pas plate, en déplaise aux platistes):

$$egin{aligned} & \mathrm{R} = 6371000 \ & \mathrm{dlat} = \mathrm{lat2} - \mathrm{lat1} \ & \mathrm{dlon} = \mathrm{lon2} - \mathrm{lon1} \ & a = \sin^2\left(rac{\mathrm{dlat}}{2}
ight) + \cos(\mathrm{lat1}) \cdot \cos(\mathrm{lat2}) \cdot \sin^2\left(rac{\mathrm{dlon}}{2}
ight) \ & c = 2 \cdot \mathrm{tan}^{-1}\left(rac{\sqrt{1-a}}{\sqrt{a}}
ight) \end{aligned}$$

 $\text{distance} = R \cdot c$

Vu que je vais avoir besoin de lancer le calcul de pathfinding plusieurs fois sur une même zone entre un point de départ et un point d'arrivée donnés, il vaut mieux que je charge le graphe qu'une seule fois par point de départ et d'arrivée. L'algorithme de pathfinding est beaucoup plus rapide, avec environ une seconde de temps, divisant alors encore par 5 le temps écoulé entre les calculs de pathfinding, mais en ayant toujours le chargement initial du graphe:

```
from math import radians, sin, cos, sqrt, atan2
import osmnx as ox
import pf_dijkstra as dij
import random
def haversine_distance(lat1, lon1, lat2, lon2):
  R = 6371000 # Rayon de la Terre en mètres
 # Conversion des degrés en radians
 lat1, lon1, lat2, lon2 = map(radians, [lat1, lon1, lat2, lon2])
  # Calcul des écarts en latitudes et longitudes
 dlat = lat2 - lat1
  dlon = lon2 - lon1
  # Formule de la distance haversine
  a = sin(dlat / 2) ** 2 + cos(lat1) * cos(lat2) * sin(dlon / 2) ** 2
  c = 2 * atan2(sqrt(a), sqrt(1 - a))
  distance = R * c
  return distance
# Je choisis deux noeuds aléatoires sur le graphe donné
def get_start_goal_nodes(G):
  nodes = list(G.nodes)
  start = random.choice(nodes)
  goal = random.choice(nodes)
 while start == goal:
    goal = random.choice(nodes)
  return start, goal
# Mes points d'arrivée et de départ en exemple
start = (43.6045, 1.4440)
end = (43.5850, 1.4559)
# Je calcule mon rayon selon ma formule
radius = int(haversine_distance(start[0], start[1], end[0], end[1])*1.5)
# Je charge le graphe une bonne fois pour toute
G = ox.graph_from_point(start, radius, network_type='walk', simplify=True)
# Je simule plein de calculs de pathfinding aléatoires
for i in range(100):
 start, end = get_start_goal_nodes(G)
 start = (G.nodes[start]['y'], G.nodes[start]['x'])
  end = (G.nodes[end]['y'], G.nodes[end]['x'])
  print(dij.pathf(start, end, G))
```

Algorithme de pathfinding pour les transports en commun

Création de l'algorithme

L'idée que j'ai eu pour inventer mon algorithme de pathfinding utilisant les arrêts de transports en commun est la suivante :

- Initialiser un tableau vide des chemins complétés final_paths.
- Initialiser un tableau des chemins qui sont en train d'être explorés current_paths, contenant que le nœud de départ.
- Un tableau contenant tous les arrêts de la zone stops.
- Un tableau stop_nodes associant les stop_id à un temps de chemin minimal pour lequel il a été atteint et son nœud le plus proche sur le graphe.
- On boucle et pour chaque élément de current_paths on créé :
 - Un nouveau chemin par arrêt que l'on peut atteindre par transport depuis l'arrêt actuel (position actuelle).
 - Un nouveau chemin par autre arrêt à pied (même si l'arrêt est atteignable via cet arrêt par transport par l'intermédiaire de plusieurs arrêts, il sera éventuellement atteint par un des chemins créé à l'étape d'avant dans les prochaines itérations)
 - Un nouveau chemin qui va directement à l'arrivée à pied.
- Si les arrêts sont atteints en moins de temps que ce qui est indiqué dans stop_nodes, alors ils apparaîtront dans le nouveau tableau current_paths. Il sera vidé au préalable. Si le chemin est à l'arrivée, alors il sera ajouté dans final_paths à la place.
- La boucle s'arrête lorsque current_paths est vide.
- On rend finalement le chemin le plus court contenu dans final_paths.

Voici mon algorithme de pathfinding dans sa version finale :

```
from datetime import datetime, timedelta
import osmnx as ox
import dijkstra as dij
class pf:
 VITESSE_PIETON = 4 # Vitesse de marche en km/h
 VITESSE_VOITURE = 30 # Vitesse moyenne d'une voiture en 30km/h
  def __init__(self, start, end, start_time, stops, radius,G):
    # Initialiser des variables dont on va se servir dans notre programme
    self.start = start
    self.end = end
    self.radius = radius
    self.G = G
    self.start\_node = ox.nearest\_nodes(self.G, self.start[1], self.start[0])
    self.end_node = ox.nearest_nodes(self.G, self.end[1], self.end[0])
    self.start_time = start_time
    # Initialiser le tableau des chemins finaux avec le chemin où on fait tout à pied
    seconds = int(int(dij.pathf(self.start_node, self.end_node, self.G))/((1/3.6)*self.VITESSE_PIETON))
    time = self.addToTime(self.start_time, seconds)
    self.car_time = int(int(dij.pathf(self.start_node, self.end_node, self.G))/((1/3.6)*self.VITESSE_VOITURE))
    self.final_paths = [
      [{
         'node': ox.nearest_nodes(self.G, self.end[1], self.end[0]),
         'time': time,
         'wentBy': 'walk'
      }]
    # Initialiser les noeuds des arrêts
    self.stop_nodes = {}
    for stop in self.stops:
      elem = {
```

```
'time': '23:59:59', # L'heure la plus tard possible
      'node': ox.nearest_nodes(self.G, float(stop['stop_lon']), float(stop['stop_lat']))
    self.stop_nodes[stop['_id']] = elem
  # Initialiser current_paths avec la première étape
  self.current_paths = []
  actual_node = self.start_node
  actual_time = self.start_time
  for stop_id, stop in self.stop_nodes.items():
    # Eviter d'aller d'un point A à un point A...
    if(stop['node'] == actual_node):
    distance = int(dij.pathf(actual_node, stop['node'], self.G))
    time = self.addToTime(actual_time, int(int(distance)/((1/3.6)*self.VITESSE_PIETON)))
    # Ajouter le node seul comme chemin
    if(self.shorterThanEver(stop['node'], time)):
      self.current_paths.append([{
         'node': stop['node'],
         'time': time,
         'wentBy': 'walk'
      }])
def pathf(self):
  # Tant que current_paths n'est pas vide
  i = 0
  while(self.current_paths):
    i += 1
    next_paths = []
    for current_path in self.current_paths:
      step = current_path[-1]
      # Si on est à l'arrivée, alors on l'ajoute au final_paths
      if step['node'] == self.end_node:
         self.final_paths.append(current_path)
        continue
      stop_of_step = self.stopById(self.stopByNode(step['node']))
      # On prend en compte les arrêts qu'on peut atteindre par le transport
      new_steps = []
      if(stop_of_step):
        new_steps = self.reachable_stops(stop_of_step, step['time'])
      # On prend en compte le fait de marcher aux autres arrêts mais uniquement si le trajet précédent n'était pas à pied
      if(step['wentBy'] != 'walk'):
         # On prend en compte la suite du chemin faite à pied
         distance = int(dij.pathf(step['node'], self.end_node, self.G))
         time = self.addToTime(step['time'], int(distance/((1/3.6)*self.VITESSE_PIETON)))
         new_steps.append({
           'node': self.end node,
           'time': time,
           'wentBy': 'walk'
         })
         # Ne pas considérer les arrêts où l'on est moins rapide que déjà fait précédemment
         for stop_id, stop in self.stop_nodes.items():
           # Eviter d'aller d'un point A à un point A...
           if(stop['node'] == step['node']):
             continue
           distance = int(dij.pathf(step['node'], stop['node'], self.G))
           time = self.addToTime(step['time'], int(distance/((1/3.6)*self.VITESSE_PIETON)))
           # Ajouter le node seul comme chemin
           if(self.shorterThanEver(stop['node'], time)):
             new_steps.append({
                'node': stop['node'],
                'time': time,
                'wentBy': 'walk'
```

```
})
      # Créer les nouveaux chemins grâce aux nouvelles étapes générées
      for new_step in new_steps:
         next_paths.append(current_path + [new_step])
    self.current_paths = next_paths
  # Sélection du chemin le plus rapide parmi tous ceux calculés
  better_path = self.final_paths[1]
  i = 0
  for path in self.final_paths:
    i += 1
    if(self.toTime(path[-1]['time']) <= self.toTime(better_path[-1]['time']) and path != self.final_paths[0]):</pre>
      better_path = path
  #Calcul du temps de trajet en transport
  self.transport_time = self.timeToSec(better_path[-1]['time']) - self.timeToSec(better_path[1]['time'])
  # On ajoute le temps de marche à pied pour aller au premier arrêt. On le fait à part pour pouvoir ignorer le temps d'attente du premier arrêt.
  # Supposant alors que l'individu part de chez lui à l'horaire adaptée au passage à l'arrêt. C'est le comportement réaliste.
  self.transport_time += (self.timeToSec(better_path[1]['time']) - self.timeToSec(self.start_time))
  # Génération du résultat
  res = {
    'depart': {
      'type': 'Point',
      'coordinates': [
        float(self.start[0]),
        float(self.start[1])
    },
    'destination': {
      'type': 'Point',
      'coordinates': [
        float(self.end[0]),
        float(self.end[1])
      ]
    },
    'time_car': self.car_time + 300,
    'time_transport': self.transport_time,
    'ratio_car_transport': round( self.transport_time/self.car_time, 2),
    # La densité en arrêt par km²
    'stops_density': round(len(self.stops) / (self.radius/1000), 2),
    'steps': better_path
  return res
# Convertir un temps au format string en secondes
def timeToSec(self, date_str):
  heures, minutes, secondes = map(int, date_str.split(':'))
  return heures * 3600 + minutes * 60 + secondes
# Convertir l'heure en temps comparable
def toTime(self, heure):
  return datetime.strptime(heure, "%H:%M:%S").time()
def addToTime(self, heure, seconds):
  heure_time = datetime.strptime(heure, "%H:%M:%S")
  new_heure_time = heure_time + timedelta(seconds=seconds)
  return new_heure_time.strftime("%H:%M:%S")
# Oui ou non si le node a été atteint en un temps plus court que ce qui a été enregistré jusqu'à présent
# La fonction actualise aussi stop_nodes
def shorterThanEver(self, node, time):
```

```
for stop_id, stop in self.stop_nodes.items():
    if(stop['node'] == node):
         if(self.toTime(time) <= self.toTime(stop['time'])):</pre>
           self.stop_nodes[stop_id] = {
             'node': node,
             'time': time
           return True
       except Exception:
         pass
  return False
# Si l'arrêt à été atteint en un temps plus court que ce qui est déjà présent dans la liste, alors on remplace.
# Si il n'est pas dans la liste, alors on l'ajoute si il a été atteint plus rapidement qu'indiqué dans stop_nodes.
# Optimisable car l'ordre est trié par horaire, mais je prends pas de risque.
def addOrReplaceIfQuickest(self, new_stop, stops):
  exist = False
  for index, stop in enumerate(stops):
    if(new_stop['node'] != stop['node']):
       continue
     exist = True
    if(self.toTime(new_stop['time']) <= self.toTime(stop['time'])):</pre>
       stops[index] = new_stop
       return stops
  if(not exist):
    if(self.shorterThanEver(new_stop['node'], new_stop['time'])):
       stops.append(new_stop)
  return stops
# Obtenir les informations d'un arrêt avec son id
def stopById(self, stop_id):
  for stop in self.stops:
    if(stop['_id'] == stop_id):
       return stop
  return None
# Obtenir un stop_id à partir du node
def stopByNode(self, node):
  for stop_id, stop in self.stop_nodes.items():
    if(stop['node'] == node):
       return stop_id
  return None
# Obtenir l'horaire d'arrivée à un arrêt à partir du précédent et de l'horaire du précédent
def nextStopTime(self, previous_stop, previous_time, stop_id):
  stop = self.stopById(stop_id)
  for passage in stop['times']:
       if(self.toTime(passage['arrival_time']) >= self.toTime(previous_time)):
         return passage['arrival_time']
    except Exception:
       pass
  return '23:59:59'
# Obtenir un arrêt par son nom
def stopByName(self, stop_name):
  for stop in self.stops:
    if(stop['stop_id'] == stop_name):
       return stop
  return None
```

```
# Liste des arrêts atteignables par transport à partir d'un arrêt à un temps donné
# On prend pas en compte ceux qui sont atteint plus lentement que d'autres chemins
def reachable_stops(self, stop, time):
  res = []
  for passage in stop['times']:
    new_stop = 'next_stop'
    if('next_stop' not in passage):
       new_stop = 'previous_stop'
       if('previous_stop' not in passage):
         continue
    try:
       # Si il peut arriver à temps pour l'horaire et que le prochain arrêt est dans le scope on essaye de l'ajouter aux arrêts potentiellement atteignables
       if(self.toTime(passage['arrival_time']) >= self.toTime(time) and self.stopByName(passage[new_stop])):
         next_stop_id = self.stopByName(passage[new_stop])['_id']
         time = self.nextStopTime(stop, passage['arrival_time'], next_stop_id)
         if(time != '23:59:59'):
           res = self.addOrReplaceIfQuickest({
             'node': self.stop_nodes[next_stop_id]['node'],
             'time': time, # On ajoute le prochain arrêt avec son horaire d'arrivée
              'wentBy': 'transport'
           }, res)
    except Exception:
       pass
  return res
```

Voici un exemple de résultat :

```
{
  "depart":{
   "type":"Point",
   "coordinates":[
    45.7005864,
    5.9462967
   ]
 },
  "destination":{
   "type": "Point",
   "coordinates":[
    45.6984046,
    5.9482393
   ]
 },
 "time_car":335,
  "time_transport":128,
  "ratio_car_transport":3.66,
  "stops_density":24.74,
  "steps":[
   {
    "node":300532742,
     "time":"11:25:22",
     "wentBy":"walk"
   },
     "node":1766005294,
    "time":"11:52:00",
     "wentBy":"transport"
   },
     "node":1983062779,
    "time":"11:54:08",
     "wentBy":"walk"
```

```
]
```

On voit ici que le chemin le plus court consiste en 5 minutes de marche, environ 30 minutes de transport, en comptant l'attente puis à nouveau un peu plus de 2 minutes de marche.

i Bug Docker

J'ai été confronté à un bug lors du redémarrage de mon container mongo, en inspectant les logs, j'ai réalisé qu'il fallait simplement supprimé le fichier suivant :

sudo rm /var/lib/docker/overlay2/d145531987d7bafe33723d42875e382049d3acde2af105ce1a5ec9ffac24a80e/diff/tmp/mongodb-27017.sock

Optimisation de l'algorithme

Optimisation d'utilisation

Pour que l'algorithme se finisse en un temps raisonnable et qu'il ait des résultats exploitables voici ce que j'ai gardé en tête :

- Limiter le nombre d'arrêts à moins de 200 car complexité quadratique sur eux.
- Supprimer le chemin fait entièrement à pied. Il est presque tout le temps favoris pour des raisons de conception de l'algorithme. En effet, il faut compter le temps entre la deuxième étape et l'arrivée. On ajoutera alors manuellement le temps à pied pour se rendre au premier arrêt. Ce qui permet d'ignorer le temps d'attente à cet arrêt. Pour des raisons évidentes, en situation réelle, nous n'attendons pas au premier arrêt car nous partons de chez nous à un horaire cohérent avec celui-ci. C'est à cause de ce temps qui n'a pas lieu d'être que le chemin fait entièrement à pied est souvent choisi comme le plus court. C'est une subtilité qu'il faut prendre en compte pour que l'algorithme soit cohérent et fonctionnel.
- Nous allons l'utiliser sur plusieurs cœurs de processeur pour collecter nos données. J'en possède 20, cela multipliera alors par 20 la vitesse de calcul, qui passera d'environ 2 minutes pour 150 arrêts à environ 20 secondes. Nous aurons en effet besoin de faire ce même calcul plusieurs fois pour établir des statistiques de moyenne.

① Ce qui peut être amélioré

Pour optimiser l'algorithme et le rendre utilisable sur de grandes quantités d'arrêts, mais je n'ai pas eu le temps ni les ressources en 10 jours :

- Il aurait été possible de fusionner la position de certains arrêts qui sont assez proches et de simplement concaténer leurs horaires, sans oublier de modifier les stop_id pour conserver la cohérence de cette fusion.
- Il aurait été possible de supprimer les arrêts de gare par exemple et de garder seulement les bus. Cependant, cela demande des opérations de filtre avancées en fonction par exemple de la distance relative des arrêts entre eux.
- En parallélisant les calculs sur plusieurs serveurs, nous aurions aussi pu diviser le temps de calcul pour les masses et pré-calculer un nombre important de trajets afin de créer un graphe prenant directement en compte les transports.
- Avec plus de temps, il aurait été possible d'apporter ce genre d'optimisation, mais surtout avec beaucoup plus de ressources système.
 Cependant, je ne pense pas que l'algorithme soit plus améliorable, à cause des horaires, il est nécessaire de parcourir au moins chaque arrêt par étape et le considérer si nous y arrivons en un temps inférieur à ce qui a déjà été fait.

Optimisation de conception

Note: Indexation 2sphere

Notons que notre dataset possède plus de 300 000 arrêts dans toute la France. Exploiter les fonctionnalités de l'indexation 2dsphere est alors une chose qui nous fera gagner un temps monstrueux. MongoDB nous permet nous seulement de récupérer les données contenues dans un disque mais aussi dans un polygone. Dans notre cas, il est malin de récupérer les arrêts contenus dans une ellipse autour des points de départ et d'arrivée. Cela va presque diviser par deux notre temps de calcul sans endommager sa pertinence. C'est le genre d'optimisations cruciales que nous sommes amenés à effectuer en Big Data.

Pour minimiser le nombre d'arrêts considérés en fonction du point de départ et d'arrivée, il faut ruser et prendre les candidats les plus adéquats, pour cela j'utilise la formule de l'ellipse pour faire une interpolation discrète de l'ellipse dont les deux centres sont le point d'arrivée et le point de départ. La taille du grand axe sera 2 fois la distance entre les deux points et la taille du petit axe sera la distance en elle même. Supposons alors que les arrêts concernés ne pourront pas s'éloigner perpendiculairement du trajet à vol d'oiseau d'une distance supérieure à la moitié de la distance. Pour rappelle, voici la formule d'une ellipse :

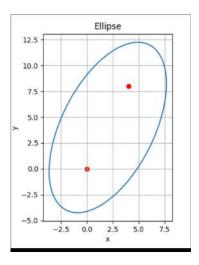
$$\frac{((x-h)\cdot\cos(\theta)+(y-k)\cdot\sin(\theta))^2}{a^2}+\frac{(-(x-h)\cdot\sin(\theta)+(y-k)\cdot\cos(\theta))^2}{b^2}=1$$

Avec:

- θ qui est la rotation de l'ellipse. On désire aligner cette rotation suivant nos deux points.
- (h, k) le centre de l'ellipse. On désire avoir le milieu du segment formé par le point de départ et le point d'arrivée.
- a et b sont respectivement la moitié de la longueur du grand axe et du petit axe.
- Les points (x, y) qui vérifient cette équations sont donc les points de notre ellipse.

Malheureusement, je n'ai trouvé aucune ressource sur internet pour répondre à ce besoin spécifique, j'ai dû faire l'interpolation discrète moi même en partant de la formule mathématique :

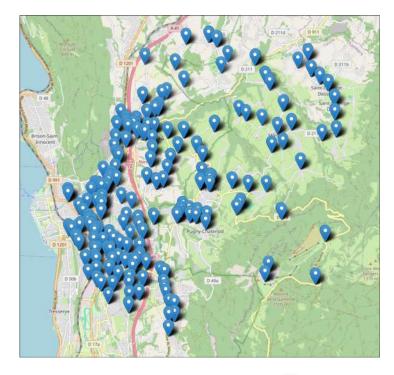
```
import numpy as np
def ellipse(center1, center2, nb):
  # Centres de l'ellipse
 center_x = center1[0]
 center_y = center1[1]
 center_x2 = center2[0]
  center_y2 = center2[1]
  # Distance entre les deux centres
 distance = np.sqrt((center_x2 - center_x) ** 2 + (center_y2 - center_y) ** 2)
 # Centre de l'ellipse est le milieu de nos deux points
 h, k = (center_x + center_x^2) / 2, (center_y + center_y^2) / 2
  # Longueur du grand axe et du petit axe
  a = distance # la moitié de la distance de chaque côté de nos points.
  b = distance/2 # On peut s'éloigner perpendiculairement du vol d'oiseau à un maximum de la moitié de la distance entre les deux points
  # Rotation de l'ellipse pour s'orienter selon l'axe des points de départ et d'arrivée
 rot = np.arctan2(center_y2 - center_y, center_x2 - center_x)
  # Calcul des points de l'ellipse selon sa formulaire mathématique
 theta = np.linspace(0, 2*np.pi, nb)
  x = h + a * np.cos(theta) * np.cos(rot) - b * np.sin(theta) * np.sin(rot)
  y = k + a * np.cos(theta) * np.sin(rot) + b * np.sin(theta) * np.cos(rot)
  # On créé la liste des points au format pris par mongodb
  res = []
  for i in range(len(x)):
    res.append([x[i],y[i]])
 return res
```



Génération de notre dataset

Trouvons maintenant 5 lieux candidats avec une densité d'arrêts assez variée tout en restant sur une complexité raisonnable. J'ai fait un script Python pour pouvoir visualiser mes arrêts sur un rayon donné afin de choisir mes lieux plus facilement :

```
import folium
from pymongo import MongoClient
# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
password = "password"
# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
collection = db.stops
resultats = collection.find({
  "location": {
    "$near": {
      "$geometry": {
        "type": "Point",
         "coordinates": [5.961191, 45.705807] # Latitude et longitude avec l'exemple de Aix les bains
      },
      "$maxDistance": 5000 # 5 kilomètres
})
data = list(resultats)
# Créer une carte centrée
mymap = folium.Map(location=[data[0]['stop_lat'], data[0]['stop_lon']], zoom_start=12)
# Ajouter des marqueurs pour chaque élément dans les données
for point in data:
  folium.Marker([point['stop_lat'], point['stop_lon']], popup=point['stop_name']).add_to(mymap)
# Sauvegarder la carte dans un fichier HTML
mymap.save('map.html')
```



Générons maintenant en utilisant la puissance de nos 20 cœurs de processeur les données produites par l'algorithme de pathfinding sur couples aléatoires de points de départ et d'arrivée pour chacun des lieux choisis (ils ont tous été choisis pour avoir entre 150 et 600 arrêts de bus sur des zones de rayons de 1 à 2km soit entre 3 et $12.5km^2$):

```
from math import radians, sin, cos, sqrt, atan2
import osmnx as ox
import dijkstra as dij
import random
import multiprocessing as mp
import pf_custom_silent as cust
import get_stops
import json
import os
import sys
# Réunir tous les fichiers json du dossier spécifié en un seul.
def merge_jsons(folder):
  res = []
  for fichier in os.listdir(folder):
    if fichier.endswith(".json"):
      chemin_fichier = os.path.join(folder, fichier)
      with open(chemin_fichier, "r") as file:
         data = json.load(file)
        res.append(data)
  res_file = "result.json"
  with open(res_file, "w") as new_file:
    json.dump(res, new_file, indent=4)
# Pour réunir tous mes json, je décommente ces deux lignes :
# merge_jsons('data')
# sys.exit(0)
nb_chemins = 100 # Nombre de chemins à calculer par lieu
locations = [
  [(45.705807, 5.961191), 2000], # Aix les bains
  [(46.113739, 5.820108), 2000], # Bellegarde sur Valserine
  [(43.330422, 5.424058), 1200], # Marseille nord
  [(43.279111, 5.393982), 1200], # Marseille sud
```

```
[(43.524859, 5.443268), 1000] # Aix en Provence
]
def compute_pf(G):
  # On sélectionne deux points au hasard
  start, end = get_start_goal_nodes(G)
  start = (G.nodes[start]['y'], G.nodes[start]['x'])
  end = (G.nodes[end]['y'], G.nodes[end]['x'])
  # Récupérer les arrêts de manière optimisée
  stops = get_stops.getStops((start[1], start[0]), (end[1], end[0]))
  # On approxime le rayon pour le calcul de densité des arrêts à la distance entre le point d'arrivée et de départ
  radius = int(haversine_distance(start[1], start[0], end[1], end[0])*1.5)
  # Calculer le chemin avec l'algorithme de pathfinding
  print(f"Calcul avec {len(stops)} arrêts..")
  path = cust.pf(start, end, '11:20:00', stops, radius, G)
  result = path.pathf()
  print(result)
  print("Calcul terminé !")
  # enregistrer le résultat dans un json
  with open(f"data/part-{str(random.randint(1, 999999)).zfill(6)}.json", "w") as fichier:
    json.dump(result, fichier)
def haversine_distance(lat1, lon1, lat2, lon2):
  R = 6371000 # Rayon de la Terre en mètres
  # Conversion des degrés en radians
  lat1, lon1, lat2, lon2 = map(radians, [lat1, lon1, lat2, lon2])
  # Calcul des écarts en latitudes et longitudes
  dlat = lat2 - lat1
  dlon = lon2 - lon1
  # Formule de la distance haversine
  a = sin(dlat / 2) ** 2 + cos(lat1) * cos(lat2) * sin(dlon / 2) ** 2
  c = 2 * atan2(sqrt(a), sqrt(1 - a))
  distance = R * c
  return distance
# Je choisis deux noeuds aléatoires sur le graphe donné
def get_start_goal_nodes(G):
  nodes = list(G.nodes)
  start = random.choice(nodes)
  goal = random.choice(nodes)
  while start == goal:
    goal = random.choice(nodes)
  return start, goal
# On boucle sur tous les lieux
for location in locations:
  # On calcule le graphe pour le lieu
  G = ox.graph_from_point(location[0], location[1], network_type='walk', simplify=True)
  # On calcule "nb_chemins" chemins en parallèle
  with mp.Pool() as p:
    p.starmap(compute_pf, [(G,) for i in range(nb_chemins)])
```

Nettoyage des données

Nous pouvons maintenant nourrir notre collection avec ces données :

```
docker cp result.json mongo:/root/
docker exec -it mongo bash
cd /root
# On importe notre json dans la collection "paths"
```

```
mongoimport --authenticationMechanism SCRAM-SHA-256 --username admin --password password --authenticationDatabase admin --jsonArray --collection paths --file result.json
# On créé l'index 2dsphere sur le champ de départ
mongosh
use admin
db.auth("admin", "password")
use test
db.paths.createIndex({ "depart": "2dsphere" })
```

Nous allons apporter quelques modifications à nos données pour les nettoyer, faisons alors un backup de notre collection :

```
from pymongo import MongoClient
from bson.json_util import dumps

# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
password = "password"

# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
collection = db.paths
```

```
with open('backup_paths.json', 'w') as file:
    i = 0
    for doc in collection.find():
        i += 1
        print(i)
        doc_str = dumps(doc) # Convertir ObjectId en chaînes de caractères
        file.write(doc_str + '\n')
print("Backup de la collection terminé avec succès!")
```

Maintenant que nous avons récupéré toutes ces données il faut les nettoyer les incohérences au niveau des ratios (ratios trop gros et trop petits pour être réalistes, c'est souvent dû au chemin qui est trop court pour que la comparaison soit pertinente):

```
from pymongo import MongoClient
# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
password = "password"
# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
# La requête mongodb pour virer les occurences avec un ratio trop faible et trop fort
db.paths.delete_many(
 {
    "$or": [
      {"ratio_car_transport": {"$gt": 10}},
      {"ratio_car_transport": {"$lt": 0.1}}
locations = [
 [(45.705807, 5.961191), 5000, 'Aix les bains'],
 [(46.113739, 5.820108), 5000, 'Bellegarde sur Valserine'],
 [(43.330422, 5.424058), 2500, 'Marseille nord'],
 [(43.279111, 5.393982), 2500, 'Marseille sud'],
 [(43.524859, 5.443268), 5000, 'Aix en Provence']
for location in locations:
  # Requête mongodb pour assigner la ville à chacun des éléments en fonction de leur position géographique
  cursor = db.paths.find({
    "depart": {
      "$near": {
        "$geometry": {
          "type": "Point",
           "coordinates": [location[0][0], location[0][1]]
        },
        "$maxDistance": location[1]
  })
 for doc in cursor:
    db.paths.update_one(
      {"_id": doc["_id"]},
      {"$set": {"zone": location[2]}}
```

Pour vérifier que tous mes documents ont eu leur zone d'ajoutée, je suis rentré dans la console mongosh :

```
mongosh
use admin
db.auth("admin", "password")
use test
# La commande m'a bien rendu 0
db.paths.count({zone: {$exists: false}})
```

i Bilan de nettoyage

Nous sommes passés de 249 documents à 238 en triant les ratios les moins pertinents. Nous avons également ajouté une colonne de zone pour chacun des documents en fonction de leur point de départ.

Visualisation des données

△ Pertinence statistique

Les statistiques visualisées dans cette partie sont issues des données générées à l'aide de paramètres réels mais aussi de paramètres aléatoires. Ces données ne sont alors pas représentatives de la réalité mais ne sont qu'un échantillon. Vu que le modèle est assez simple mais que la problématique aussi puisqu'elle ne s'encombre pas de conclusions pouvant être nuancées par des biais du comportement humain, les données restent fiables au vu de la modestie des conclusions apportées. Cependant, il faut garder à l'esprit qu'un échantillon n'est jamais une représentation parfaite et que même si l'on écarte ces biais, il reste un intervalle de confiance à considérer. Pour la confiance à 95%, voici la formule :

$$IC = ar{x} \pm 1.96 \left(rac{s}{\sqrt{n}}
ight)$$

- \bar{x} est la moyenne des valeurs générées.
- s est l'écart type des valeurs. (la manière dont elles sont distribuées)
- n est le nombre de valeurs aléatoires générées.

Par exemple lorsque nous considérons la densité moyenne d'arrêts récoltés sur une zone donnée, cet intervalle est à calculer pour estimer la fiabilité de cette donnée. En effet, dans notre cas, nous générons plusieurs ellipses et elles ne sont pas nécessairement représentatives de la densité sur toute la zone.

Les données qui ont été générées sont assez particulières et ne peuvent être interprétées que de peu de manières différentes. Si nous avions voulu augmenter sa pertinence, il aurait fallu calculer plusieurs autres variables dépendant de chaque chemin, mais aussi des lieux concernés ainsi que des transports concernés. Cependant, pour des raisons de temps mais aussi de puissance de calcul, je n'ai pas pu me permettre de faire une collecte trop riche. Cependant, voici quelques visualisations que nous pouvons mettre en oeuvre :

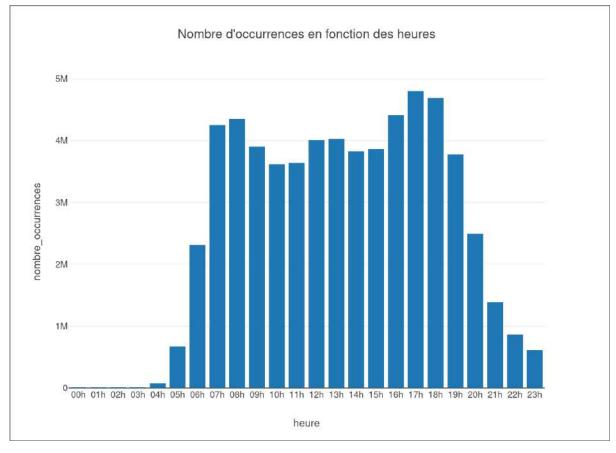
- Densité d'horaires par ville.
- Diagramme en bâton de la proportion de temps passée en voiture par rapport au transport pour les mêmes trajets, par ville.
- Nuage de point de la densité d'arrêts en fonction du ratio de temps voiture/transport, coloré par ville.

Pour réaliser cela, j'utilise les requêtes mongodb ainsi que pandas et plotly :

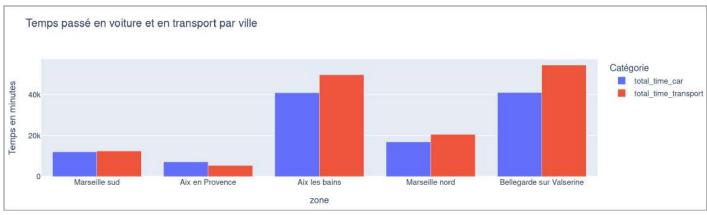
```
from pymongo import MongoClient
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
from plotly.subplots import make_subplots

# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
```

```
password = "password"
# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
# Unwind les horaires des arrêts et les grouper par "time"
pipeline = [
 {'$unwind': '$times'},
    '$project': {
      },
 {
    '$group': {
      '_id': '$hour.match',
      'total_times': {'$sum': 1}
 },
 {'$sort': {'_id': 1}}
results = db.stops.aggregate(pipeline)
df = pd.DataFrame(list(results))
df.rename(columns={'_id': 'heure', 'total_times': 'nombre_occurrences'}, inplace=True)
df['heure'] = df['heure'].str.replace(':', 'h')
# Création du graphique avec Plotly
fig = px.bar(df, x='heure', y='nombre_occurrences', title='Nombre d\'occurrences en fonction des heures', template='none')
fig.update_layout(height=600, width=800)
fig.show()
```



```
from pymongo import MongoClient
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
from plotly.subplots import make_subplots
# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
password = "password"
# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
# Je recupère les résultats groupés par zone avec la somme de chacun des temps (voiture et transport)
# J'applique une projection pour ne récupérer que ces 3 colonnes
pipeline = [
  {
     '$group': {
      '_id': '$zone',
      'total_time_car': {'$sum': '$time_car'},
      'total_time_transport': {'$sum': '$time_transport'}
  },
  {
    '$project': {
      '_id': 0,
      'zone': '$_id',
      'total_time_car': 1,
      'total_time_transport': 1
  }
results = db.paths.aggregate(pipeline)
df = pd.DataFrame(list(results))
df
# Création d'un DataFrame empilé pour le graphique
df_stacked = df.set_index('zone').stack().reset_index(name='value').rename(columns={'level_1': 'category'})
# Création du graphique empilé avec Plotly
fig = px.bar(df_stacked, x='zone', y='value', color='category', barmode='group', title='Temps passé en voiture et en transport par ville', labels={'value': 'Temps en
minutes', 'category': 'Catégorie'})
fig.show()
```



```
from pymongo import MongoClient
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
from plotly.subplots import make_subplots
# Spécifier les informations d'identification
username = "admin"
password = "password"
# Se connecter à la base de données MongoDB en incluant l'authentification
client = MongoClient('localhost', 27017, username=username, password=password)
db = client.test
results = db.paths.find({}, {'stops_density': 1, 'ratio_car_transport': 1, 'zone': 1})
df = pd.DataFrame(list(results))
df
# Création du nuage de points avec Plotly
fig = px.scatter(df, x='ratio_car_transport', y='stops_density', color='zone', title='Densité d\'arrêts en fonction du ratio voiture/transport', labels=
{'ratio_car_transport': 'Ratio Voiture/Transport', 'stops_density': 'Densité d\'arrêts'})
fig.show()
```

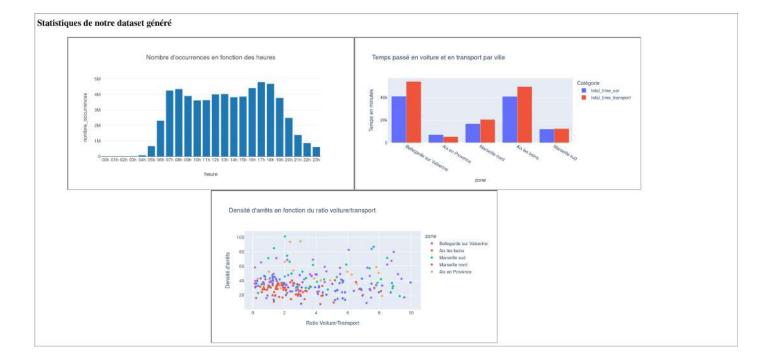


♦ Plotly et HTML5

J'ai choisi plotly car il s'intègre très bien en HTML5. Je vais donc pouvoir le télécharger et faire une page HTML rapidement pour des présentations plus esthétiques. Voici la page HTML affichant ces trois graphiques dynamiques (utilisant JavaScript):

from plotly.offline import plot
plot(fig, filename='graph1.html')

```
<!DOCTYPE html>
<html>
<head>
<tittle>Intégration d'un graphique Plotly</title>
</head>
<body>
<h2>Statistiques de notre dataset généré</h2>
<div style="width: 90%; display: flex; flex-wrap: wrap; justify-content:center;">
<iframe style="width:45%; height:45%; height:45vh;" src="graph1.html"></iframe>
<iframe style="width:45%; height:45vh;" src="graph2.html"></iframe>
<iframe style="width:45%; height:45vh;" src="graph3.html"></iframe>
</div>
</div>
</html>
```



Conclusion

Nous avons récolté une importante quantité d'arrêts de bus et de train en Open Data sur le site du gouvernement. Plus de 300 000 arrêts et 62 millions de passages de manière automatisée avec Python. Nous sommes ensuite partie sur l'installation d'une infrastructure de calcul distribué avec Spark afin de nettoyer et restructurer les données. Celles-ci ont ensuite été stockées sur un serveur MongoDB afin d'être utilisées de manière optimale en se servant de l'indexation 2sphere de Mongo. Nous avons ensuite généré des données à partir de calculs de pathfinding à l'aide d'un algorithme que nous avons nous même créé pour répondre à notre besoin spécifique. Les données ont été générées sur une seule machine en multi-cœurs, puis stockées et nettoyées à l'aide de MongoDB. Pour finir, nous avons visualisé les données à l'aide de requêtes Mongo et des librairies Pandas et Plotly. Voici l'interprétation que nous pouvons avoir de ces données générées :

- Le premier graphique ne nous donne rien de bien intéressant mis à part le fait évident que les horaires sont surtout réparties la journée et que les passages commencent le matin avec une quantité importante dès le début, tandis que le soir, le nombre de passages diminue progressivement.
- Le second graphique nous montre que finalement, le temps de trajet en voiture n'est pas si rapide par rapport à celui en transport en commun, il n'est qu'un peu plus rapide. Je me dois cependant d'être objectif et de rappeler que les simulations effectuées partent du principe que l'individu se plie aux exigences de l'horaire de passage du premier arrêt. Ignorant alors les contraintes horaires de la vraie vie, mais au vu du premier graphique et de la répartition des passages, il n'y a normalement pas trop de problème. De plus, il a été simulé un temps de 5 minutes pour garer la voiture et se rendre au lieu voulu. En négociant ces deux facteurs, il est possible que l'écart soit plus grand et que la voiture soit d'autant plus avantageuse.
- Le troisième graphique nous montre que pour Aix les Bains, il y a moins de trajet désavantageux que pour les autres villes vis à vis des transports en commun. La ville possède peut de ratios élevés. Marseille nord en revanche semble posséder une répartition des ratios assez homogène ce qui témoigne des figures de cas avec une grande difficulté d'accès par transport en commun mais aussi de figures de cas avec une grande facilité. Bellegarde sur Valserine a une répartition qui fait penser à un mélange des deux villes précédentes. Beaucoup de ratios autour de 2 et quelques ratios supérieurs.

△ Nuances

Il faut garder en tête que nous avons réussi à récolter que 238 chemins en raison de la puissance de calcul nécessaire pour la collecte. Les statistiques sont alors très incertaines. C'est pour cela que j'ai appuyé l'importance de considérer un intervalle de confiance dans ce genre de cas de figure. Notons que nous aurions pu faire des graphiques comme par exemple une heatmap de notre nuage de points pour analyser leur densité de répartition afin de clarifier notre interprétation.

① Optimisations possibles

Au final, pour améliorer ce projet plusieurs optimisations plus ou moins ambitieuses peuvent être réalisées :

- Fusionner les arrêts proches ainsi que les horaires.
- Evaluer de manière précise la pertinence de la zone elliptique.
- Amélioration de la qualité du dataset de départ.
- Calcul distribué sur plusieurs machines pour une croissance horizontale des performances.
- Création de plusieurs graphes dépendant du temps avec les horaires en tant qu'arêtes.
- Amélioration de l'algorithme de pathfinding de marche à pied en implémentant par exemple du bidirectionnel.
- Mise au propre de l'algorithme et optimisation des calculs.
- Ignorer les arrêts isolés de l'ellipse. (pour lesquels aucun trajets ne sont possibles dans la zone)