EFREI PARIS

DATA ENGINEERI NG ON CLOUD

Rahma ALBEKBASHY

Doha HAJJOU

INTRODUCTION

Ce projet a pour objectif de traiter les résultats des élections européennes à Paris pour les années 2014, 2019 et 2024 en utilisant des services cloud.

Nous avons utilisé Azure Data Lake Storage Gen2 pour stocker les données brutes, Azure Databricks pour les transformer et Power Bl pour les visualiser.

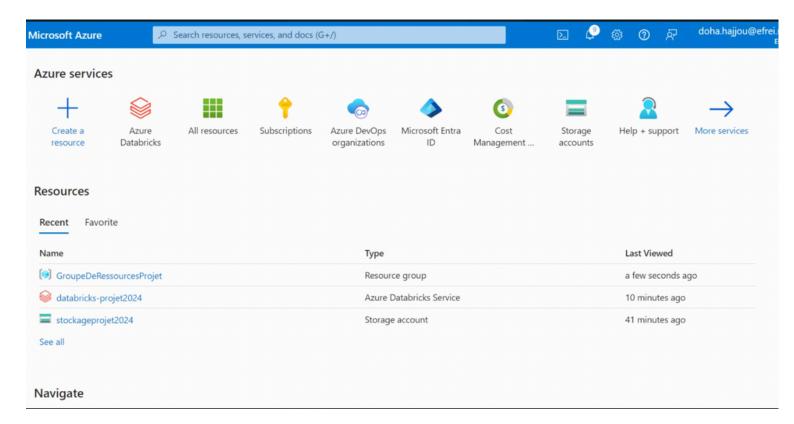


ÉTAPE 1 : CRÉATION D'UN DATA LAKE (AZURE DATA LAKE STORAGE GEN2)

Pour gérer efficacement les données des résultats des élections européennes de Paris des années 2014, 2019 et 2024, nous avons opté pour l'utilisation d'Azure Data Lake Storage Gen2.

Voici les étapes suivies pour créer et configurer le Data Lake :

- 1. Création d'un Compte de Stockage Azure :
 - Nous avons commencé par accéder au portail Azure et navigué vers la section "Créer une ressource".
 - Sous les services Azure, nous avons sélectionné "Comptes de stockage" et suivi le processus pour créer un nouveau compte de stockage. Le compte de stockage a été nommé stockageprojet2024 pour une identification claire.
- 2. Activation d'Azure Data Lake Storage Gen2 :
 - Une fois le compte de stockage créé, nous avons activé Azure
 Data Lake Storage Gen2 sur ce compte.
 - Cela permet d'utiliser les fonctionnalités avancées de gestion des données offertes par ADLS Gen2, telles que la hiérarchisation des fichiers et la sécurité granulaire.



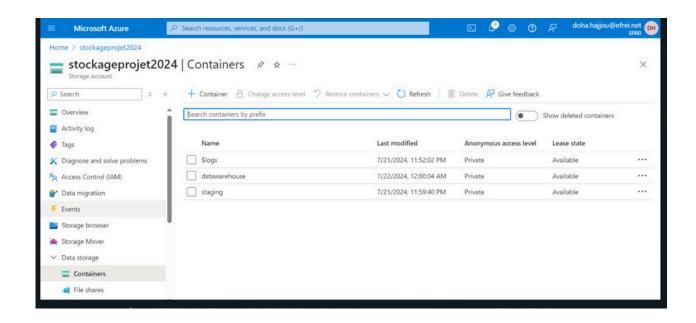
Pour organiser et traiter les données des résultats des élections, nous avons structuré notre Data Lake en utilisant des conteneurs spécifiques pour la zone de staging et la zone de Data Warehouse.

1. Zone de Staging :

- Nous avons créé un conteneur nommé staging dans notre compte de stockage Azure Data Lake (stockageprojet2024).
- Dans ce conteneur, nous avons chargé les données brutes des résultats des élections de 2014, 2019, et 2024. Cela nous permet de centraliser toutes les données sources en un seul endroit avant de les transformer.

2. Zone de Data Warehouse:

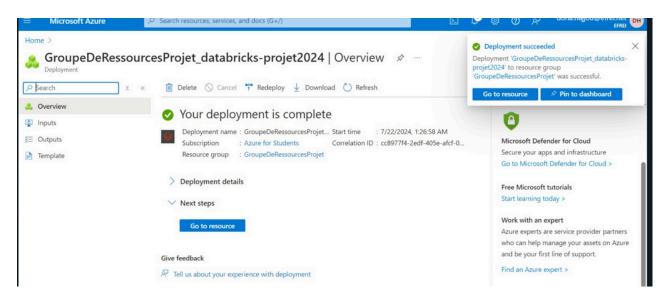
- Un autre conteneur nommé datawarehouse a été créé pour stocker les données transformées et prêtes à être utilisées pour des analyses ultérieures.
- Nous avons utilisé Azure Databricks pour traiter et transformer les données depuis la zone de staging vers la zone de Data Warehouse.
- Azure Databricks fournit un environnement évolutif et collaboratif pour effectuer ces transformations de manière efficace.



VOILÀ:

Pour commencer le traitement des données des résultats des élections, nous avons d'abord chargé les données brutes dans la zone de staging. Cela permet de centraliser toutes les données sources en un seul endroit avant de les transformer et de les charger dans le Data Warehouse.

- Chargement des Données Brutes :
 - Nous avons déployé un cluster Azure Databricks dans le groupe de ressources GroupeDeRessourcesProjet pour faciliter le traitement des données.
 - Le déploiement a été réalisé avec succès, comme indiqué dans la capture d'écran ci-dessous :



- Transfert des Données :
 - Une fois le cluster déployé, nous avons utilisé Azure Databricks pour transférer les fichiers CSV contenant les résultats des élections de 2014, 2019, et 2024 vers le conteneur staging.
 - Les données brutes ont été chargées en utilisant des scripts de traitement des données, garantissant que toutes les informations sont disponibles pour l'étape de transformation suivante.

1. Initialisation de la Session Spark:

- Nous avons commencé par initialiser une session Spark et configuré l'accès au stockage Azure.
- Les chemins des fichiers CSV ont été définis pour les années 2014, 2019, et 2024.

```
rom pyspark.sql import SparkSession
mport pyspark.sql.functions as F

Initialize Spark session
park = SparkSession.builder \
.appName("ProjetElectoral") \
.config("Spark.asster", "local(s)") \
.getOrCreate()

Set the Azure storage account key directly in the Spark session configuration
park.conf.set("fs.azure.account.key.stockageprojet2824.dfs.core.windows.net", "TiP+e9o9Rt6m0adrgo88rzls0u2AMn3lSFaP0E1Myd28msQs6aR3Lu+zm0k89YwqL9MjHGU3800+AStWebm9A==")

Define the paths to the CSV files
syfiles = {
    "data2A": "abfssz://staging@stockageprojet2824.dfs.core.windows.net/elections-europeennes-2014.csv",
    "data1a": "abfssz://staging@stockageprojet2824.dfs.core.windows.net/elections-europeennes-2019-Paris.csv"

Read the CSV files with the correct delimiter and infer schema
ataframes = {
    name: spark.read.option("header", "true").option("sep", ";").option("inferSchema", "true").csv(path)
    for name, path in csv_files.items():
    print("Schema of (name);")
    df.printSchema) of (name);")
    df.printSchem
```

Lecture et Transformation des Données :

- Lecture des fichiers CSV avec le bon délimiteur et inférence du schéma.
- Nettoyage des données : suppression des valeurs nulles, conversion des types de colonnes, calcul de nouvelles colonnes, et filtrage des lignes.

```
# Function to clean and transform dataframes

def clean_and_transform(df):
    # Drop rows with any null values
    df = df.dropna()

# Convert columns to appropriate data types (example)
    df = df.withColumn("column1", F.col("column1").cast(IntegerType()))
    df = df.withColumn("column2", F.col("column2").cast(DoubleType()))
    df = df.withColumn("date_column", F.to_date(F.col("date_column"), 'dd/MM/yyyy'))

# Calculate new columns if necessary (example: vote percentage)
    if "total_votes" in df.columns and "valid_votes" in df.columns:
        df = df.withColumn("vote_percentage", (F.col("valid_votes") / F.col("total_votes")) * 100)

# Filter out rows based on conditions (example: valid votes > 0)
    df = df.filter(F.col("valid_votes") > 0)

return df
```

Analyse des Données :

- Création de graphiques pour visualiser les données des élections.
- Histogrammes des votes par candidat, répartition des votes par arrondissement, et évolution des votes au fil des années.

```
# Function to count mull values

def count_mulls(df):
    return df.select([F.sum(F.co](c).ishull().cast("int")).alias(c) for c in df.columns])

# Count mull values for each DataFrame

for key, df in dataFrames.items():
    mull_counts = count_mulls(df)
    print("fivall values in (key) DataFrame :")
    mull_counts.chow(truncate=false)

# Example: Adding a new column 'total_votes' as a sum of some columns

for name, df in dataFrames.items():
    if 'nb_bl' in df.columns and 'nb_mul' in df.columns and 'nb_exprim' in df.columns:
        df = df.withColumn('total_votes', F.col('nb_bl') + F.col('nb_mul') + F.col('nb_exprim'))
        dataFrames(name) - df

# Clean and fill null values in 'geo_shape' and 'geo_point_2d' columns

for name, df in dataFrames.items():
    if 'geo_shape' in df.columns:
        if 'ef.sixthColumn('geo_shape', F.when(F.col('geo_shape').ishull(), "unknown').otherwise(F.col('geo_shape'')))

if 'geo_point_2d' in df.columns:
        if 'ef.sixthColumn('geo_point_2d', F.when(F.col('geo_point_2d'').ishull(), "unknown').otherwise(F.col('geo_point_2d'')))

dataFrames(name) = df

# Write cleaned DataFrames to Parquet
    output_path = {
        "data2d's "abfrs://datawarehouse@stockageprojet2024.dfs.core.windows.net/cleaned_data/data2d'',
        "data2d's "abfrs://datawarehouse@stock
```

Encore beaucoup de nettoyage pour arriver a des dataframe structurée

```
import matglotlib.popiot as plt
import matglotlib.popiot as plt
import matglotlib.popiot as plt
import matglotlib as plet
import matglotlib as plet matglotlib
if convertir un Dataframe Spark en Pandas Dataframe
def convert_in_monass(spark_df):
    return spark_df.taPandas()
    return spark_df.taPandas()

if histograme des votes pour un candidat spécifique
def plot_condidate_votes(iff, candidate):
    pri = pdf(pdf(candidate), putnet(iff, candidate))
    pri = pdf(pdf(candidate), putnet(iff, candidate))
    plt.fight(f(candidate), bins-De, colon-"blue", edgecolon-"black")
    plt.title(fistograme of votes) plt.title(fistogram of votes for (candidate)')
    plt.title(fistograme of votes)
    plt.tybe(/frequency)
    plt.tybe(/frequency)
```

Tabl	le v +																QV	
	1 ² 3 objectid	√c id_bv	A ⁰ c scrutin	i ² , annee	23	tour	A ⁰ c date	s ² 3 num_cire	•	🖒 num_quartier	123	num_arrond		s ² 3 num_bureau		s ² ₃ nb_procu	123 nb_inscr	
	901	20-75	Européennes	2024			09/06/2024								75	59		1871
	521	15-66	Européennes	2024			09/06/2024		13				15		66	58	1	1621
	523	15-68	Européennes	2024			09/06/2024		13		57		15		68	58	1	1760
	537	15-82	Européennes	2024			09/06/2024		13		60		15		82	35	1	1468
	541	15-86	Européennes	2024			09/06/2024				60		15		86		1	1342
	543	15-88	Européennes	2024			09/06/2024				60				88	59	1	1542
	548	15-93	Européennes	2024			09/06/2024				60				93	43	1	1575
	616	16-66	Européennes	2024			09/06/2024				64		16		66		1	1272
	618	16-68	Européennes	2024			09/06/2024				64		16		68	36	1	1448
	625	17-7	Européennes	2024			09/06/2024				67					78	1	1459
	656	17-38	Européennes	2024			09/06/2024				66				38	25	1	1468
	719	18-32	Européennes	2024			09/06/2024		18		69		18		32	70	1	1810
	729	18-42	Européennes	2024			09/06/2024				69		18		42	38	1	1715
	767	19-12	Européennes	2024			09/06/2024		16		76		19			101	1	1762

	902 rows 3.54 se	conds runtime					noineman*									Refre	shed 7 minutes	s ago
	902 rows 3.54 se		z² ANNEE	r TOUR		⊟ DATE		JM_CIRC		A_QUARTIER		M_ARROND		Š NUM_BUREAU			shed 7 minutes	s ago
	902 rows 3.54 se	conds runtime	z²3 ANNEE				i iš N	JM_CIRC		A_QUARTIER 4					10	Refre	C V	s ago
± Tabl	902 rows 3.54 se	onds runtime	±²₃ ANNEE	z³3 TOUR		□ DATE 2014-05	: 1 ² 3 Ni -26									Refre	Shed 7 minutes	s ago
± Tabl	902 rows 3.54 se	A: SCRUTIN Européennes	≤ ² 3 ANNEE 20 20	್ರೆ TOUR		 	: :³₃ Ni -26 -28						1		10	Refre	shed 7 minutes	s ago CR 82
	902 rows 3.54 se	A ^P e SCRUTIN Européennes Européennes	ೆ ANNEE 20 20	2 ² 3 TOUR		2014-05	: 1 ² 3 NI -26 -26 -26						1 4		10 11	Refre :5 NB_PROCU 2 2	Shed 7 minutes Q S NB_INSC	s ago CR 82 99
1 2 3	902 rows 3.54 se	A ^P C SCRUTIN Européennes Européennes Européennes	್ತೆ ANNEE 20 20 20	និ TOUR 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: ±³3 NI 26 26 26			4 13 19			1 1 4		10 11 11	Refre	shed 7 minutes Q V style="block" style="bl	s ago CR 82 99 138
1 2 3 4	902 rows 3.54 se le	A ^P C SCRUTIN Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes	20 20 20	3 ² 3 TOUR 114 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	:			4 13 19 17			1 4 5 5		10 11 11 23	Refression	shed 7 minutes Q S NB_INSC 1 0 3	s ago CR 82 99 138 137
1 2 3 4 5	902 rows 3.54 see # + # ID_BYOTE 1-10 4-11 5-11 5-23 6-4	A® SCRUTIN Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes	s ² s ANNEE 20 20 20 20 20 20	s ² 3 TOUR 114 114 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: £3 NI -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21			1 4 5 5		10 11 11 23 4	Refre	shed 7 minutes Q Q s³3 NB_INSC	CR 82 99 138 137 103
1 2 3 4 5	902 rows 3.54 see # # # # # # # # # # # # # # # # # #	A [®] C SCRUTIN Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes	=25 ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20	s ² 3 TOUR 114 114 114 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: £3 NI -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28			1 1 4 5 5 6 6 7		10 11 11 23 4	Refr 2 ³ NB_PROCU 2 2 4 4 2 3	\$\frac{1}{2} \text{ NB_INSC}\$	CR 82 99 138 137 103 117
1 2 3 4 6 6 7	902 rows 3.54 se	A [®] C SCRUTIN Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes Européennes	z ²) ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20	25 TOUR 114 114 114 114 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: :*3 Ni -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28 32			1 1 4 5 5 6 6 7 7 8 8		10 11 11 23 4 15 6	Refre ± ² ₃ NB_PROCU 2 2 4 4 2 3 2	shed 7 minutes	CR 82 99 138 137 103 117 131
1 2 3 4 5 6 7 8	902 rows 3.54 se	A [®] C SCRUTIN Européennes	2 ⁵ 3 ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 2	35 TOUR 114 114 114 114 114 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: 13 Ni -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28 32 43			11 14 55 55 66 77 88 11 11		10 11 11 23 4 15 6	Refr 1 NB_PROCU 2 2 4 4 2 3 3 2 2 2	∴ Shed 7 minutes ∴ She NB_INSC 1 2 4 5 6 7 6 6 6 7 6 6 6 7	S 890 CR 82 99 138 137 103 117 131
1 2 3 4 5 6 7 8 9	902 rows 3.54 se e	A ⁰ _C SCRUTIN Européennes	2 ² 3 ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20	25 TOUR 14 14 14 14 14 14 14 14		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: 5 ² 3 NI -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28 32 43			11 14 44 55 55 66 77 78 88 11 11		10 11 11 23 4 15 6 3 23	Refr 2 NB_PROCU 2 2 4 4 2 3 3 2 2 2	shed 7 minutes	CR 82 99 138 137 103 117 131 137 158
1 2 3 4 5 6 7 8 9 10	902 rows 3.54 se e v + A: ID_SVOTE 1-10 4-11 5-11 5-23 6-4 7-15 8-6 11-23 11-23 11-28	A ^R C SCRUTIN Européennes	s ² ₃ ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20	13 TOUR 114 114 114 114 114 114 114 114 114		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: z³ NI -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28 32 43 41			1 1 4 5 5 6 7 7 8 1 1 1		10 11 11 23 4 15 6 3 23 28	Refr z ² ₃ NB_PROCU 2 2 4 4 4 2 3 2 2 2 2 2	shed 7 minutes Q	CR 82 99 138 137 103 117 131 137 158 153
1 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 111	902 rows 3.54 se	Ac SCRUTIN Européennes	25 ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20	\$ TOUR		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: 23 Ni -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28 32 43 41 41			1 1 4 5 5 6 7 8 8 1 1 1 1 1		10 11 11 23 4 15 6 3 23 28 35	Refr 2 NB_PROCU 2 2 4 4 2 3 2 2 2 2 2 3 3 2	C. V	CR 82 99 138 137 103 117 131 137 158 153 145
1 1 2 3 4 5 6 7 7 8 9 10 11 12	902 rows 3.54 see **	A SCRUTIN Européennes	=2°3 ANNEE 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20 20	± 100 m 114 114 114 114 114 114 114 114 114 1		© DATE 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05 2014-05	: 53 NI -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26 -26			4 13 19 17 21 28 32 43 41 41 42			11 4 5 5 6 6 7 7 8 8 1 1 1 1 1 1 1 2 2		10 11 11 11 23 4 15 6 3 23 28 35 42	Refre 2 NB_PROCU 2 2 4 4 2 3 3 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2	shed 7 minutes C. S ¹ NR_INSC S S S S S S S S S S S S	s ago CR 82 99 138 137 103 117 131 137 158 153 145 154

Analyse des Données :

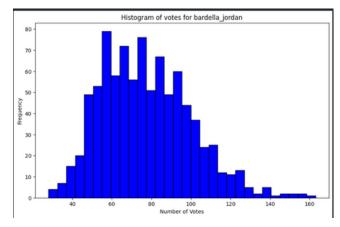
- Création de graphiques pour visualiser les données des élections.
- Histogrammes des votes par candidat, répartition des votes par arrondissement, et évolution des votes au fil des années.

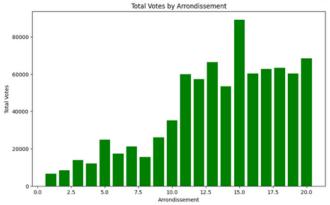
```
import matplotlib.psplot as plt
import pands as pd

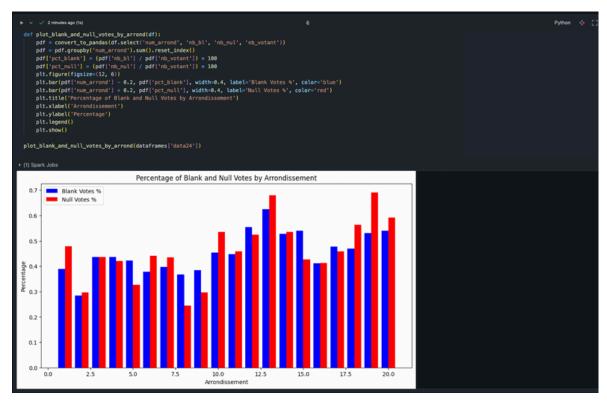
Exemple de création de plots avec matplotlib

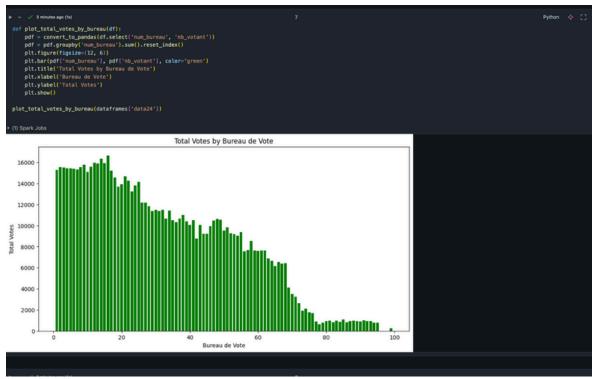
Exemple de création de plot de création de plot service de plots avec matplotlib

Exemple de création de plo
```





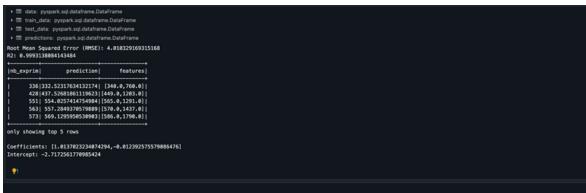




Modèle de Machine Learning :

- Préparation des données pour l'entraînement du modèle.
- Création et entraînement d'un modèle de régression linéaire pour prédire le nombre de votants (nb_exprim).

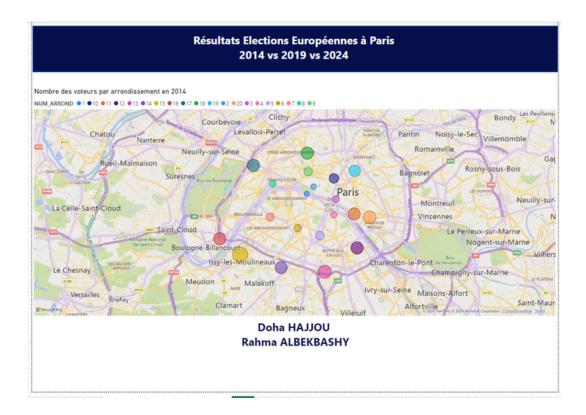




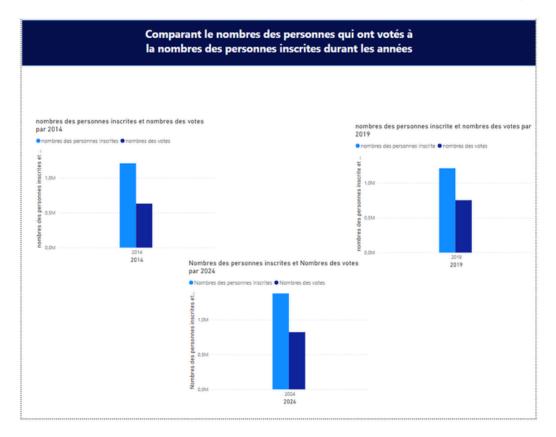
LE MODÈLE MONTRE UNE BONNE PERFORMANCE AVEC UN RMSE DE 4.01 ET UN R2 DE 0.999.

POUR VISUALISER LES DONNÉES DES ÉLECTIONS EUROPÉENNES DE PARIS ET PERMETTRE UNE ANALYSE INTERACTIVE, NOUS AVONS UTILISÉ POWER BI. VOICI LES ÉTAPES SUIVIES POUR SE CONNECTER À AZURE BLOB STORAGE ET CRÉER UN DASHBOARD :

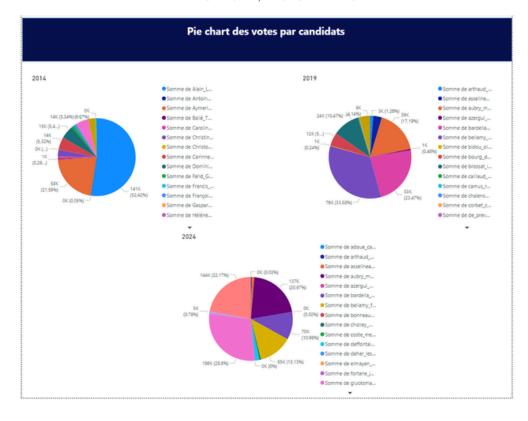
- Connexion à Azure Blob Storage :
 - Nous avons configuré les accès nécessaires pour permettre à Power BI de se connecter à notre Azure Blob Storage.
 - Les données transformées ont été chargées dans Power Bl en utilisant les connexions disponibles pour Azure Blob Storage.
- Création des Visualisations :
 - Nous avons géré les relations entre les différentes tables de données pour s'assurer que les visualisations reflètent correctement les relations et les données sous-jacentes.
 - Un dashboard interactif a été créé, comprenant plusieurs types de visualisations pour analyser les résultats des élections sur différentes années.
- Visualisations Incluant :
 - Carte des résultats par arrondissement : montre la répartition géographique des votes par arrondissement pour l'année 2014.



PAGE 2



GRAPHIQUES COMPARATIFS : COMPARE LE NOMBRE DE PERSONNES INSCRITES ET LE NOMBRE DE VOTES POUR LES ANNÉES 2014, 2019 ET 2024.



DIAGRAMMES CIRCULAIRES DES VOTES PAR CANDIDAT : VISUALISE LA RÉPARTITION DES VOTES ENTRE LES DIFFÉRENTS CANDIDATS POUR CHAQUE ANNÉE (2014, 2019, 2024).

CONCLUSION

Finalement

Ce projet de Data Engineering sur le Cloud a permis de traiter, analyser et visualiser les données des élections européennes à Paris en utilisant des technologies avancées telles qu'Azure Data Lake Storage Gen2, Azure Databricks et Power Bl. Les étapes suivies ont permis de démontrer comment des solutions cloud peuvent être utilisées pour gérer efficacement de grandes quantités de données et en extraire des insights précieux.

Merci!