Sommaire:

Sommaire:	
Problématique :	3
Architecture du projet :	4
Détails sur la partie feeder (Bronze Layer) :	6
1. spliter.py	6
2. save_hdfs.py	6
3. main.py	8
Hadoop UI – YARN :	9
HDFS UI – Lakehouse/Bronze/	9
Spark UI :	11
4. verif_jour.py	12
5. config.py	13
Détails sur la partie preprocessor (Silver Layer) :	14
pre_traitement.py - Nettoyage et enrichissement du Bronze	14
Fonctions réutilisables :	14
Hadoop UI – YARN :	17
Spark UI:	18
HDFS UI – Table Hive :	20
PgADMIN4 – Metastore Hive:	20
Détails sur la partie ML (Silver Layer) :	23
severity_prediction.py - Machine Learning	23
Spark UI:	25
Hadoop UI – YARN :	26
HDFS UI – Table Hive :	27
PgADMIN4 - Metastore Hive :	28
join_ml.py - Jointure finale pour enrichissement	29
Hadoop UI – YARN :	30
HDFS UI – Table Hive :	30
PgADMIN4 – Metastore_hive :	31

Détails sur la partie Datamart (Gold Layer) :	32
datamarts.py - Export analytique vers PostgreSQL (Data Marts)	32
PgADMIN4 – Datamart :	33
Spark UI:	34
Hadoop UI – YARN :	36
Détails sur la partie API :	37
main_api.py - API FastAPI pour exposer les données du datamart	37
FastAPI UI:	37
Business values :	39
Pour les agences de sécurité routière / collectivités locales :	41
? Pour les assureurs / réassureurs :	41
Recommandation stratégique développée	42
Récapulatif de l'ordre d'exécution des différents scripts :	43

Problématique:

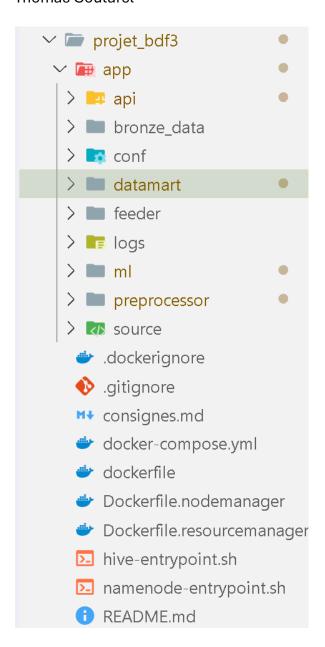
Comment les conditions environnementales, géographiques et temporelles influencent-elles la gravité des accidents routiers aux États-Unis, et comment peut-on anticiper ou réduire leur impact à l'aide de modèles prédictifs ?

Les accidents de la route sont un enjeu majeur de santé publique, de sécurité et de coûts logistiques. Grâce à un historique de **plus de 7,7 millions d'accidents** géolocalisés et horodatés, enrichis par des variables comme :

- la météo (Weather_Condition, Temperature(C), Humidity(%),
 Visibility_km)
- les infrastructures (Traffic_Signal, Junction, etc.)
- la temporalité (Sunrise_Sunset, Twilight, etc.)

...il devient possible d'identifier les conditions précises qui contribuent à des accidents plus graves (gravité Severity), d'entraîner des modèles prédictifs (prediction_classe), et de mieux orienter les politiques de prévention à travers le pays.

Cette problématique vise à exploiter ce gisement de données pour mieux anticiper les situations à haut risque, et mettre en place des actions ciblées et géolocalisées avant qu'un accident grave ne survienne.



Architecture du projet :

Détails sur la partie feeder (Bronze Layer) :

1. spliter.py

But: Découper le gros fichier qui se trouve dans <u>app/source/US Accidents March23.csv</u> (+3Go) en trois partitions par date sous format parquet, y ajouter une colonne dates de simulation, puis sauvegarder chaque partie au format Parquet (et CSV pour vérifier les données) dans un répertoire local.

Fonctionnement:

- Lecture du fichier source CSV : US_Accidents_March23.csv
- Split aléatoire en 3 DataFrames (parquet)
- Ajout d'une colonne situation_date (3 dates simulées)
- Sauvegarde dans : ./bronze_data/temp/{date}/parquet/ et ./bronze_data/temp/{date}/csv/

Lancer ce script en premier pour simuler une ingestion locale avant d'envoyer les fichiers dans HDFS avec :

```
Python feeder/spliter.py
```

Résultats :

```
    projet_bdf3

    app

    bronze_data\temp

    2025_06_15

    2025_06_16

    2025_06_17
```

2. save_hdfs.py

But: Lire les fichiers Parquet locaux générés ci-dessus et les écrire dans HDFS sous le dossier source/raw/{date}/parquet/ (logique d'ingestion brute).

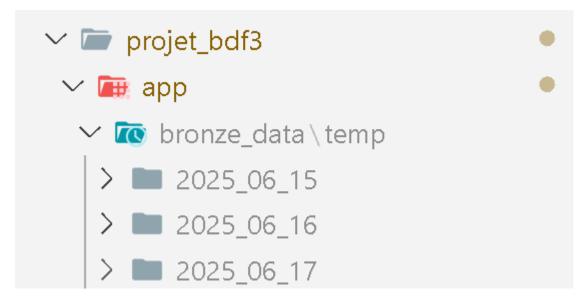
Fonctionnement:

- Liste les sous-dossiers locaux disponibles (ex: 2025 06 15, 2025 06 16, etc.)
- Pour chaque date :
 - Lecture Parquet en local
 - Suppression du dossier HDFS cible si existant
 - Écriture en mode overwrite sur HDFS

À exécuter après spliter.py pour peupler HDFS.

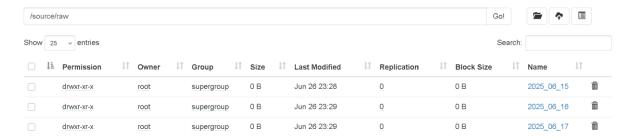
Python feeder/save_hdfs.py

Ici on exécute le script save_hdfs.py sur la machine hote et pas dans le container spark projet bdf3 pour envoyer le dossier bronze en local qui contient les 3 fichiers split





Browse Directory



Pour que dans YARN, le script main.py puisse le lire car si on ne le fait pas, le script va main.py va nous lever une erreur disant que le fichier n'existe pas si on décide de l'executer avec YARN

Environnement YARN != Environnement Spark

3. main.py

Thomas Coutarel

But : Lecture incrémentale des données depuis HDFS (source/raw) vers un dossier lakehouse/bronze, en fusionnant avec les données précédentes si elles existent (merge). C'est l'étape principale du feeder.

Fonctionnement:

- Recherche de la dernière date existante dans le bronze local !!!!
- Compare avec les dates disponibles dans raw pour lire la plus récente !!!
- Pour chaque nouvelle date :
 - Lecture des nouvelles données (pre bronze)
 - Union avec le bronze existant si présent
 - Sauvegarde du résultat cumulé dans bronze/{new date}/parquet/
 - Log via fichier + console

Ce script est à exécuter régulièrement pour enrichir le bronze depuis les fichiers HDFS.

```
spark-submit \
--master local \
--deploy-mode client \
--num-executors 2 \
--executor-cores 2 \
--executor-memory 2G \
--driver-memory 2G \
--conf spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager \
Feeder/main.py
```

Le script feeder/main.py a été lancé sur le cluster YARN en mode client, ce qui nous permet de visualiser les logs directement en local, tout en exécutant les tâches distribuées sur le cluster. Nous avons configuré Spark pour utiliser 2 exécutors avec 2 cœurs et 2 Go de mémoire chacun, ce qui permet de paralléliser les opérations de lecture, filtrage ou découpage des données sans surcharger le cluster.

Les options --conf utilisées dans la commande spark-submit permettent de configurer finement l'environnement d'exécution de Spark, en particulier dans un cluster YARN.

Par exemple, spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 et spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 garantissent que Spark utilisera Python 3 à la fois pour le driver (ApplicationMaster) et pour les executors, ce qui évite les incompatibilités entre versions de Python.

De plus, spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager permet de spécifier explicitement l'adresse du ResourceManager YARN lorsque Spark ne peut pas la détecter automatiquement, notamment dans un environnement Docker

Hadoop UI - YARN:

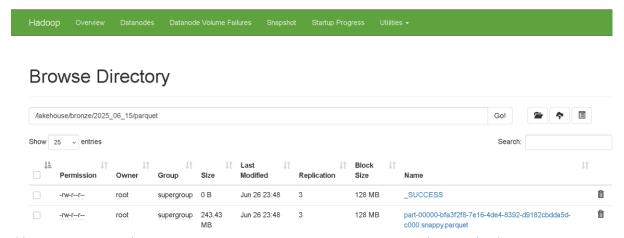


HDFS UI – Lakehouse/Bronze/

Ci-dessous est représenté processus du feeder:

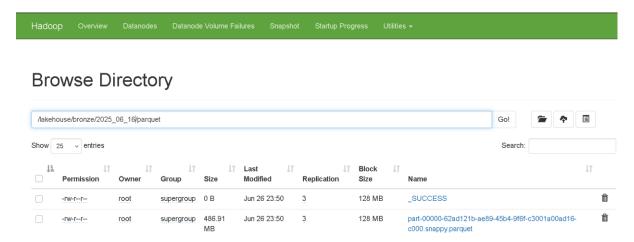
Le premier parquet (correspondant à la date du 15-06-5025).

On voit que la taille du fichier est de 243.43 mb.

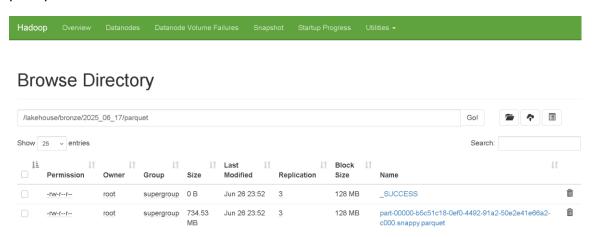


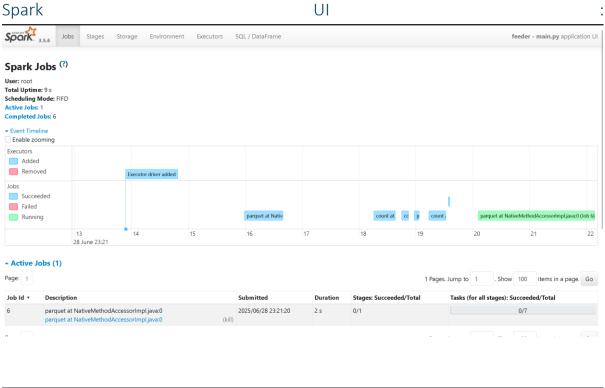
Ci-dessous on voit la seconde date (16-06-2025) avec une taille de fichier de 486.91 mb

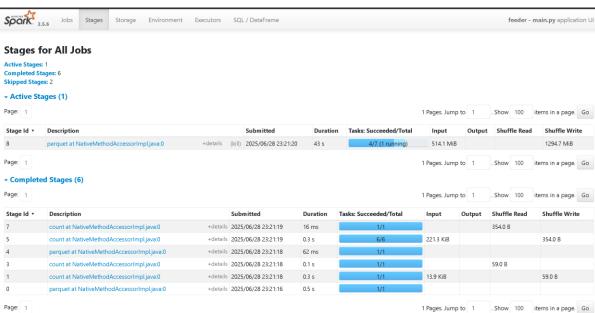
soit le double de la journée précédente (ce qui est normale pusique on ajoute la journée du 15-06 faisant 243.43 à la journée du 16-06 soit 243.43+

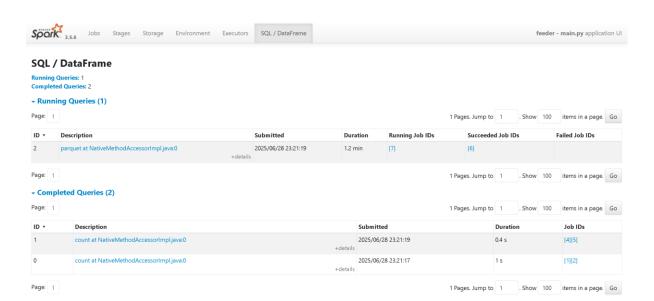


Enfin ci-dessous est représenté le dernier jour (17-06-2025) qui reprend le dernier jour (ici 16-06-2025) est ajoute la journée du 17-06. Et on voit que cela a bien marché puisque on a 734.53 mb.









4. verif jour.py

But : Simulation pour vérifier que l'incrémentation, epartition t fonctionne bien Il dupliquer un fichier Parquet existant et y ajouter une nouvelle valeur de date dans une colonne situation date (utile pour simuler des données futures).

Fonctionnement:

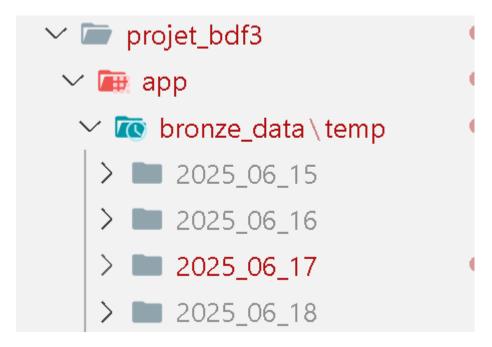
- Lecture d'un fichier .parquet
- Ajout colonne situation date
- Sauvegarde dans un nouveau répertoire temp

Utilitaire, utile pour générer des données simulées.

Python feeder/verif_jour.py

Ici, le script est aussi à lancer dans la machine hote, car il lit le dossier suivant

Résultats:



Et va créer une nouvelle partition avec une nouvelle date pour générer un nouveau parquet.

Ensuite nous relançons main.py et nous voyons dans les loggers qu'il reconnais bien qu'il y a un nouveau fichier, est qu'il va l'ajouté aux données du dernier fichier sur hdfs dans le lakehouse (dans notre cas 17-06-2025) etc (cf explication page 8-9-10).

5. config.py

But: Centraliser tous les chemins et constantes de configuration pour les autres scripts.

Fonctionnement:

- Contient les chemins HDFS (comme TEMP PATH, BRONZE ROOT...)
- Offre des méthodes statiques pour :
 - Récupérer les dates disponibles dans un dossier HDFS ou local
 - Construire dynamiquement des chemins vers les répertoires Parquet

Utilisé dans presque tous les scripts. Ce fichier ne s'exécute pas seul mais est importé.

Détails sur la partie preprocessor (Silver Layer) :

pre_traitement.py - Nettoyage et enrichissement du Bronze

But:

Ce script exécute une transformation approfondie des données stockées dans le dossier Bronze (HDFS), afin de produire deux DataFrames nettoyés :

- Un pour les analyses ML
- Un autre pour les jointures (description, localisation, condition météo conservées) Les deux sont écrits dans des **tables Hive** pour exploitation ultérieure.

Fonctions principales:

- Conversion des unités (Fahrenheit → Celsius, Miles → KM, Inches → CM...)
- Nettoyage direction du vent + transformation en vecteurs sin/cos
- Indexation des catégories : Timezone, State, Weather Condition
- Transformation des colonnes binaires (bool vers 0/1)
- Traitement des colonnes twilight (jour/nuit)
- Suppression de colonnes inutiles ou très bruitées
- Gestion des valeurs nulles : moyenne, zéro ou médiane
- Sauvegarde dans Hive

Fonctions réutilisables :

- **setup_logger()**: initialise des logs horodatés dans logs/ pour le debug et la traçabilité.
- **get_last_bronze_date()** : détecte automatiquement le dernier dossier disponible dans le Bronze.
- apply_unit_conversions(): convertit les unités impériales → métriques (mi → km, F → C...) et calcule des durées (duration minutes *).
- transform_categorical_features() : indexe les variables catégorielles (State, Timezone, Weather Condition) pour ML.
- transform_binary_features() : convertit les colonnes booléennes (Stop, Signal, Railway...) en colonnes numériques binaires.
- **clean_wind_direction()** : transforme la direction du vent en angle (°), puis crée ses coordonnées polaires sin/cos.
- manage_null_values() : gère les valeurs manquantes avec différentes stratégies (moyenne, médiane, zéro).

Thomas Coutarel

- **drop_columns()**: supprime proprement les colonnes inutiles selon les cas d'usage (ML ou analyse).
- **save_to_hive()**: sauvegarde un DataFrame Spark vers une table Hive parquet.
- log_df_show(): affiche un échantillon du DataFrame dans les logs.

Ces fonctions sont **appelées à plusieurs reprises** dans le **même** script, souvent sur différentes copies du DataFrame (df, df2, df2_cleaned) pour répondre à plusieurs besoins analytiques

Lancement

```
spark-submit \
--master yarn \
--deploy-mode client \
--num-executors 1 \
--executor-cores 1 \
--executor-memory 1G \
--driver-memory 1G \
--conf spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager \
preprocessor/pre_traitement.py
```

Ici aussi le script preprocessor/pre_traitement.py a été lancé sur le cluster YARN en mode client, pour visualiser les logs directement en local, tout en exécutant les tâches distribuées sur le cluster.

Mais ici, on a configuré Spark pour utiliser 1 exécutors avec 1 cœurs et 1 Go de mémoire chacun

Les options --conf utilisées dans la commande spark-submit permettent de configurer finement l'environnement d'exécution de Spark, en particulier dans un cluster YARN.

Par exemple, spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 et spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 garantissent que Spark utilisera Python 3 à la fois pour le driver (ApplicationMaster) et pour les executors, ce qui évite les incompatibilités entre versions de Python.

De plus, spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager permet de spécifier explicitement l'adresse du ResourceManager YARN lorsque Spark ne peut pas la détecter automatiquement, notamment dans un environnement Docker

Exemple de colonnes produites (df pour ML)

- Temperature(C)
- Wind Speed kmh
- Humidity(%)
- Weather_Condition_index
- Timezone_index, State_index
- wind_dir_sin, wind_dir_cos
- duration_minutes_accident, duration_minutes_record_weather
- Amenity num, Traffic Signal num...

Exemple de colonnes conservées (df2 pour jointure)

- Description, City, Zipcode, Street, Weather_Condition
- Sunrise_Sunset, Civil_Twilight, etc.

Résultats:

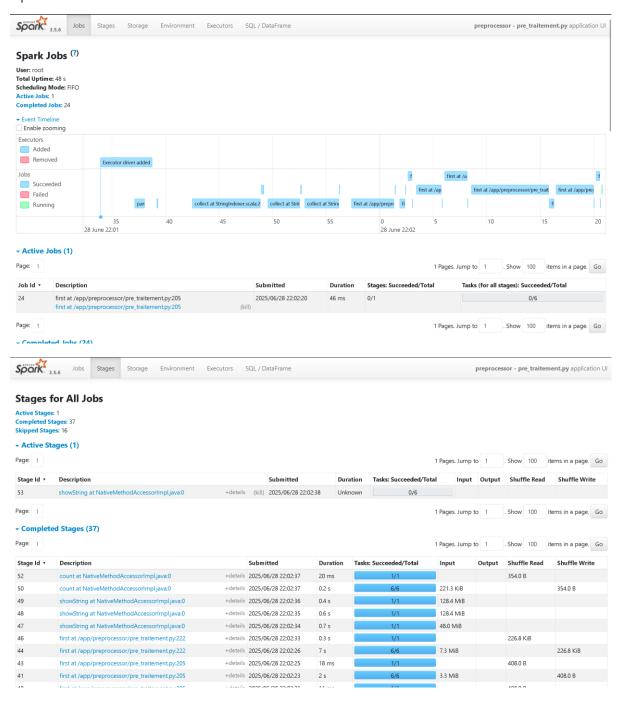
Hadoop UI - YARN:

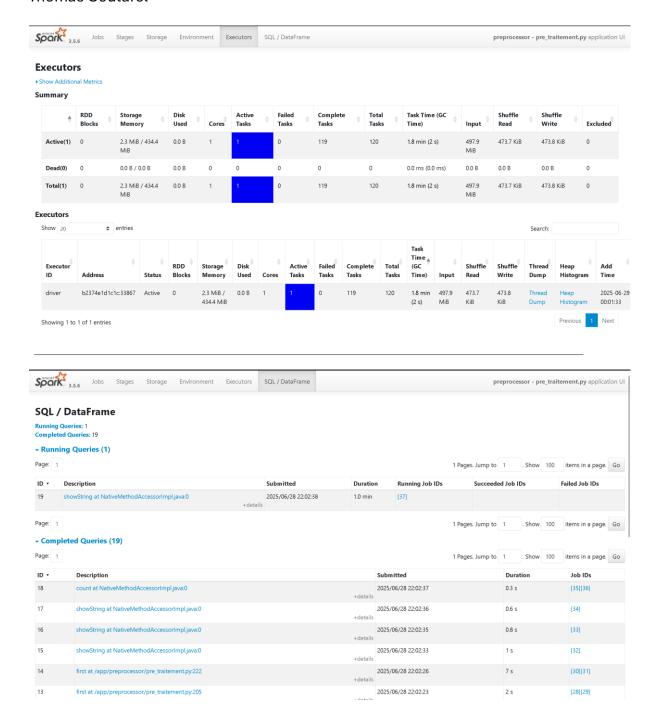


On voit les différents statuts d'exécution du job spark sur Hadoop UI, passant de :

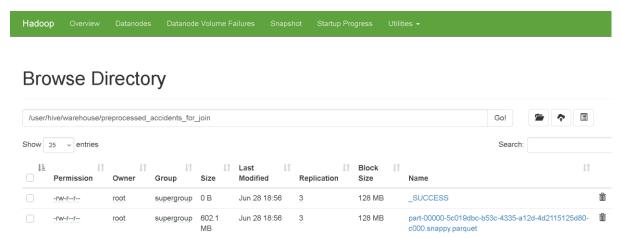
Accepted -> Running -> Finished

Spark UI:





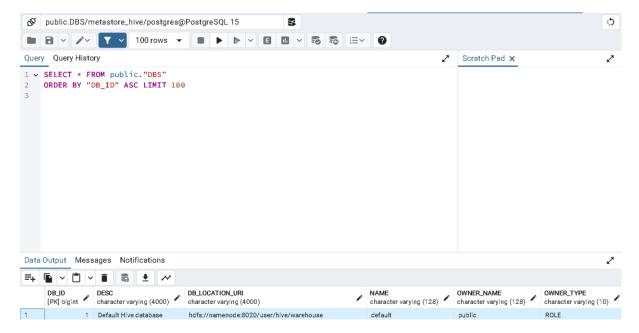
HDFS UI - Table Hive:

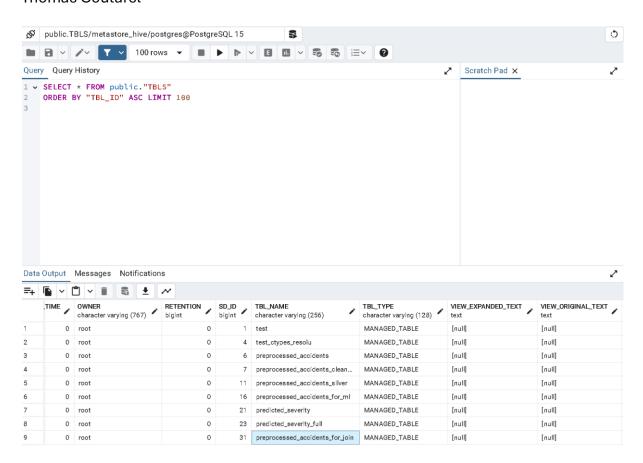


Les données de la couche silver ont bien été stockées dans une table Hive nommée : preprocessed accidents for join

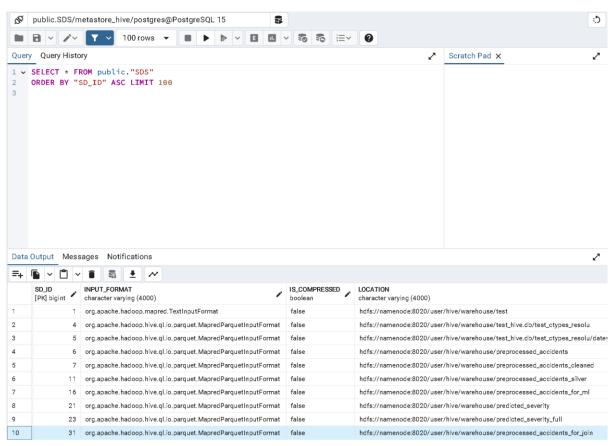
PgADMIN4 – Metastore Hive:

BDD Hive présent dans le chemin d'accès HDFS : /user/hive/warehouse/





Et on voit bien ici dans le metastore_hive sur Postgres que <u>preprocessed accidents for join</u> est bien <u>reconnu comme une table Hive</u>



Là, on peut voir le format (le parquet) du contenu de la table Hive, et aussi son chemin d'accès dans HDFS

Détails sur la partie ML (Silver Layer) :

severity_prediction.py - Machine Learning

But

Ce script entraîne un modèle de classification supervisée (Random Forest) sur les données nettoyées issues du preprocessing, dans le but de prédire le niveau de gravité des accidents (Severity) en fonction de plusieurs paramètres.

Fonctionnement

- 1. Initialisation de la session Spark avec Hive support
- 2. Lecture de la table prétraitée pour ML
- 3. Construction de la table de features + nettoyage
- 4. Split train/test et entraînement
- 5. Prédiction + ajout d'une colonne prediction classe
- 6. Évaluation de l'accuracy
- 7. Sauvegarde finale dans Hive

Lancement

```
spark-submit \
--master yarn \
--deploy-mode client \
--num-executors 2 \
--executor-cores 2 \
--executor-memory 2G \
--driver-memory 2G \
--conf spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager \
ml/severity_prediction.py
```

toujours pareil, on lance sur le cluster YARN en mode client. Mais ici, on a configuré Spark pour utiliser 2 exécutors avec 2 cœurs et 2 Go de mémoire parce que le modèle s'entraine sur un petit dataset (car notre machine n'est pas assez puissante pour le faire tourner)

Thomas Coutarel

Les options --conf utilisées dans la commande spark-submit permettent de configurer finement l'environnement d'exécution de Spark, en particulier dans un cluster YARN.

Par exemple, spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 et spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 garantissent que Spark utilisera Python 3 à la fois pour le driver (ApplicationMaster) et pour les executors, ce qui évite les incompatibilités entre versions de Python.

De plus, spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager permet de spécifier explicitement l'adresse du ResourceManager YARN lorsque Spark ne peut pas la détecter automatiquement, notamment dans un environnement Docker

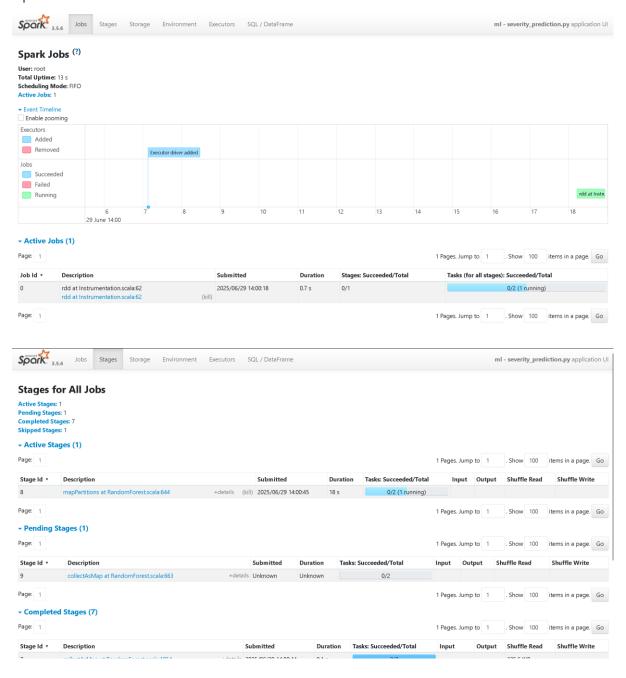
Exemple de colonnes utilisées pour les features

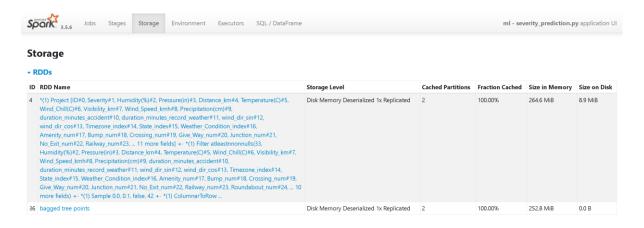
- Temperature(C), Wind_Speed_kmh, Humidity(%)
- Weather_Condition_index, Timezone_index, State_index
- duration minutes accident, wind dir sin, etc.

Sortie finale

- Une table Hive default.predicted severity full contenant :
 - Toutes les colonnes originales
 - Une colonne prediction classe (cast de prediction en int)

Spark UI:



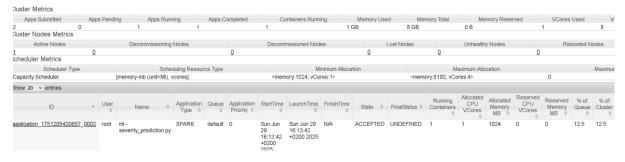




Hadoop UI - YARN:



All Applications





Thomas Coutarel

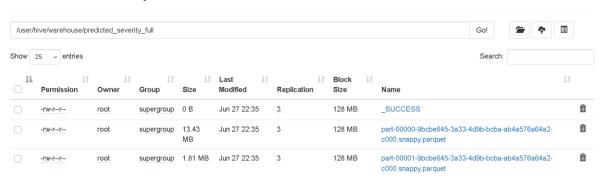
All Applications



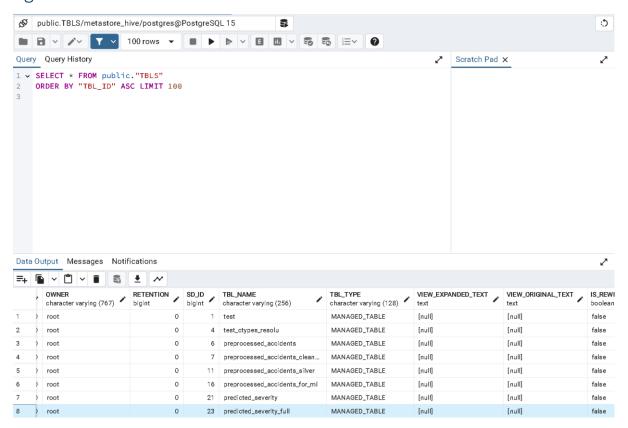
HDFS UI - Table Hive:



Browse Directory



PgADMIN4 - Metastore Hive:



join ml.py - Jointure finale pour enrichissement

Quand l'exécuter

Thomas Coutarel

Ce script doit être lancé **après** l'exécution de :

- 1. pre traitement.py qui génère la table preprocessed accidents for join
- 2. severity_prediction.py qui produit les prédictions dans predicted_severity_full

But

Fusionner les résultats de prédiction (prediction_classe) avec les colonnes descriptives conservées dans le DataFrame preprocessed_accidents_for_join, afin de produire une table finale enrichie et exploitable.

Fonctions

- Lecture de default.predicted severity full
- Lecture de default.preprocessed_accidents_for_join
- Jointure sur la colonne ID
- Sélection des colonnes utiles
- Sauvegarde de la table finale enrichie dans Hive : default.final_joined_accidents

Lancement

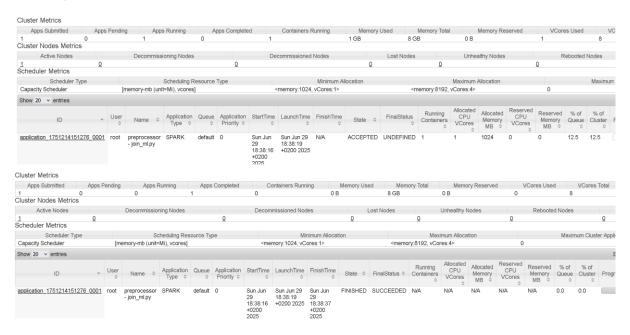
```
spark-submit \
--master yarn \
--deploy-mode client \
--num-executors 1 \
--executor-cores 1 \
--executor-memory 1G \
--driver-memory 1G \
--conf spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager \
Preprocessor/join_ml.py
```

Sortie finale:

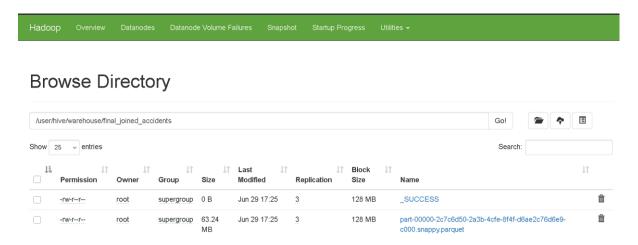
- Table Hive : default.final_joined_accidents
- Contient :
 - Données descriptives enrichies (ville, météo, description...)

- Colonne prediction classe

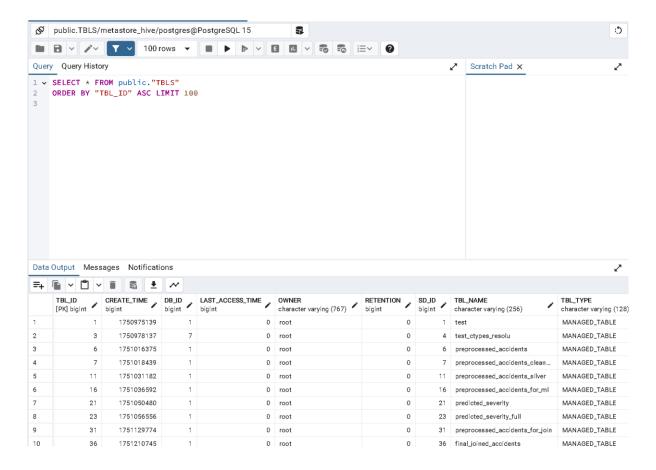
Hadoop UI – YARN:



HDFS UI - Table Hive:



PgADMIN4 – Metastore_hive :



Détails sur la partie Datamart (Gold Layer) :

datamarts.py - Export analytique vers PostgreSQL (Data Marts)

Quand l'exécuter

Ce script doit être lancé **en dernier**, une fois que la table default.final_joined_accidents a été générée via join_ml.py. Il produit plusieurs **marts analytiques** sur PostgreSQL à partir des données finales enrichies.

But

Créer plusieurs tables agrégées (Data Marts) pour analyse rapide :

- Par ville
- Par condition météo
- Par type d'infrastructure
- Accidents graves selon la météo
- Export complet de la table finale vers PostgreSQL

Fonctions

- Lecture de la table Hive final joined accidents
- Agrégations multiples avec groupBy
- Export via .write.jdbc() vers PostgreSQL

Détail des marts produits

- 1. dm_accidents_by_city : nb d'accidents, distance, durée, sévérité par ville et État
- 2. dm_weather_accidents : accidents selon conditions météo + température, précipitations
- 3. dm_accidents_by_infra: effet des infrastructures (stop, railway...)
- 4. dm grave accidents weather : accidents de sévérité 4 par météo
- 5. gold final accidents : dump complet de la table finale enrichie

Lancement

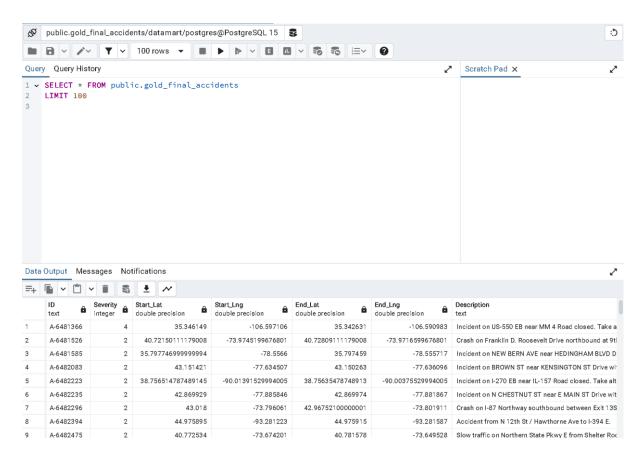
```
spark-submit \
--master yarn \
--deploy-mode client \
--num-executors 5 \
```

```
--executor-cores 2 \
--executor-memory 1G \
--driver-memory 1G \
--conf spark.yarn.appMasterEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.executorEnv.PYSPARK_PYTHON=python3 \
--conf spark.hadoop.yarn.resourcemanager.hostname=resourcemanager \
datamart/datamarts.py
```

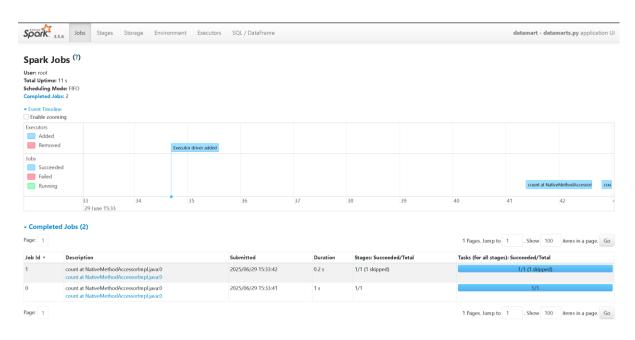
Là on veut avoir 5 executors car il y'a 5 datamarts à générer ce qui peut etre long avec qu'un seul executor. La mémoire on la met à 1GB car les datamarts sont des aggrégats donc plus léger que le dataset d'origine

PgADMIN4 – Datamart :

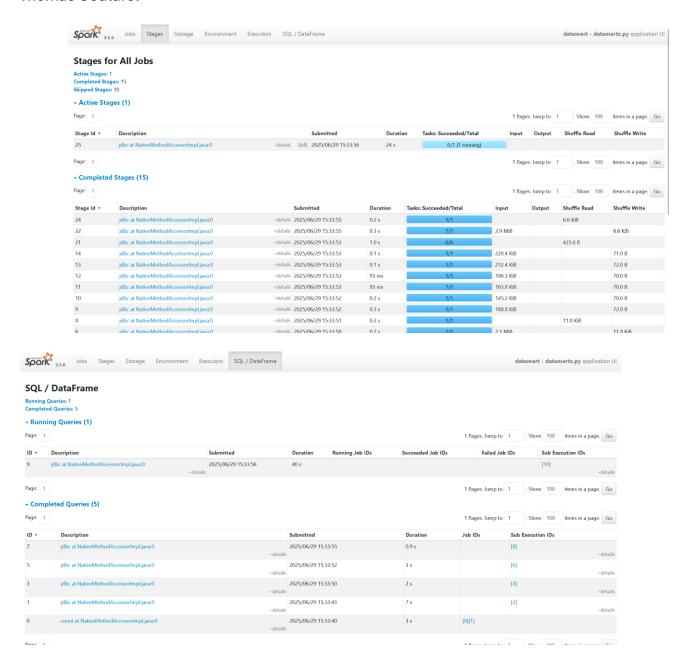
- > 🥞 datamart
- > 🥞 metastore_hive
- √ III Tables (5)
 - dm_accidents_by_city
 - > 🔠 dm_accidents_by_infra
 - dm_grave_accidents_weather
 - > == dm_weather_accidents
 - > == gold_final_accidents



Spark UI:



Jacques Lin Thomas Coutarel



Hadoop UI – YARN :

Cluster Metrics Apps Submitted Apps Pending Apps Running			Running	Apps Completed Containers Running				Memo	Memory Used Memory Tota		al Memory Reserved			VCore		VCore	
2 0	a r critaing				1 1 GB		лу Озса	8 GB		0 B		1		8			
Cluster Nodes Metrics																	
Active Nodes						Decommissioned Nodes			Lost No	odes	Unhea	Unhealthy Nodes			Rebooted Nodes		
1 0 Scheduler Metrics					0			0		0			<u>C</u>				
Scheduler Type		S	cheduling Res	source Type			Minimun	Allocation			Maximum A	llocation				Maximu	um C
Capacity Scheduler	[m	[memory-mb (unit=Mi), vcores]				<memory:1024, vcores:1=""></memory:1024,>				<memory:8192, vcores:4=""></memory:8192,>				0			
Show 20 v entries																	
ID +	User	Name 🌣 🖟	Application (Queue App	ority \$	ne LaunchT		e State	 FinalStat 	Running Containers		Memory	Reserved CPU VCores	Reserved Memory MB \$		% of Cluster	Pr
application 1751214151276 0002	root	datamart - S datamarts.py	SPARK C	lefault 0	Sun Jur 29 19:04:0 +0200 2025		N/A	ACCEPTE	D UNDEFIN	NED 1	1	1024 (0	12.5	12.5	
Apps Submitted Apps Pending Apps Running Apps Completed					Containers Running Memory Us				sed Memory Total Memory				Reserved VCores Used				
2 0				po completes	0 0 B				8 GB 0 B			0					
Cluster Nodes Metrics																	
Active Nodes	Active Nodes Decommissioning Nodes					Decommissioned Nodes				Lost Nodes Unhealthy Node				les Rebooted N			
	0 0				0	<u>0</u>				<u>o</u>				<u>0</u>			
Scheduler Metrics																	
Scheduler Type Scheduling Resource Type						Minimum Allocation				Maximum Allocation							N
Capacity Scheduler [memory-mb (unit=Mi), vcores]						<memory:1024, vcores:1=""></memory:1024,>				<memory:8192, vcores:4=""></memory:8192,>				0			
Show 20 v entries																	
ID	_ Use	er Name	Applicat Type	ion Queu	e Application Priority 0	StartTime	LaunchTime	FinishTime	State 0	FinalStatus ≎	Running Container	Allocated CPU VCores	Allocate Memor MB		Me	served emory MB \$	% Qu
	02 roo	t datamart -	SPARK	defau	lt O	Sun Jun 29	Sun Jun 29 19:04:02	Sun Jun 29	FINISHED	SUCCEEDED	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	4	0.0

Détails sur la partie API:

main_api.py - API FastAPI pour exposer les données du datamart

Quand l'exécuter

Ce script peut être exécuté **une fois que** la table gold_final_accidents a été générée et exportée dans PostgreSQL par datamarts.py. Il permet d'interroger les données via une API HTTP REST.

But

Offrir un point d'accès API pour explorer les données depuis le datamart PostgreSQL.

Fonctionnalités

- Connexion à la base datamart dans PostgreSQL via SQLAlchemy
- Lecture automatique de la table gold_final_accidents
- Endpoint /table/ avec pagination (page et limit)
- Résultat JSON formaté ligne par ligne

Démarrage de l'API

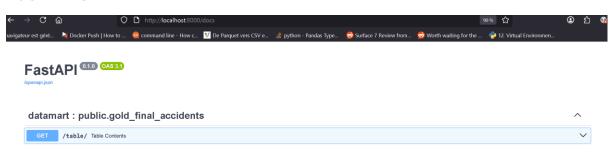
Il faut d'abord entrer dans le container : spark

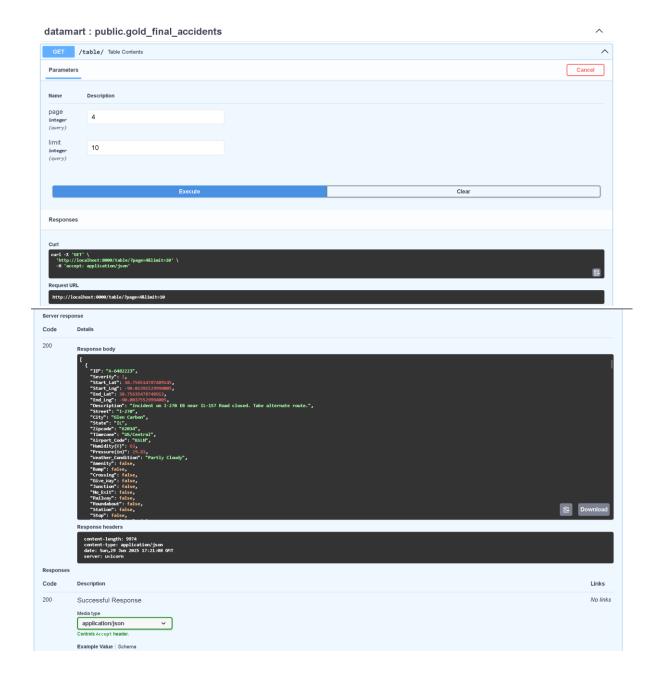
```
docker exec -it projet_bdf3 bash
```

Puis lancer le serveur uvicorn

```
uvicorn api.main:app --host 0.0.0.0 --port 8000 --reload
```

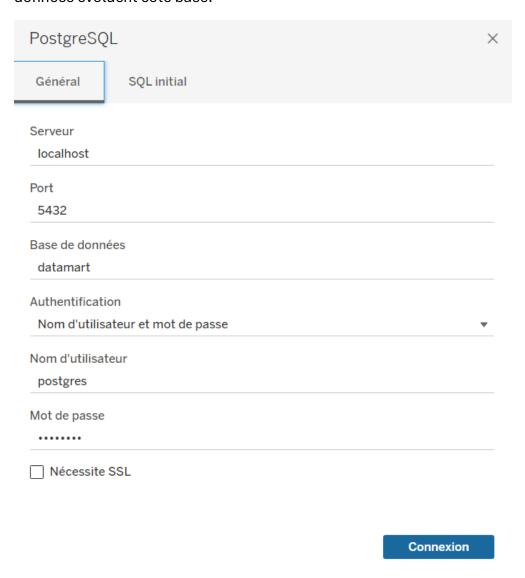
FastAPIUI:



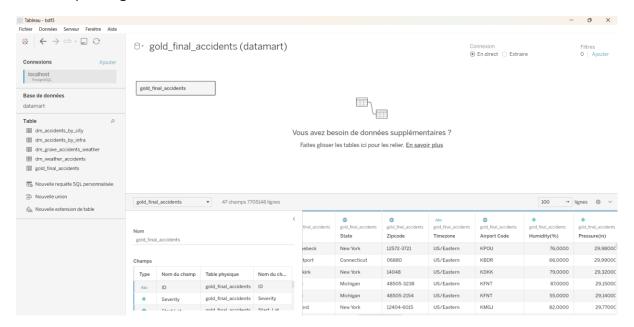


Business values:

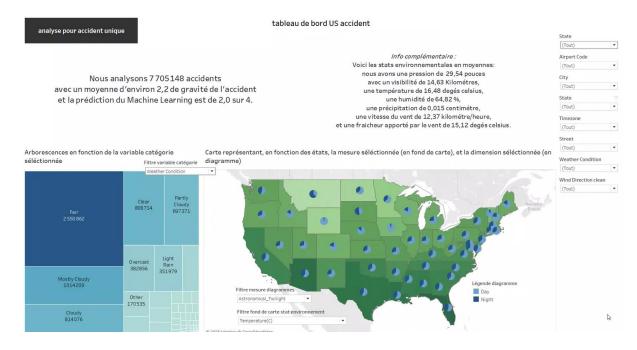
Pour exploiter les données enrichies dans **Tableau**, nous avons établi une connexion à une base de données **PostgreSQL** locale. En renseignant les informations nécessaires (serveur localhost, port 5432, base datamart, identifiants d'accès), nous avons pu accéder aux différentes tables exportées depuis Spark. Cela permet une **visualisation directe des datamarts** depuis Tableau, avec des mises à jour dynamiques si les données évoluent côté base.



Une fois la connexion établie, nous utilisons la datamart gold_final_accidents comme source principale. Elle regroupe plus de **7,7 millions d'accidents** enrichis avec des informations géographiques, environnementales et une **prédiction de la gravité** issue du modèle de Machine Learning. Cette table, connectée en direct à PostgreSQL, permet de construire des visualisations dynamiques (cartes, indicateurs, arborescences) et d'explorer tous les axes d'analyse disponibles dans les datamarts thématiques à gauche.



Dashboard:



Utilités:

Pour les agences de sécurité routière / collectivités locales :

- **Ciblage intelligent** des zones à risque selon les données météo/horaire → ex : déploiement de signalisation intelligente, limitation de vitesse dynamique dans les zones de brouillard, campagnes de sensibilisation météo-dépendantes.
- Investissements plus efficaces : grâce aux datamarts construits (accidents par ville, par infrastructure...), les budgets de sécurité peuvent être priorisés selon la gravité moyenne.
- Appui à la planification urbaine : mise en évidence des situations aggravantes (ex : intersections mal signalées) via les colonnes booléennes (Stop, Railway, Junction...).

2 Pour les assureurs / réassureurs :

- Utiliser les modèles prédictifs (ML) pour mieux segmenter le risque par région, météo et comportement.
- Affiner les modèles actuariels avec des variables climatiques réelles → au lieu de se baser uniquement sur des historiques sinistres.

Recommandation stratégique

Mettre en œuvre un système d'alerte préventive et adaptative basé sur les prédictions de gravité d'accident issues de l'analyse de données

Objectif:

Réduire la survenue d'accidents graves (gravité 3 ou 4) grâce à des **interventions ciblées** et **contextualisées** déclenchées par des conditions à risque identifiées automatiquement via le modèle.

1. Cartographie dynamique des zones à risque

- Exploiter les résultats du **modèle prédictif** pour localiser, par État ou ville, les **zones les plus susceptibles de générer des accidents graves** en fonction de :
 - l'heure de la journée,
 - les conditions météo (visibilité, pluie, vent...),
 - l'absence de signalisation ou d'infrastructure,
 - la présence de carrefours dangereux (Junction, Stop, etc.).

2. Déclenchement d'alertes intelligentes

- En couplant ces prédictions à des flux **temps réel** (API météo, capteurs routiers, caméras, données IoT), on peut :
 - **Envoyer une alerte aux conducteurs** via Waze, Google Maps, applications de covoiturage.
 - **Activer une signalisation lumineuse temporaire** (panneaux à messages variables, flashs LED dans les zones à visibilité réduite).
 - **Réduire dynamiquement la vitesse maximale** autorisée dans une zone donnée.

3. Actions correctives d'infrastructure

- Utiliser les datamarts exportés pour prioriser les budgets d'investissement :
 - Ajouter des feux aux intersections non protégées les plus dangereuses.
 - Repenser la visibilité ou l'éclairage sur les routes rurales fréquemment touchées.

Mettre en place des ralentisseurs, des ronds-points ou des zones tampons là où la prédiction moyenne est élevée.

Récapulatif de l'ordre d'exécution des différents scripts

•

```
projet_bdf3/
___ app/
        - feeder/
         — main.py # 5. Point d'entrée : appette spitter + save_hdfs
— verif_jour.py # 4. Vérifie les dates déjà présentes dans Bronze
         reprocessor/ <-- Étapes 2 et 4 : Nettoyage puis transfert vers Table hive

— pre_traitement.py # 5. Nettoyage et enrichissement → Hive :
       - preprocessor/
                                 # - preprocessed_accidents_for_ml
# - preprocessed_accidents_for_join
        └─ join_ml.py
                                # 7. Jointure finale avec les prédictions ML 	o Hive :
final_joined_accidents
                                <-- Étape 3 : Modélisation
      L— severity_prediction.py# 6. Entraîne un modèle Random Forest et prédit la gravité → Hive :
predicted_severity_full
      - datamart/
                                  <-- Étape 5 : Construction des marts dans PostgreSQL
        └─ datamarts.py
                                 # 8. Génère les data marts et exporte dans PostgreSQL :
                                  # - dm_accidents_by_city
# - dm_weather_accidents
                                  # - dm_accidents_by_infra
                                  # - dm_grave_accidents_weather
                                  # - gold_final_accidents
       api/
                                 <-- Étape 6 : API d'exposition des données finales
        L— main.py
                                 # 9. Expose gold_final_accidents via FastAPI (route `/table/`)
                                 # Logs auto-générés à chaque exécution
      - logs/
                            # Fichiers bruts simulés avant envoi HDFS (par date)
      - bronze_data/
```