

Compte rendu personnel - Transformation de données avec Pandas

Objectif

Nettoyer, transformer et sauvegarder un jeu de données CSV (jeu_donnees_etl_5000_lignes.csv) à l'aide de pandas, tout en journalisant les étapes dans un fichier .log.

0. Configuration du logger

Un logger est initialisé en début de script pour stocker dans un fichier (dossier logs/) toutes les opérations réalisées, horodatées et structurées selon un format de journal.

✓ Log file généré : logs/log_pipeline_YYYYMMDD_HHMMSS.log

```
# © Configuration du logger
log_dir = "logs"
os.makedirs(log_dir, exist_ok=True)
log_filename = os.path.join(log_dir, f"log_pipeline_{datetime.now().strftime('%Y%m%d_%H%M%S')}.log")
logging.basicConfig(
filename=log_filename,
level=logging.INFO,
format='%(asctime)s - %(levelname)s - %(message)s'
```

```
✓ logs

E log_pipeline_20250523_121210.log
```

1 Chargement des données :

- Fichier lu : jeu donnees etl 5000 lignes.csv
- Dimensions initiales : 5266 lignes × 5 colonnes
- · Colonnes:
 - o ID produit, Nom produit, Quantite vendue, Prix unitaire, Date vente

Problèmes identifiés :

- Valeurs nulles :
 - Nom_produit → 11 lignes
 - Quantite_vendue → 2672 valeurs manquantes

- o Prix unitaire → 2569 non-nulles
- Certaines dates invalides (invalid_date apparaît en mode texte)
- Présence de doublons possibles

```
# Chargement des données

chemin = './jeu_donnees_etl_5000_lignes.csv'

df_original = pd.read_csv(chemin)

logging.info(f"Chargement du fichier : {chemin} - {df_original.shape[0]} lignes, {df_original.shape[1]} colonnes")
```

```
PS C:\Users\DELL\Desktop\MapReduce> py main.py
Aperçu des données brutes :
   ID produit Nom produit Quantite vendue Prix unitaire Date vente
           1
                 Chemise
                                     10.0
                                                    25.0 2022-01-05
0
                Pantalon
1
           2
                                      8.0
                                                    35.0 2022-01-06
           3 Chaussures
2
                                      NaN
                                                    50.0 2022-01-07
3
           4
                 Cravate
                                     12.0
                                                    15.0 2022-01-08
           5
                    Robe
4
                                     15.0
                                                    45.0 2022-01-09
```

2 Suppression des doublons :

Méthode : drop_duplicates()

- Lignes supprimées : 301
- Nouvelles dimensions : 4965 lignes × 5 colonnes
- ✓ Action loggée correctement dans le fichier .log

```
# ► Nettoyage des doublons

df_clean = df_original.drop_duplicates()

nb_doublons = df_original.shape[0] - df_clean.shape[0]

logging.info(f"Suppression de {nb_doublons} doublons")

print(f" ✓ Après suppression des doublons : {df_clean.shape}")
```

```
Dimensions initiales : (5266, 5)
✓ Après suppression des doublons : (4965, 5)
```

3 Winsorisation des valeurs extrêmes :

Colonnes concernées :

- Quantite vendue
- Prix unitaire

Méthode utilisée :

- Calcul des bornes par IQR (Q1, Q3)
- Application de clip(lower, upper)

Objectif: éviter les valeurs très extrêmes qui fausseraient les moyennes.

```
# 6 Traitement des valeurs extrêmes (winsorisation)
Windsurf: Refactor | Explain | Generate Docstring | X
def limiter_extremes(colonne):
    q1 = colonne.quantile(0.25)
    q3 = colonne.quantile(0.75)
    iqr = q3 - q1
    borne_basse = q1 - 1.5 * iqr
    borne_haute = q3 + 1.5 * iqr
    return colonne.clip(lower=borne_basse, upper=borne_haute)

df_clean['Quantite_vendue'] = limiter_extremes(df_clean['Quantite_vendue'])
df_clean['Prix_unitaire'] = limiter_extremes(df_clean['Prix_unitaire'])
logging.info("Application de la winsorisation sur 'Quantite_vendue' et 'Prix_unitaire'")
```

4 Suppression des lignes critiques manquantes

Colonnes critiques : Nom produit et Prix unitaire

- Les lignes où ces champs sont NaN sont supprimées (avec dropna).
- L'opération est bien loggée.
- La colonne Quantite_vendue reste avec 1307 valeurs manquantes non traitées.

```
# 7 Suppression des lignes avec des champs critiques manquants
df_clean.dropna(subset=['Nom_produit', 'Prix_unitaire'], inplace=True)
logging.info("Suppression des lignes avec valeurs manquantes dans 'Nom_produit' ou 'Prix_unitaire'")
```

5 Validation des données nettoyées

Contrôles effectués :

- □ Doublons restants : 0 ✓
- Valeurs manquantes : Quantite vendue encore à 1307
- X Valeurs négatives : aucune sur les quantités ou prix

Ces résultats sont enregistrés dans un dictionnaire rapport et journalisés dans le log.

6 Création de la colonne Total HT

Calcul: Quantite vendue * Prix unitaire

- ✓ Effectué dans un bloc try/except avec journalisation.
- Marning généré ici aussi : SettingWithCopyWarning.
- → Cela est dû à la modification d'un DataFrame dérivé (df_clean). Pour éviter cela, il faut faire :

```
# Création d'une colonne calculée (avec gestion des erreurs)
try:

df_clean['Total_HT'] = df_clean['Quantite_vendue'] * df_clean['Prix_unitaire']
logging.info("Colonne 'Total_HT' créée avec succès")
except Exception as err:
logging.error(f"Erreur lors du calcul de 'Total_HT' : {err}")
```

7 Normalisation Min-Max de Total_HT

```
Nouvelle colonne : Total_HT_normalise
Formule : (x-min)/(max-min)(x - min) / (max - min)
```

Colonne bien ajoutée, mais les 1307 lignes avec NaN en Quantite_vendue ont propagé des NaN dans Total HT et donc dans la normalisation aussi.

```
# 9 Normalisation min-max
val_min = df_clean['Total_HT'].min()
val_max = df_clean['Total_HT'].max()
df_clean['Total_HT_normalise'] = (df_clean['Total_HT'] - val_min) / (val_max - val_min)
logging.info("Normalisation Min-Max de la colonne 'Total_HT'")
```

8 Agrégation par produit

- Regroupement (groupby) sur Nom produit
- Somme du Total HT
- Résultat stocké dans df resume
- ✓ Renommage final en Chiffre affaires

```
# Agrégation par produit

df_resume = df_clean.groupby("Nom_produit")["Total_HT"].sum().reset_index()

df_resume.rename(columns={"Total_HT": "Chiffre_affaires"}, inplace=True)

logging.info("Agrégation des ventes par produit (Total_HT)")
```

9 Documentation finale & sauvegarde

- Dictionnaire doc_resume généré
- Résumé imprimé et loggé

✓ Fichier final sauvegardé dans : archives/donnees filtrees 20250523 121210.csv

```
df_resume = df_clean.groupby("Nom_produit")["Total_HT"].sum().reset_index()
df_resume.rename(columns={"Total_HT": "Chiffre_affaires"}, inplace=True)
logging.info("Agrégation des ventes par produit")
```

```
✓ archives
■ donnees_filtrees_20250523_120951.csv
■ donnees_filtrees_20250523_121210.csv
✓ logs
■ log_pipeline_20250523_121210.log
■ jeu_donnees_etl_5000_lignes.csv
✓ main.py
```

- Streaming avec PySpark
- Partie 1 : Traitement Batch avec Pandas

Pipeline PySpark Streaming Ce notebook configure un pipeline PySpark qui lit en streaming des fichiers CSV, nettoie et transforme les données, calcule le chiffre d'affaires par produit en temps réel, et sauvegarde les résultats. 3 minutes ago (<1s)</p> from pyspark.sql import SparkSession from pyspark.sql.functions import col, when, to_timestamp, window, sum as _sum from pyspark.sql.types import StructType, StructField, StringType, IntegerType, DoubleType spark = SparkSession.builder \ .appName("Streaming_Pipeline") \ .getOrCreate() ✓ 2 minutes ago (<1s)</p> schema = StructType([StructField("ID_produit", StringType(), True), StructField("Nom_produit", StringType(), True), StructField("Quantite_vendue", IntegerType(), True), StructField("Prix_unitaire", DoubleType(), True), StructField("Date_vente", StringType(), True)

- ♣ Partie 2 : Adaptation temps réel avec PySpark Streaming
- Étapes réalisées :
 - 1. Flux CSV simulé en streaming avec readStream
 - 2. **Schéma défini** manuellement (types explicites)
 - 3. Nettoyage et enrichissement en streaming :
 - Suppression de null
 - o Filtrage des valeurs incohérentes
 - Création de valeur_totale
 - 4. Analyse en temps réel du chiffre d'affaires journalier
 - 5. Écriture en format Parquet dans un dossier daté
 - 6. **Gestion d'erreurs** (try/except + logs)

```
# Lecture streaming du dossier CSV
try:
   df_stream = spark.readStream \
       .option("header", "true") \
       .schema(schema) \
       .csv(input_path)
   logging.info(f"Lecture streaming depuis : {input_path}")
except Exception as e:
   logging.error(f"Erreur lecture streaming : {e}")
   raise
# Nettoyage : suppression des lignes sans 'Nom_produit' ou 'Prix_unitaire'
df_clean = df_stream.filter(
    (col("Nom_produit").isNotNull()) &
    (col("Prix_unitaire").isNotNull())
df_clean = df_clean.withColumn("Date_vente", to_date(col("Date_vente"), "yyyy-MM-dd"))
df_ca = df_clean.withColumn("Total_HT", col("Quantite_vendue") * col("Prix_unitaire")) \
    .withColumn("Annee_vente", year(col("Date_vente"))) \
    .filter(col("Annee_vente") == year(current_date())) \
    .groupBy("Nom_produit") \
    .sum("Total_HT") \
    .withColumnRenamed("sum(Total_HT)", "Chiffre_affaires")
# Écriture streaming dans dossier daté
output_path = "./output_streaming'
checkpoint_path = "./checkpoint"
query = df_ca.writeStream \
   .outputMode("complete") \
   .format("csv") \
    .option("path", output_path) \
   .option("checkpointLocation", checkpoint_path) \
    .trigger(processingTime="1 minute") \
   .start()
logging.info("Streaming démarré, en attente de traitement...")
# Pour exécuter en continu, décommentez la ligne suivante
```

Conclusion

Ce script est bien structuré, journalisé, et couvre les principales étapes du nettoyage de données. Il peut encore être renforcé avec :

- Un traitement complet des NaN (ex : imputation par médiane pour Quantite vendue)
- L'usage systématique de .loc pour éviter les SettingWithCopyWarning
- Une vérification des types pour Date_vente (conversion en datetime + nettoyage de valeurs invalides)

- Comprendre les différences entre traitement batch et streaming
- Maîtriser des outils comme Pandas pour la manipulation locale
- Utiliser **PySpark** pour des traitements scalables en temps réel
- Travailler avec des technologies professionnelles du Big Data (Spark, Parquet, streaming...)