

# Optimisez la gestion des données d'une boutique avec Python

Melchiori Manuel Data **analyst** Juillet 2024

### Analyses Exploratoires des Données



3 Fichiers excel



- 1 #Afficher les dimensions du dataset
- 2 print("Le tableau comporte {} observation(s) ou article(s)".format(df\_erp.shape[0]))

Erp: 6 colonnes 825 lignes

Liaison: 2 colonnes 825 lignes

Web: 29 colonnes 1513 lignes

- 1 #Consulter le nombre de colonnes
- 2 print("Le tableau comporte {} colonne(s)".format(df\_erp.shape[1]))

Noms des dataframes

### Traitements réalisés



#### Contrôle des Données Manquantes (NaN)

•Les valeurs manquantes, souvent représentées par NaN (Not a Number), peuvent fausser notre analyse si elles ne sont pas correctement traitées.

#### **Contrôle des Doublons**

•Les doublons peuvent fausser nos résultats en donnant un poids disproportionné à certaines entrées.

#### **Gestion des Valeurs Aberrantes**

•Les valeurs aberrantes sont des valeurs qui sont nettement différentes des autres valeurs observées. A garder dans le contexte De vente de vins

#### Contrôle des Valeurs Incohérentes

- •Nous avons vérifié la cohérence des données, par exemple en s'assurant qu'il n'y a pas de prix négatifs.
- •Les valeurs incohérentes peuvent indiquer des erreurs dans la collecte ou l'enregistrement des données.

#### **Traitement des Données Inexploitables**

Les données inexploitables peuvent être des données qui sont mal formatées, incomplètes ou qui ne correspondent pas à nos besoins d'analyse.

## Remarques éventuelles, pièges ou difficultés rencontrées

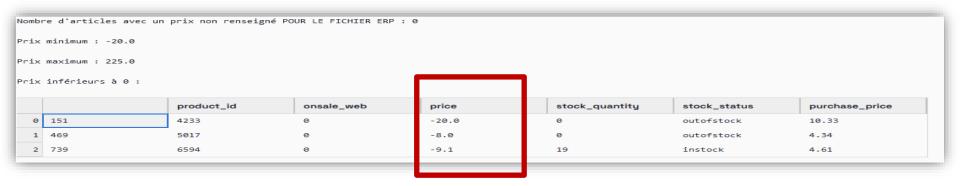


Г			product_id	onsale_web	price	stock_quantity	stock_status	purchase_price
	0	0	3847	1	24.2	16	instock	12.88
	1	1	3849	1	34.3	10	instock	17.54
	2	2	3850	1	20.8	0	outofstock	10.64
	3	3	4032	1	14.1	26	instock	6.92
	4	4	4039	1	46.0	3	outofstock	23.77

Des incohérences deviennent évidentes dès la première lecture.

# Remarques éventuelles, pièges ou difficultés rencontrées





Des prix négatifs?

# Remarques éventuelles, pièges ou difficultés rencontrées



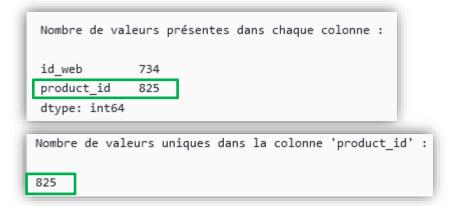
		sku	total_sales	post_date	product_type	post_name	post_modified
0	8	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
1	20	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
2	30	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
3	37	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
4	41	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
5							
6	1384	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
7	1429	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
8	1432	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
9	1445	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT
10	1457	NaN	NaN	NaT	NaN	NaN	NaT

Des données non exploitables

### Jointure de liaison et erp



Pour le fichier liaison La clé unique était visible



Une jointure pour df\_merge avec contrôle du nombre de lignes était adapté

```
df_merge = pd.merge(df_erp2, df_liaison, on='product_id', how='outer')

Doublons dans df_merge:
```

### Problématiques



Difficultés principales: Le nettoyage de df\_web



```
1 #Visualisation des valeurs de la colonne sku, il s'agit d'un Id du produit, donc un entier
2 print("Visualisation des valeurs de la colonne 'sku' :")
3 display(df web2['sku'])
5 # Trouver les valeurs qui ne sont pas des entiers
6 non_int_values = df_web2['sku'][~df_web2['sku'].apply(lambda x: str(x).isdigit())]
7 print("\nValeurs qui ne sont pas des entiers :")
8 display(non_int_values)
0 # Afficher le nombre de valeurs non entières
1 print("\nNombre de valeurs qui ne respectent pas la règle de codification (doivent être des entiers) :")
2 print('Il y a', non_int_values.value_counts().sum(), 'valeurs incorrectes')
4 # Recherche de valeurs nulles
6 print("\nValeurs nulles dans la colonne 'sku' :")
7 display(df_web2[null_values])
9 # Recherche de valeurs en double
0 duplicated values = df web2['sku'].duplicated()
1 print("\nValeurs en double dans la colonne 'sku' :")
2 display(df web2[duplicated values])
```

## Jointure de df\_merge et df\_web2



Inversement pour le fichier Web

 $Id_web = sku$ 

Sku du fichier web était également Remplis de doublons, valeurs nulles, nan,,,

DataFrame après suppression des doublons :

714 rows x 6 columns

Nombre de valeurs présentes dans chaque colonne :

id\_web 734
product\_id 825
dtype: int64

Articles sans correspondances dans la colonne 'id\_web' :

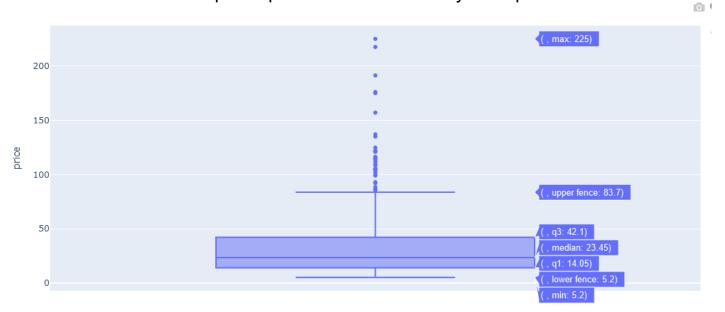
91

Une jointure interne de id\_web sur Sku du df\_web2 nettoyé, on arrive à un df de 714 lignes

## Analyses univariées du prix



Boite a moustache très simplifiée pour la lecture et l'analyse du prix



## Limites éventuelles de l'analyse



En analysant de façon globale, on ne fait pas la distinction entre les types de produits

Les vins, champagne et cognac n'ont pas forcément les mêmes « zones » de prix La propreté des jeux de données est également primordiale

Par exemple, parmi les vins les plus chers, nous avons :

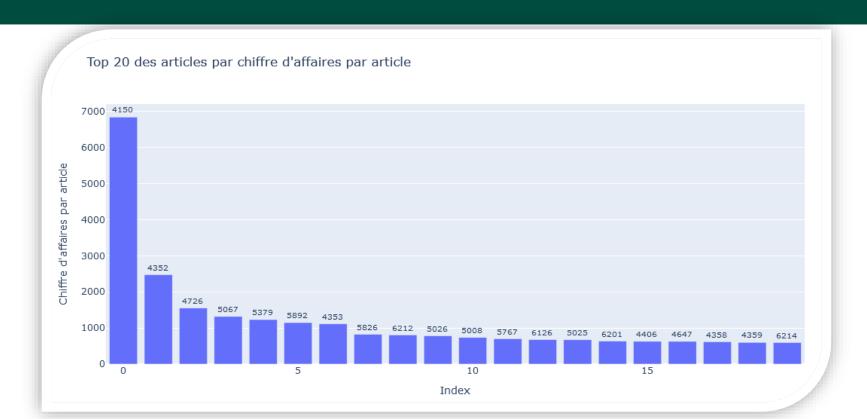
- Champagne Egly-Ouriet Grand Cru Millésime 2008
- David Duband Charmes-Chambertin Grand Cru 2014

Les produits de prestiges peuvent également secouer les données



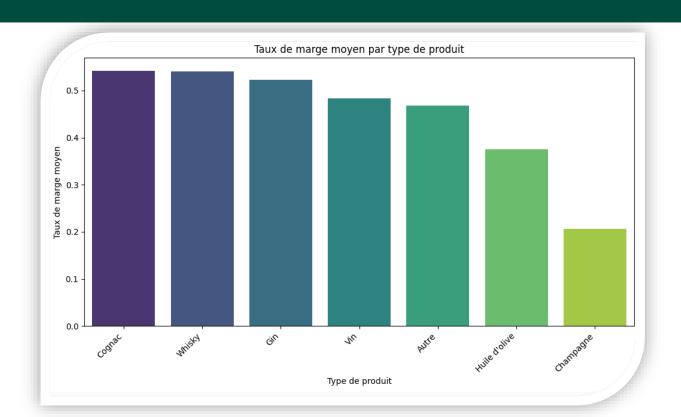
#### Analyses complémentaires CA, quantités, stocks, taux de marge et correlations





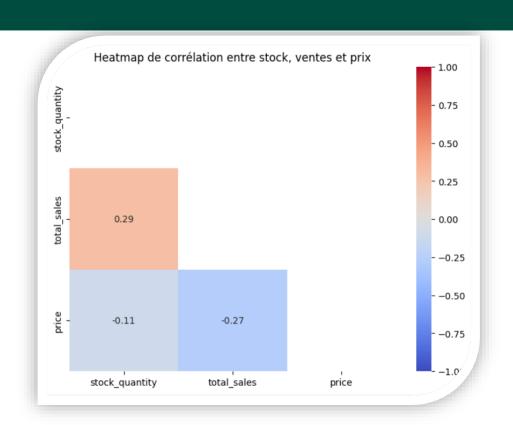
#### Analyses complémentaires CA, quantités, stocks, taux de marge et correlations





#### Analyses complémentaires Corrélation via Heatmap





## Actions pour la suite



- -Nettoyage Continu des Données pour exploitation plus simplifiée, ou mettre en place des garde-fous, voir automatisation éventuelle
- -Revue éventuelle des prix, on constate qu'une augmentation des prix menaient a moins de ventes,

-Mise en place d'une gestion de stock plus équilibrée



#### Conclusion



Projet a été assez exigeant en raison de la quantité importante de nettoyage de données à effectuer.

Les défis majeurs résidaient dans la correction de la syntaxe, qui peut être améliorée grâce à l'intelligence artificielle, et la répétition de certaines actions, notamment le copier-coller de mêmes types d'analyses sur différents fichiers.



Malgré ces défis, l'étude a pris forme et as été très enrichissante,