# Segmentation d'un site de e-commerce



### Sommaire:

- Rappel de la problématique
- Analyse exploratoire et Feature Engineering
- Modélisations
  - Kmeans
  - DBScan
- Modèle retenu
- Maintenance et fréquence de mise à jour

Rappel de la problématique



# Rappel de la problématique :



- Olist, marketplaces en ligne
- Segmentation de clients
- Comprendre les différents types d'utilisateurs, définir des profils
- Mise en place d'algorithmes non supervisés de clustering
  - Kmeans
  - Dbscan
  - Hierarchique



# Descriptif du jeu de donnés:



Type, Montant, Plusieurs fois

Orders

Infos commande, date livraison



Catégories, Taille/poids, Description, Photos



Villes Etats

Products

Customers



Notes Commentaires



Villes Etats

Reviews

Sellers

o circi o

Latitude Longitude



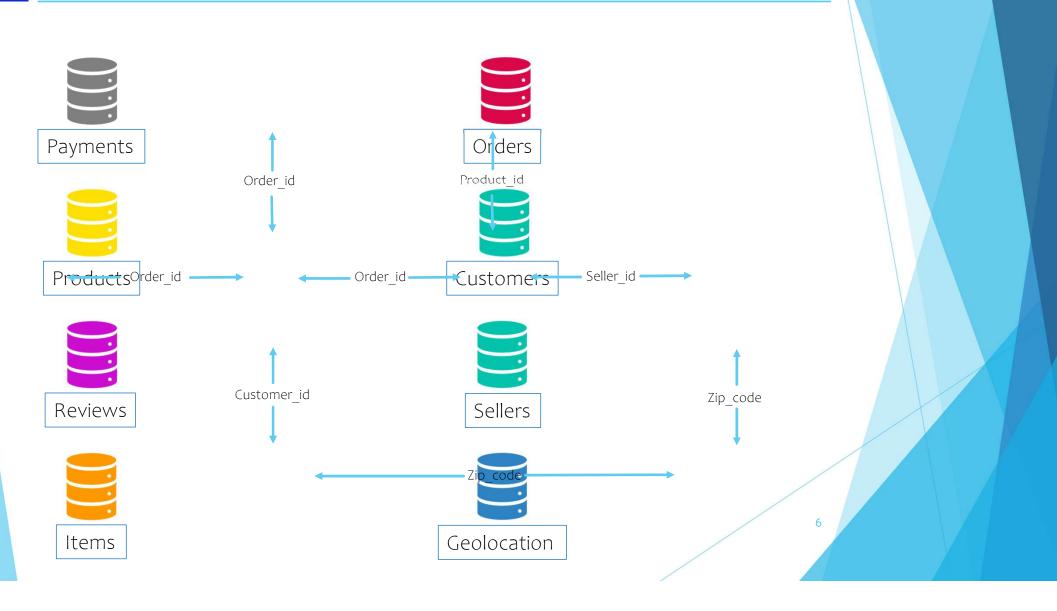
Détails produit



- 5



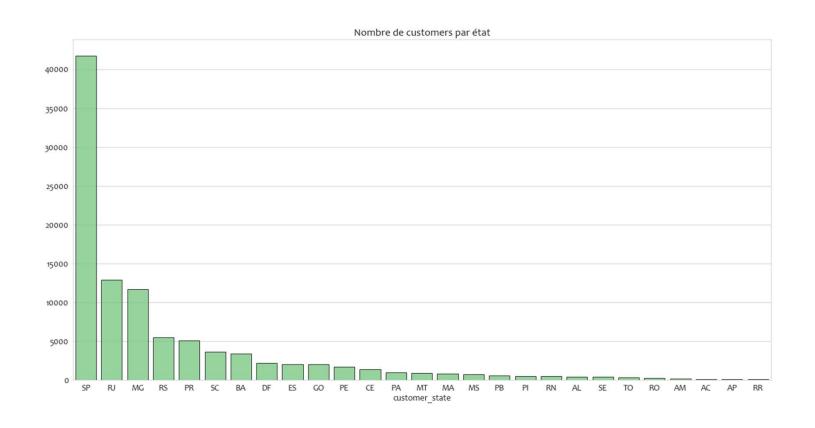
# Descriptif du jeu de donnés:



# Analyse Exploratoire Feature Engineering



# Analyse Exploratoire: Localisation

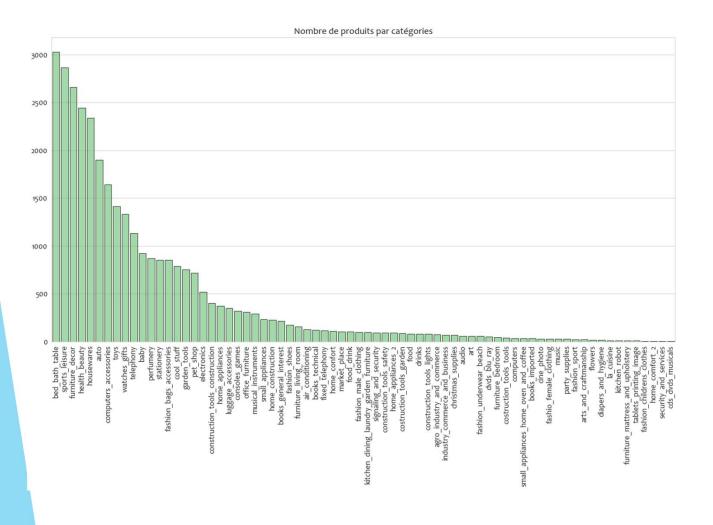


96 000 clients.

120 clients ont acheté de plusieurs lieux.



# Analyse exploratoire : Catégories de produits



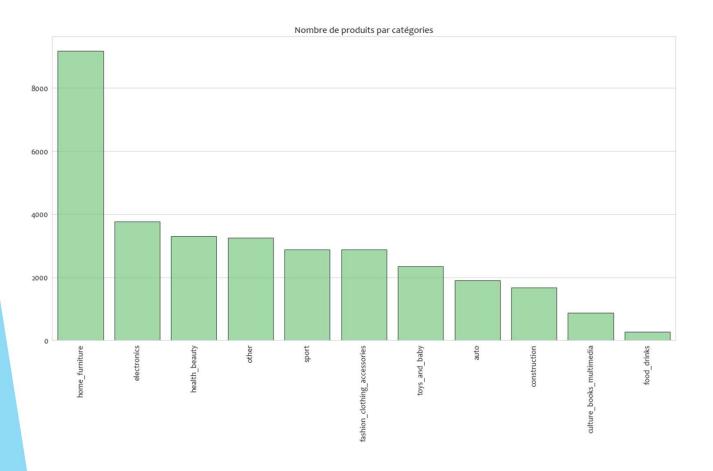
Réduction du nombre de catégories.

Regroupement par thème.

Aménagement maison
Electronique
Santé/ beauté
Sport
Mode
Jouet et bébés
Voiture
Construction
Culture/livres/multimedia
Nourriture/boisson
Autre



# Analyse exploratoire : Catégories de produits



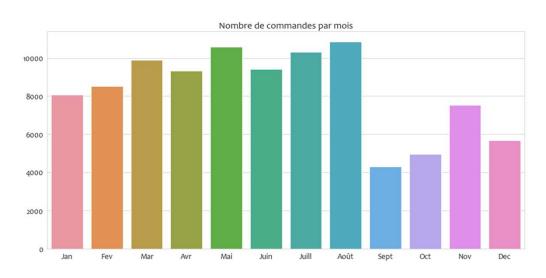
Réduction du nombre de catégories.

Regroupement par thème.

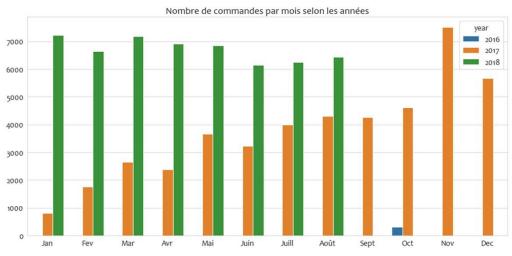
Aménagement maison Electronique Santé/ beauté Sport Mode Jouet et bébés Voiture Construction Culture/livres/multimedia Nourriture/boisson Autre



# Analyse exploratoire: Dates de commande



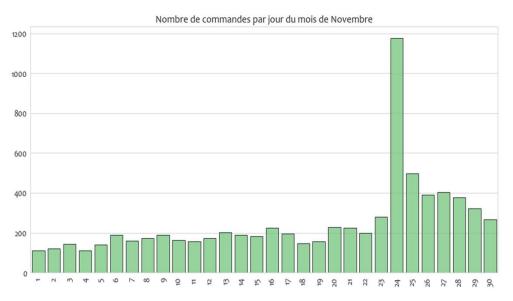
Septembre à octobre : une seule année.



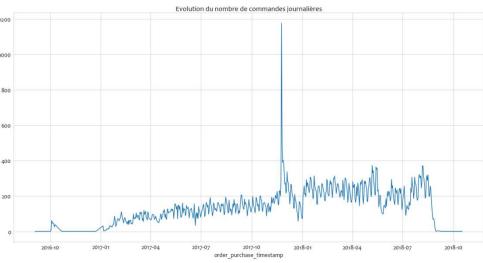
Croissance sur année 2017.

Pic en novembre.

# Analyse exploratoire: Dates de commande



Pic de commandes le 24 Novembre. Commandes plus élevées sur la fin du mois : BlackFriday.



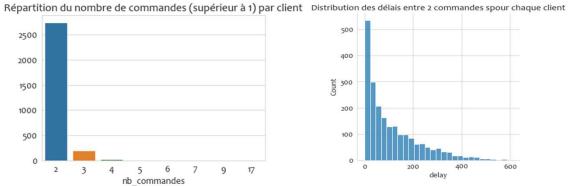
Un seul pic aussi élevé sur l'année.

Légère baisse en été.

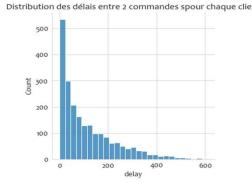
# Analyse exploratoire : Nombre de commandes



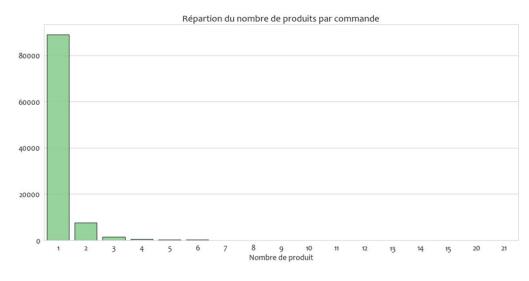
Majoritairement 1 seule commande par client



Parmi les clients à commandes multiples majoritairement 2 commandes

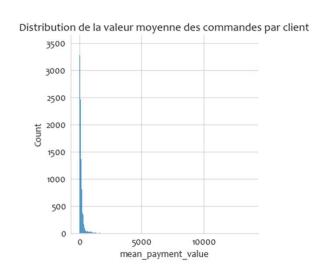


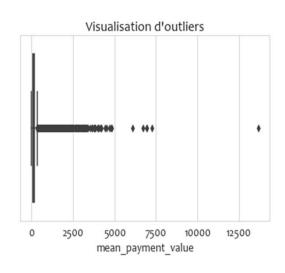
Délai entre commandes inférieur à 6 mois



1 produit par commande

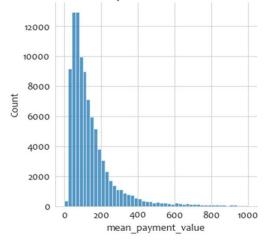
# Analyse exploratoire: Montant moyen





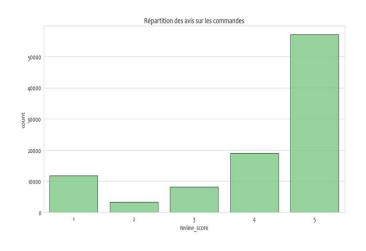
Détection d'outliers : au dessus de 5 000\$ pour une commande.

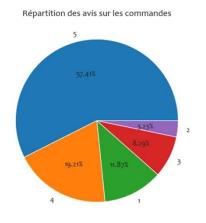
Distribution de la valeur moyenne des commandes < à 1000\$ par client



La majorité des paiements sont inférieurs à 200\$

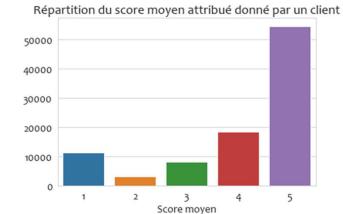
# Analyse exploratoire: Reviews





Avis plutôt positifs: 4 ou 5/5.

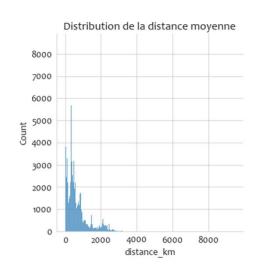
1/5 troisième note la plus présente avec 12%.

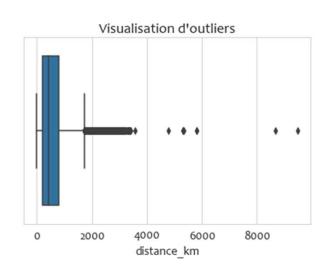


La plupart des clients ont 1 seule commande.

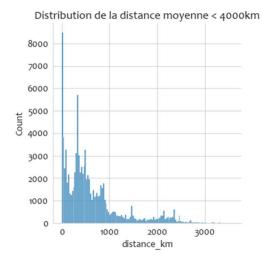
La distribution est presque identique.

# Analyse exploratoire: Distances





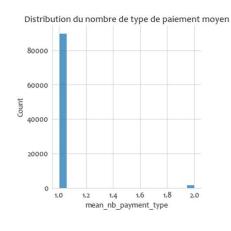
Détection d'outliers : au dessus de 4 000 km

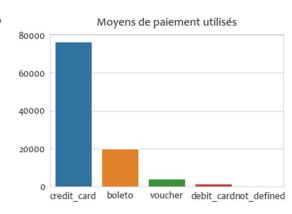


La majorité des distances sont inférieures à 1 000 km.

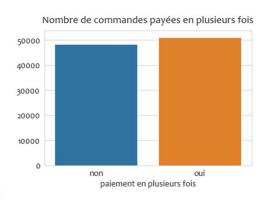


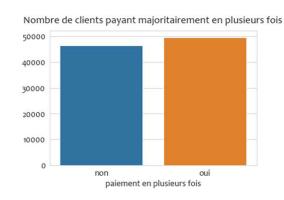
# Analyse exploratoire: Paiements





Majoritairement 1 seul type de paiement: Credit Card





Environ la moitié des commandes sont payées en plusieurs fois sur un des types de paiement.

Majoritairement 1 commande par client: résultat presque identique



# Feature Engineering:

- Rassembler les informations à l'échelle des clients en jouant avec les données
- Achat au black Friday ?
- Plusieurs commandes ? Délai entre commandes
- Paiement moyen
- Note moyenne
- Distance
- Paiements en plusieurs fois/types
- Types de paiement
- Catégories de produits



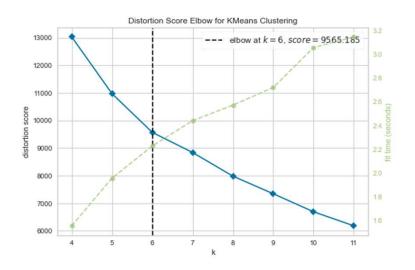
# Feature Engineering:

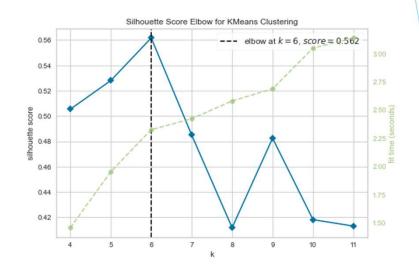
- Binarisation
  - BlackFriday
  - Plusieurs commandes binarisé
  - Paiement en plusieurs fois : si 50%+ des commandes en plusieurs fois
- Type de paiement : compter le fois d'utilisation par moyen
- Compter nombre produit par catégorie
- MinMaxScaler
  - La plupart des valeurs sont entre o et 1
  - ▶ Réduire l'impact des variables paiement moyen et distance



# Clustering KMeans

#### Kmeans KElbow method:





Somme des distances aux centroïdes.

Différence entre distance moyenne au même cluster et distance moyenne autre clusters avec rapport au max.

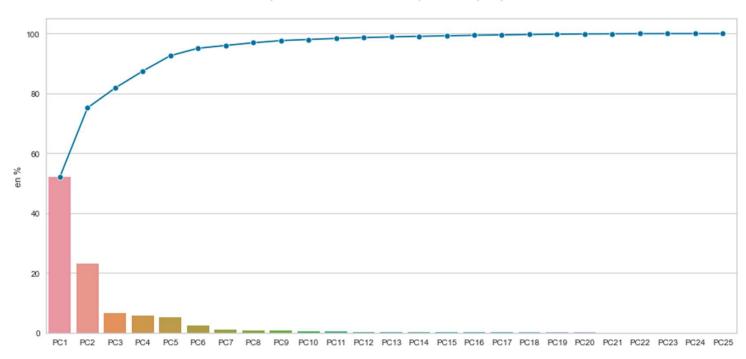
Compris entre -1 et 1, 1 étant le meilleur.

6 clusters



# Analyse en composantes principales :



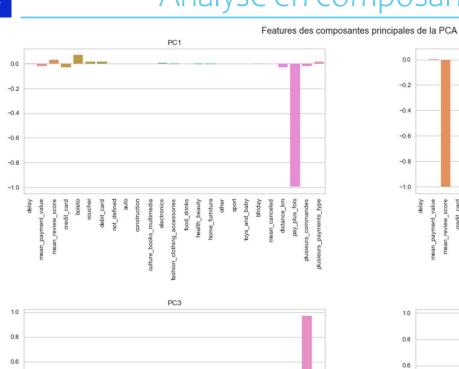


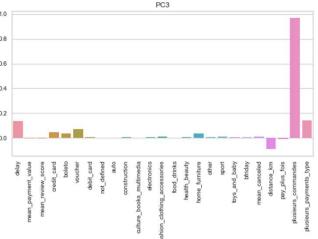
Au départ 25 features

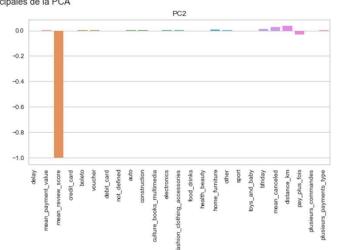
87% de variance expliqué par les 4 premières composantes principales

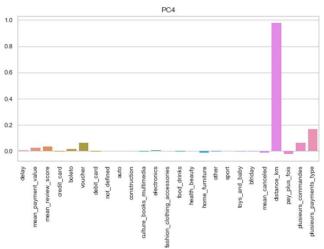


# Analyse en composantes principales :





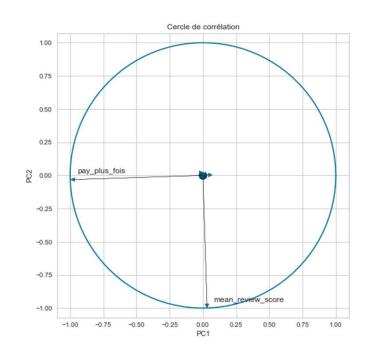


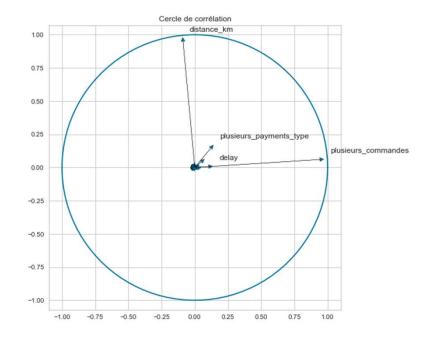


24



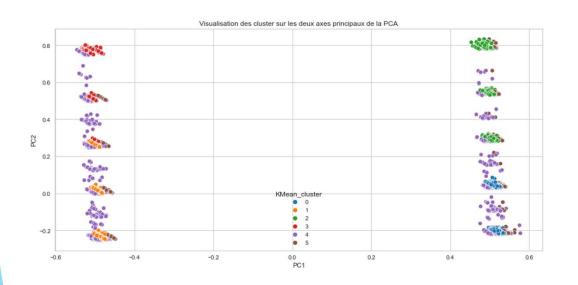
# Analyse en composantes principales :

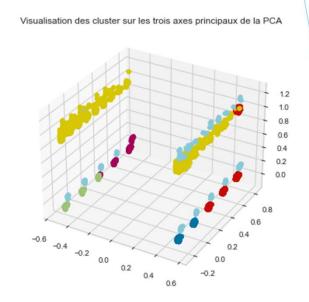




Features non corrélées linéairement

# PCA: Représentation des clusters

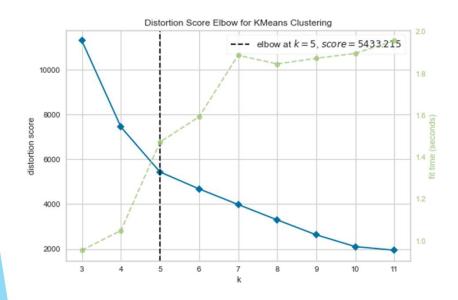


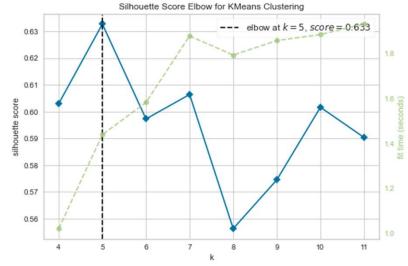


Quelques clusters bien définis mais un cluster qui a l'air de l'être un peu moins.

Possibilité d'entraînement du modèle après la PCA sur les 4 variables principales ?

# Entraînement après réduction dimensionnelle:

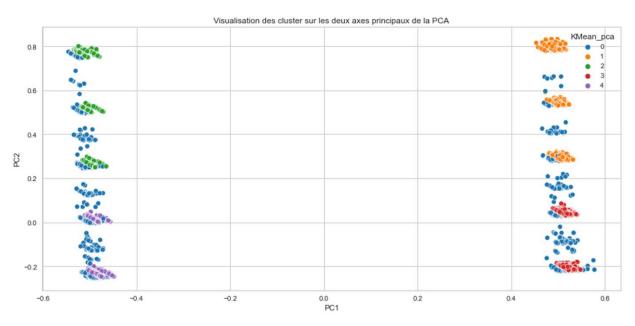




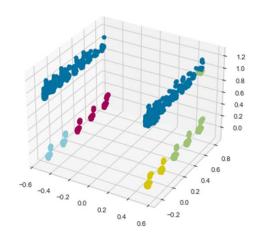
Nouveau nombre de cluster : 5

meilleure silhouette: 0,562 vs 0,633

# Après PCA: Représentation des clusters

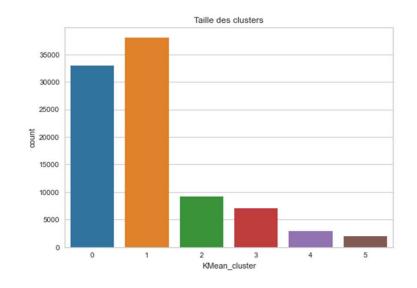


Visualisation des cluster sur les trois axes principaux de la PCA



Clusters mieux séparés

# Taille des clusters avant et après PCA:



Taille des clusters après pca

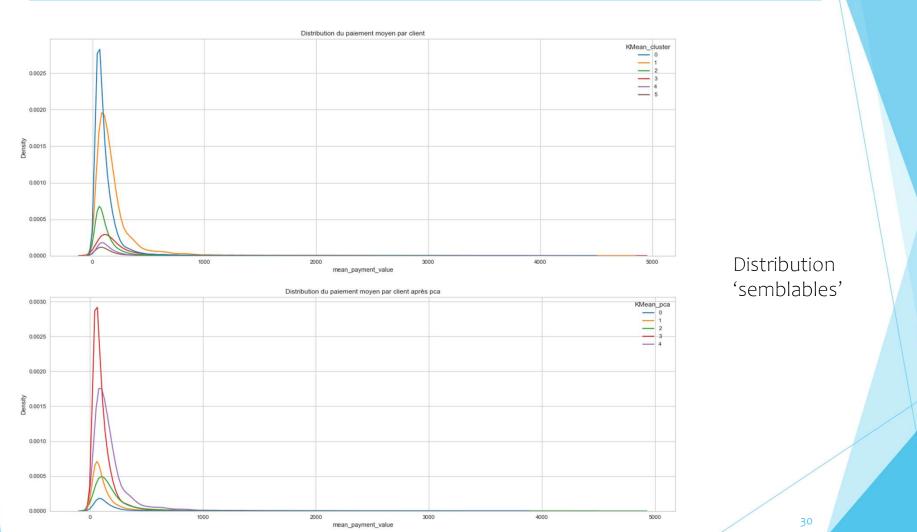
35000
25000
15000
0 1 2 3 4
KMean\_pca

2 clusters principaux : 75% des points.

Le numéro du cluster n'a pas d'importance.

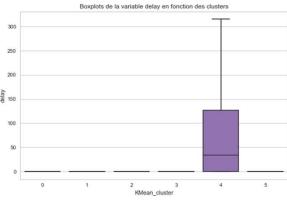


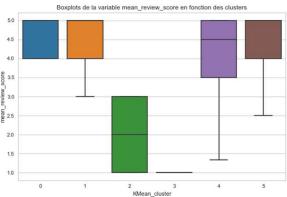
# Distribution du paiement moyen avant et après PCA:

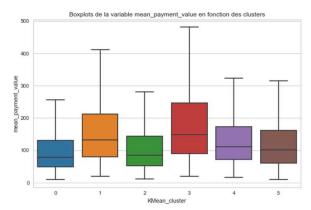


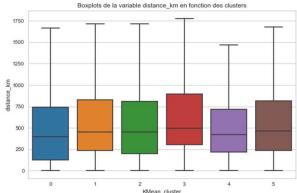
# Boxplots par cluster avant PCA:

Boxplot des variables ['delay', 'mean\_payment\_value', 'mean\_review\_score', 'distance\_km'] avec les clusters de KMean\_cluster









Plusieurs commandes cluster 4

Clusters 1 et 4 : paiement moyen plus élevé

#### Avis:

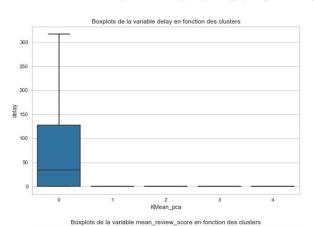
Cluster 3 très mécontent Cluster 2 plutôt insatisfait Cluster 1, 4 et 5 mélangés Cluster 0 satisfait

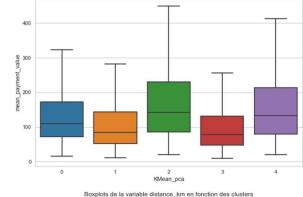
5.0

4.0

# Boxplots par cluster après PCA:

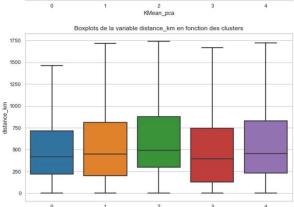
Boxplot des variables ['delay', 'mean\_payment\_value', 'mean\_review\_score', 'distance\_km'] avec les clusters de KMean\_pca





Boxplots de la variable mean\_payment\_value en fonction des clusters

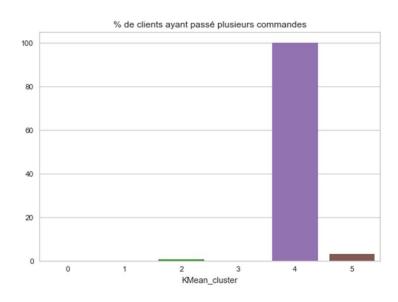


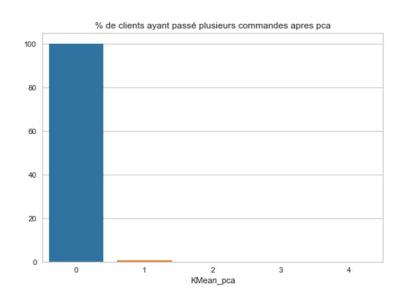


Clusters 2 et 4 : paiement moyen plus élevé 1 et 3 légèrement plus bas

Avis:
Clusters 1 et 2 plutôt insatisfaits
Cluster o mélangé
Clusters 3 et 4 satisfaits
Perte cluster 'très mécontents'

# Plusieurs commandes avant et après PCA:



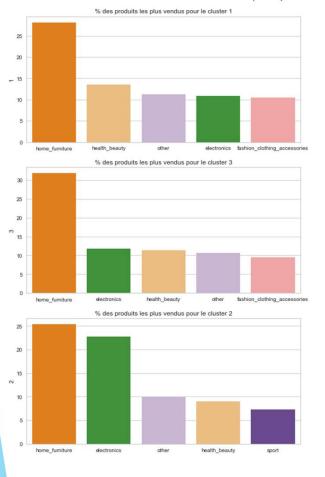


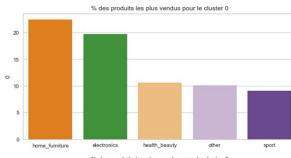
Majoritairement répartis dans un seul cluster à part quelques exceptions.



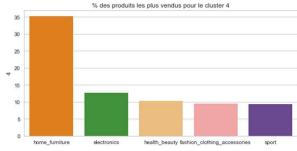
# Top produit avant pca:











Home furniture : toujours elevé

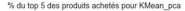
2 clusters privilégiant aussi l'électronique

3 clusters avec la catégorie sport

4 clusters avec la catégorie fashion

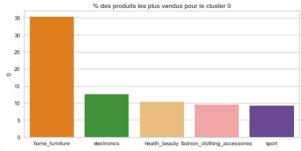


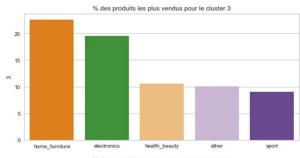
# Top produits après PCA:













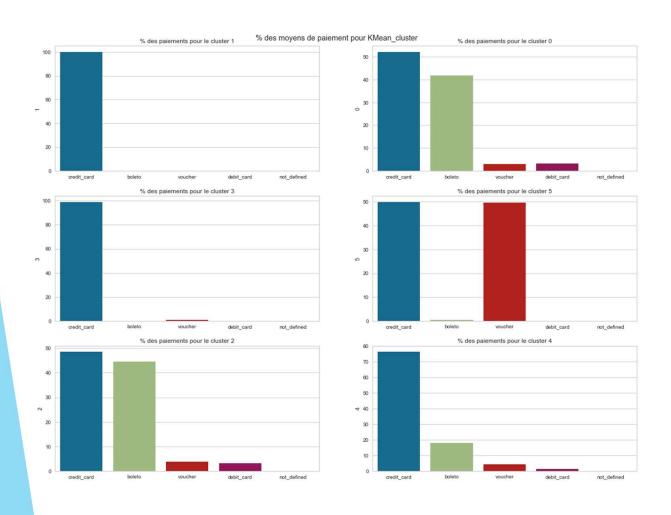
On garde à peu près les mêmes distributions par cluster Home furniture : toujours elevé

2 clusters privilégiant aussi l'électronique

3 clusters avec la catégorie sport

3 clusters avec la catégorie fashion

# Types de paiement avant PCA:



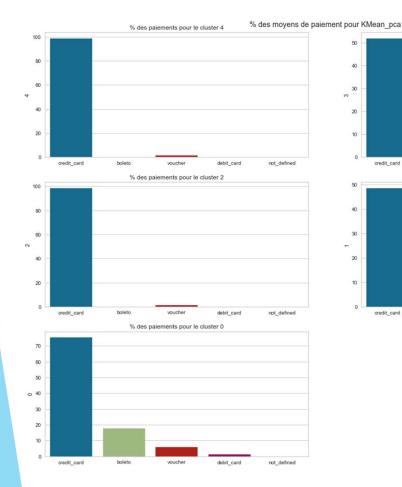
2 clusters uniquement Credit Card

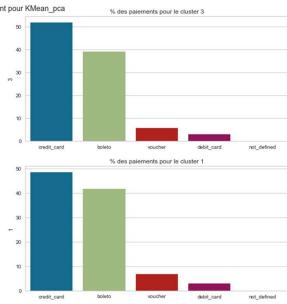
2 clusters Credit Card & Boleto

1 cluster Credit Card & Voucher



## Types de paiement après PCA:





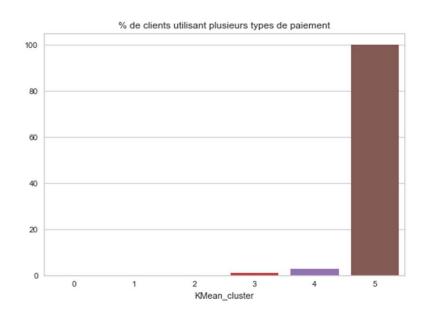
2 clusters uniquement Credit Card

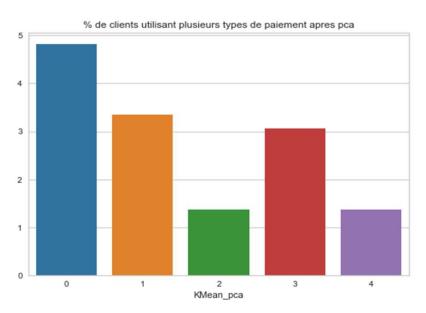
2 clusters Credit Card & Boleto

Perte du cluster 5 : Credit Card & Voucher



#### Types de paiement avant et après PCA:

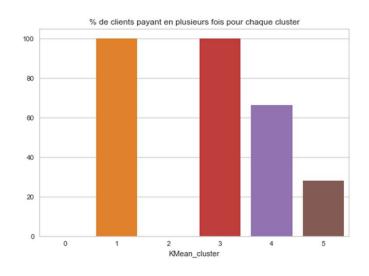


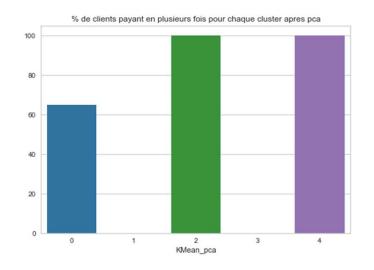


Cluster 5 clients utilisant plusieurs types de paiement homogénéisé dans les autres clusters

Information perdue

#### Payement plusieurs fois avant et après PCA:

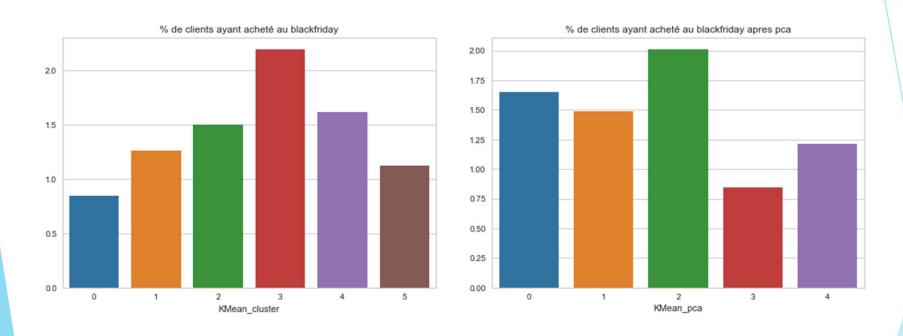




2 clusters qui paient uniquement en plusieurs fois

Clients qui paient en plusieurs fois repartis plus distinctement (3v4 clusters)

#### Achats pendant le BlackFriday avant et après PCA:

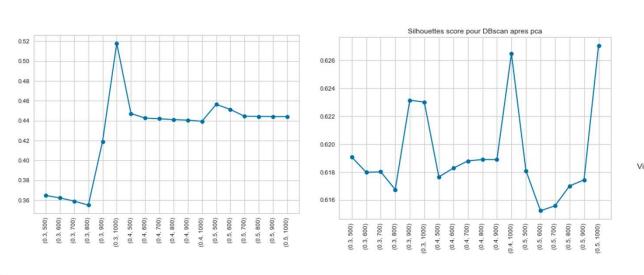


Le pic d'achats pendant le BlackFriday n'est pas impactant sur notre clustering : les gens sont repartis dans les différents clusters.

# Clustering DBscan

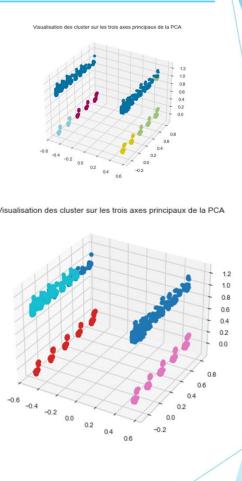


#### Silhouette et représentation :



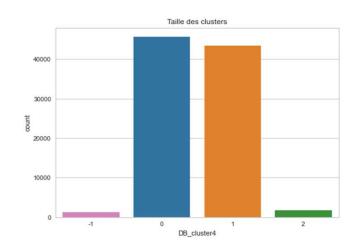
Meilleures silhouettes lors de l'entraînement après PCA

3 clusters + un cluster 'bruit'

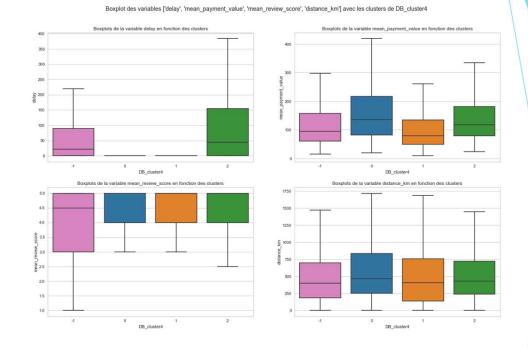




#### Taille des clusters et boxplots :



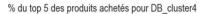
Toujours 2 majoritaires

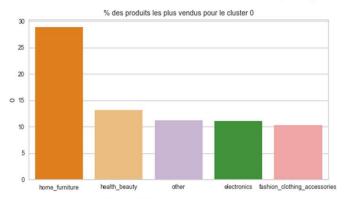


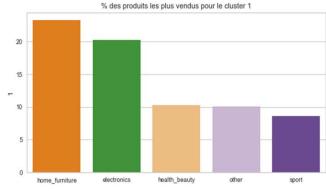
2 clusters avec plusieurs commandesAvis moins bien définis2 clusters avec paiement un peu plus élevés



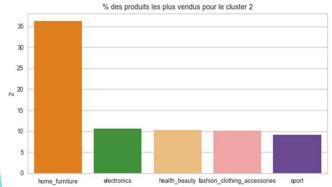
## Top produits

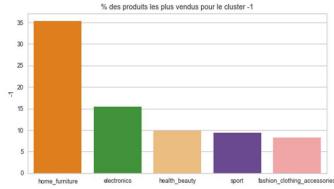






Home furniture toujours élevé

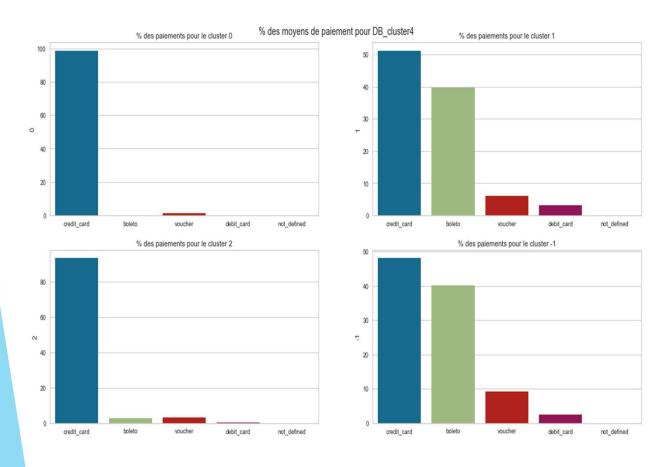




Plus qu'un seul cluster privilégiant aussi l'électronique



## Types de paiement :

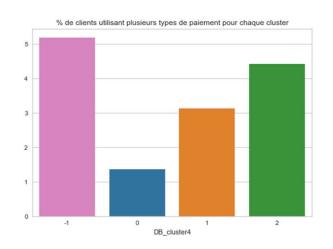


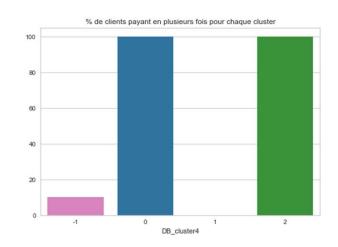
2 clusters uniquement Credit Card

2 clusters Credit Card & Boleto

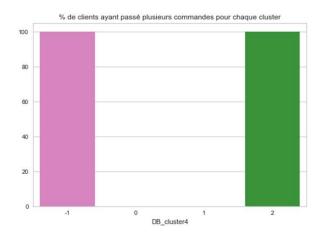
Voucher légèrement plus élevés

#### Informations sur les paiements:





2 clusters paient en plusieurs fois



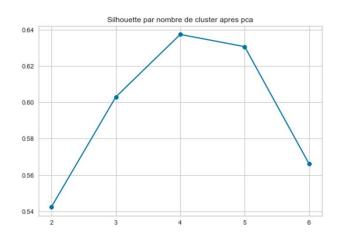
1 cluster + cluster 'bruit' (2 clusters) ont passé plusieurs commandes

# Clustering hiérarchique

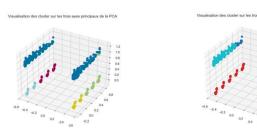


## Silhouette et représentation :

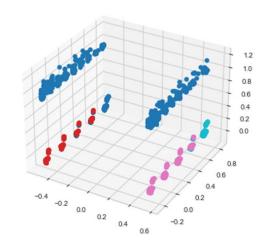
#### Echantillonnage de 50% de la population



4 clusters



Visualisation des cluster sur les trois axes principaux de la PCA



Clusters moins bien définis





#### Modele retenu:

- kmeans après PCA
- Profils d'utilisateurs :

Le fidèle	Le déçu	L'exigeant	L'économe	Le satisfait
Montant moyen: 148\$ Distance: 560 km Plusieurs commandes Paye en plusieurs fois 4,1/5 5% des clients	Montant moyen: 130\$ Distance: 607 km Commande unique Paye en une fois 1,9/5 10% des clients	Montant moyen: 212\$ Distance: 700 km Commande unique Paye en plusieurs fois 1,8/5 10% des clients	Montant moyen: 116\$ Distance: 542 km Commande unique Paye en une fois 4,7/5 35% des clients	Montant moyen: 195\$ Distance: 634 km Commande unique Paye en plusieurs fois 4,7/5 40% des clients

#### Actions à entreprendre :

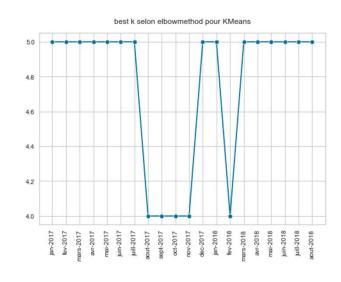
Fidéliser clients satisfaits

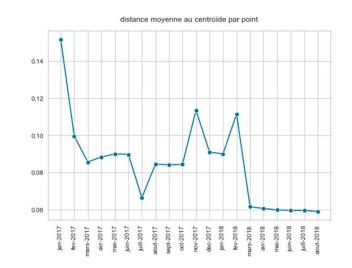
Rechercher l'explication des clients déçus : délai, commentaires, type de produits...

Clustering sur les axes principaux de la PCA : pertinence (enlever paiement en plusieurs fois ?) satisfaction, commandes multiples, paiements en plusieurs fois distance

# Maintenance et fréquence de mise à jour

#### Kelbow method et distances:





Alternance entre 4 et 5 clusters

Shift au deuxième semestre et au mois de février

Pics aux mois de novembre et février



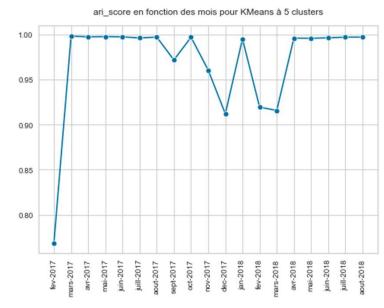
#### Maintenance Kmeans à 5 clusters :



Amélioration silhouette avec données

Baisse au mois de novembre

Amélioration deuxième semestre et en février



Proche de 1 Clusters stables

Chute en Novembre et février

Maintenance trimestrielle