

### Missions

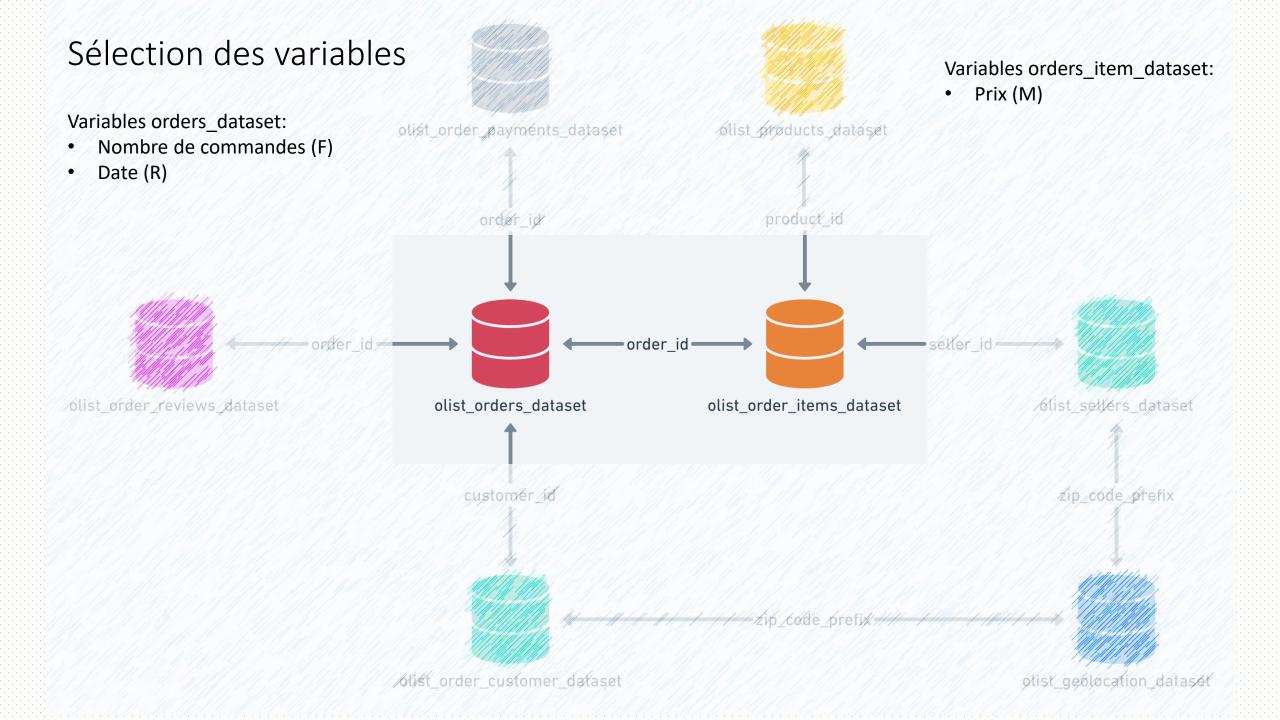
 Assembler un dataset avec des variables qui informent sur le comportement des clients

• Regrouper les clients par caractéristiques communes

 Simuler les prédictions du modèle pour évaluer sa pertinence dans le temps

## Variables:

- RFM:
  - Récence
  - Fréquence
  - Montant
- Satisfaction: review\_score
- Type de produits: product\_weight\_g



#### Sélection des variables Variables orders\_item\_dataset: Prix (M) Poids Variables orders\_dataset: plist products dataset olist\_order\_mayments\_dataset Nombre de commandes (F) Date (R) Prix (M) product\_id order\_id Poids order\_id seller\_id order /dolist order reviews dataset folist\_sellers\_dataset olist\_orders\_dataset olist\_order\_items\_dataset customer\_id zip\_code\_prefix Wist\_order\_customer\_dataset olist geolocation dataset

#### Sélection des variables

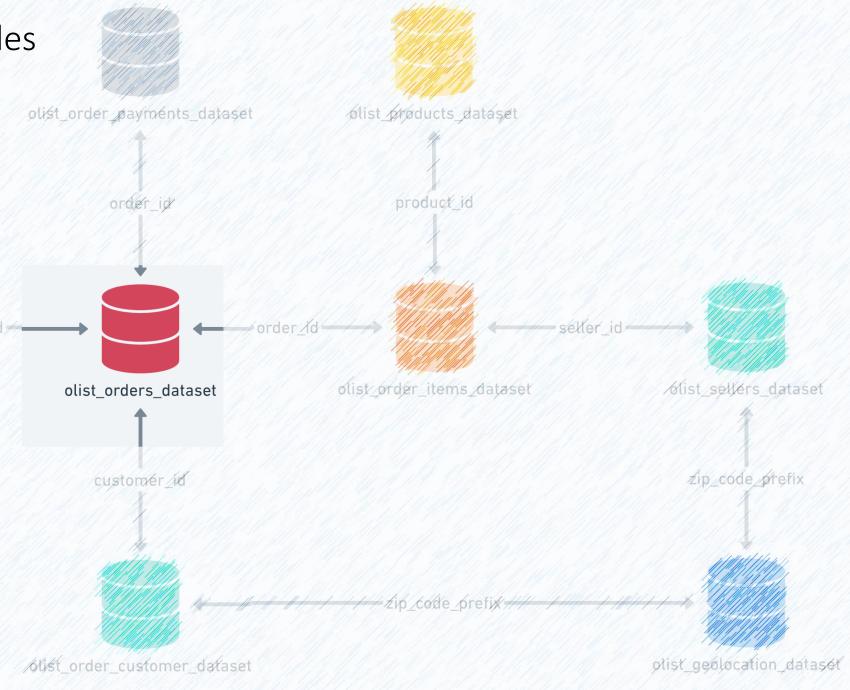
#### Variables orders\_dataset:

- Nombre de commandes (F)
- Date (R)
- Prix (M)
- Poids
- Score



#### Variables pour interprétations:

- Nombre de produits
- Catégorie Produit
- Panier Moyen
- Localisation



### Nouveau dataset

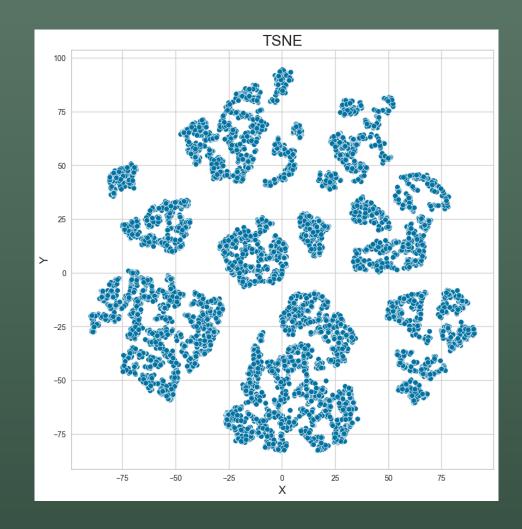
- Sélection d'une période:
  - 1 janvier 2017 31 août 2018
- 95 762 Clients

• 3% des clients ont commandé plusieurs fois

• 12% des clients ont acheté plusieurs produits

## Algorithme non-supervisé

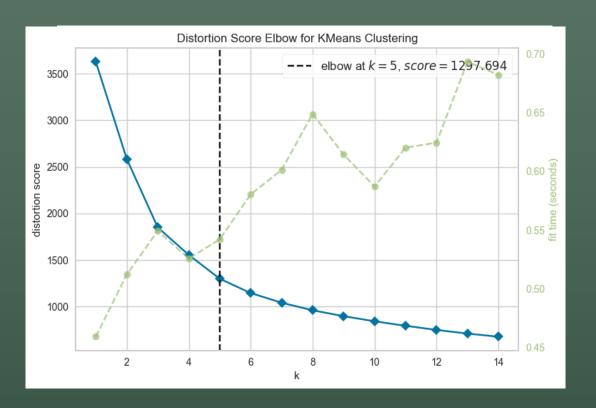
- Kmeans
  - Regroupement basé sur la proximité
- DBSCAN
  - Prend compte la densité
- Clustering Hiérarchique
  - Division ou Agglomération



### Kmeans

• Méthode du coude pour le choix de la valeur du paramètre k

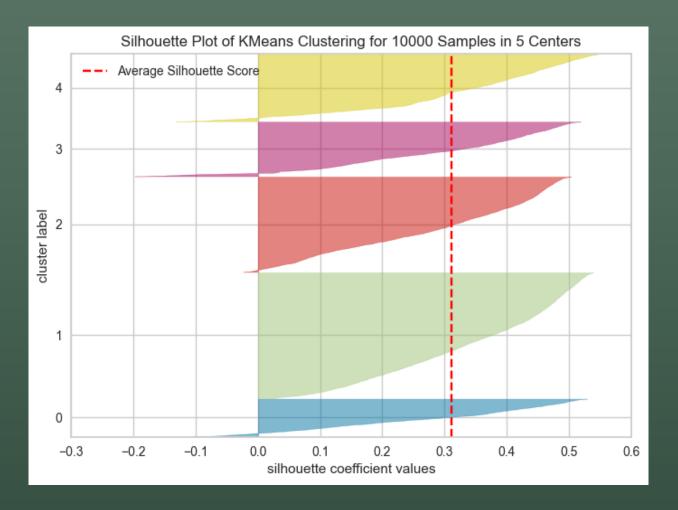
Sensible aux outliers



## Le score silhouette pour 5 clusters

- Mesure:
  - Distinction entre cluster
  - Densité

• Score: 0,31



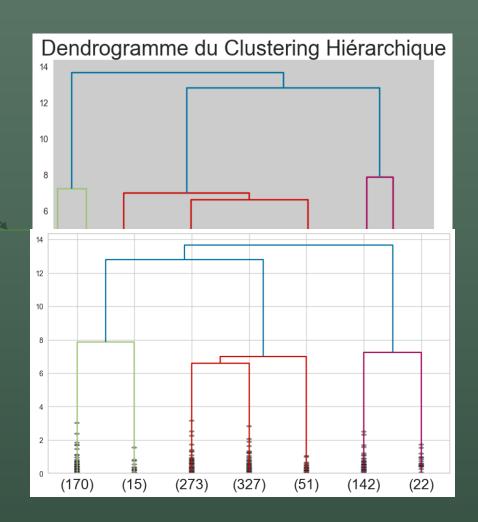
## Clustering Hiérarchique

- Intuitif et flexible: Niveau de coupe
- Utile pour interpréter les relations

Temps de calcul important

#### Pour un échantillon de 1000 :

- Pour 7 clusters:
  - Score silhouette: 0,29

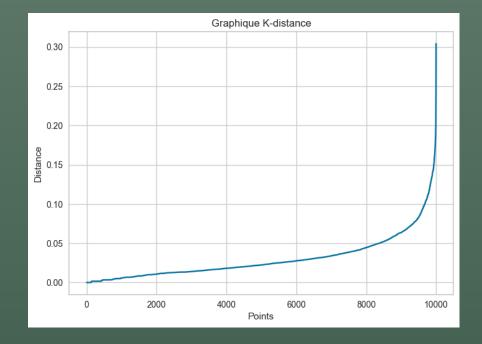


### DBSCAN

- Choix des Paramétrages:
  - Distance esp
  - taille de l'échantillon mini
- Exclut le bruit
- Nécessite un paramétrage subtil

Exemple sur un échantillon de 10 000 clients:

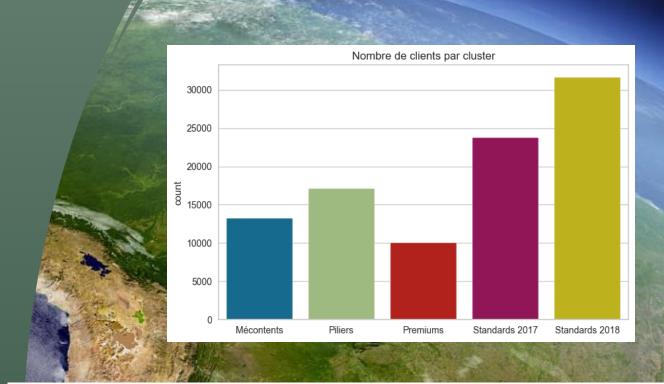
- esp=0.16 , min\_samples=100 (1%)
  - 4 clusters
  - Bruit: 3 608 (36%)
  - Score silhouette:0,07

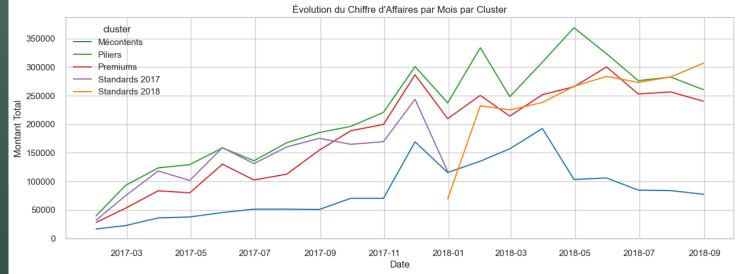


- L'augmentation du min\_sample entraine une augmentation du bruit.
- 1 cluster identifier principalement.

# 5 Segments

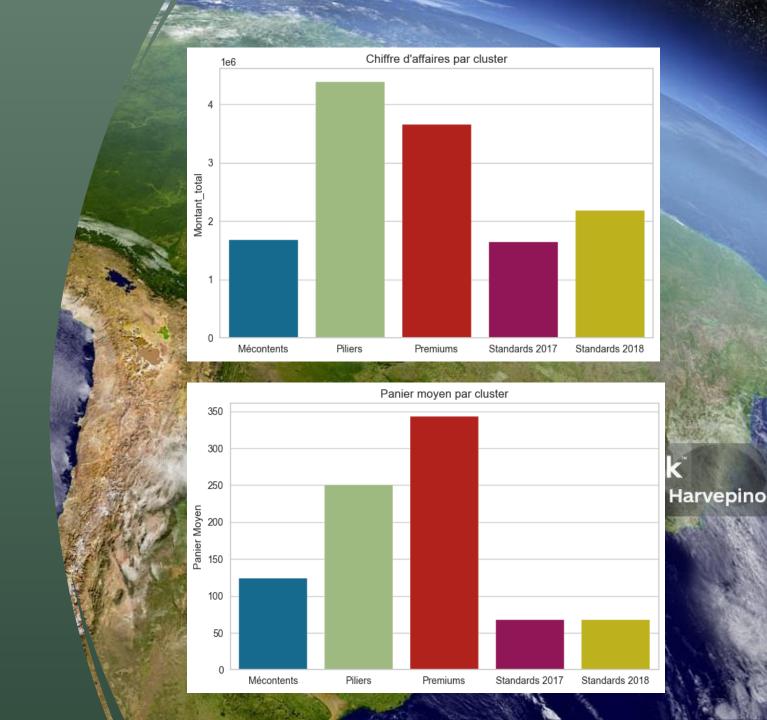
- Standards: 58%
  - 2017
  - 2018
- Mécontents: 13,8%
  - Score moyen: 1,2





# 5 Segments

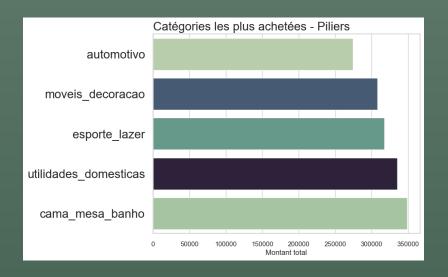
- Piliers:
  - 32,4% du CA
  - Panier moyen: 250 réales
  - Poids produits: élevé
- Premiums:
  - 27% du CA
  - Panier moyen: 342 réales
  - 10,5 % sont récidivistes

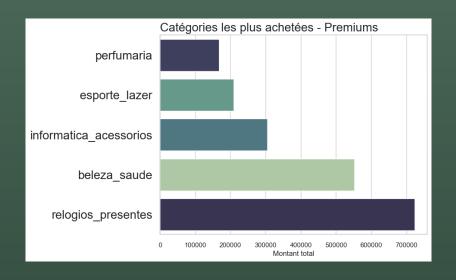


## Quels produits?

- Piliers:
  - Meubles
  - Salle de bain

- Premium:
  - Montres
  - Produits de beauté





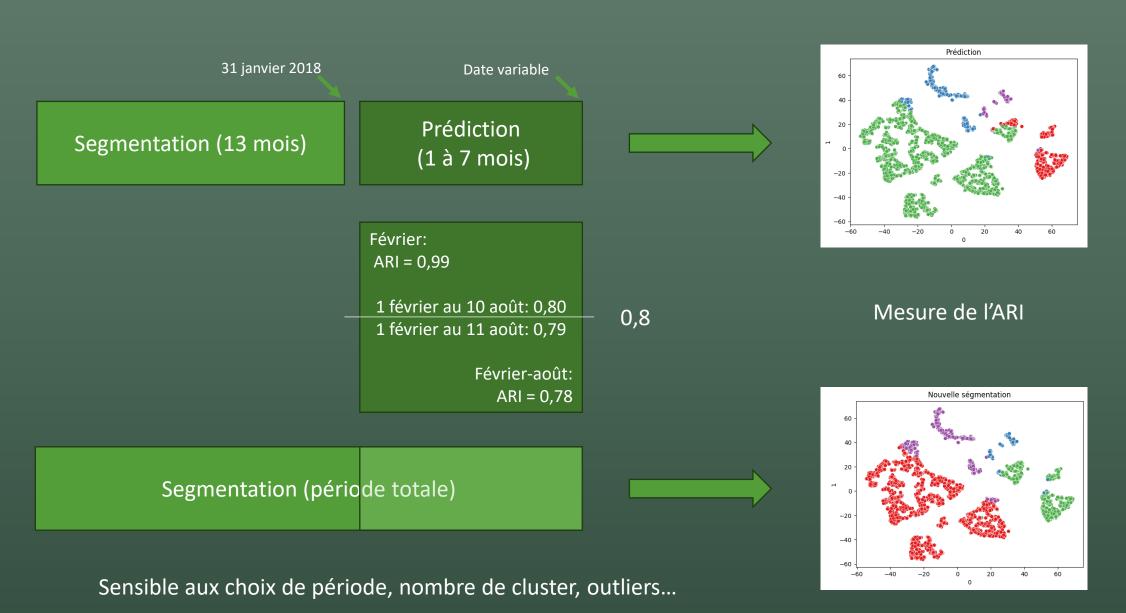
## Simulation d'ajout de nouveaux clients

Stabilité du modèle dans le temps

Optimisation de la fréquence des segmentations

• Adaptation à l'évolution des comportements des clients

#### Prédiction vs Nouvelle segmentation



17

## Conclusion

- Sélection des variables pour comprendre le comportement des clients
- Choix de Kmeans:
  - Facile à paramétrer
  - Utilisable sur des grands ensembles de données
- 5 comportements distincts de la clientèle
- Simulation: modèle entrainé sur 13 mois et pour 5 clusters apporte des prédictions proches d'une nouvelle segmentation pendant plusieurs mois.