Projet 5 : Segmentez les clients d'un site de e-commerce

Lancelot LECLERCQ

21 janvier 2022

Sommaire

Introduction

Problématique

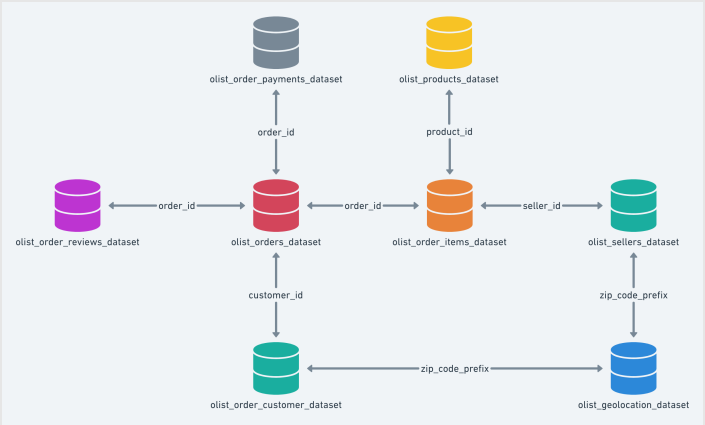
- Client : Olist, site de e-commerce
  - Souhaite effectuer une segmentation des clients
  - Comprendre les différents types d'utilisateurs
- Objectifs :
  - Fournir une description actionable de la segmentation et de sa logique pour une utilisation optimale
  - Faire une proposition de contrat de maintenance à partir de l'analyse de la stabilité de la classification au cours du temps

Jeu de données

- Base de données anonymisée du site

- Données concernant :
  - les clients,
  - les vendeurs,
  - les commandes,
  - les produits vendus,
  - les commentaires et la satisfaction

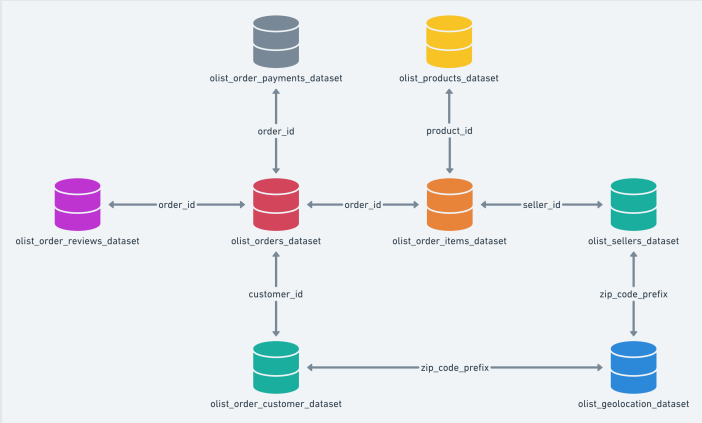
- Données des années 2017 et 2018



Analyse et transformation des données

Analyse et transformation des données : structure de la base de données

- Fichier central contenant les commandes (olist_orders_dataset)
- Des identifiants permettent de rassembler les différents fichiers constituant la base de données
  - order_id relie les données de paiement, les produits commandés et les données de notation aux commandes,
  - customer_id relie les identifiants des clients aux commandes,
  - products_id relie les données concernant les produits aux produits commandés,
  - seller_id relie les données de vendeurs aux produits commandés,
  - zip_code_prefix relie les données de géolocalisation des acheteurs et des vendeurs
- Ces données vont nous permettre de calculer des variables plus intéressantes dans le cadre de cette segmentation des clients



Analyse et transformation des données : calcul de nouvelles variables

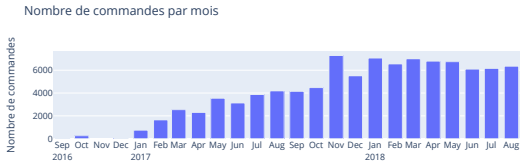
- Études des clients = nécessité de regrouper les données de commandes par client

- Permet d'obtenir :
  - la date de la dernière commande
  - le prix moyen d'une commande d'un client
  - le nombre de commandes par client
  - le temps moyen entre deux commandes effectuées par un même client
  - la note moyenne données par un client
  - le nombre de produits par catégories de produits achetés par un clients
  - ⋮

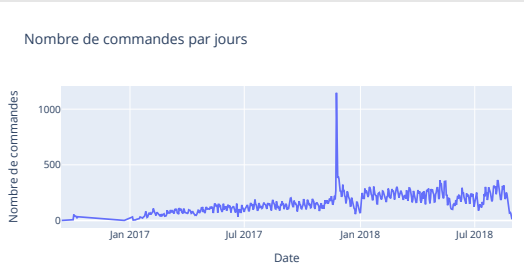
- Utilisation des méthodes traditionnelles de marketing pour classifier les clients : classification RFM
  - Recency : la date à laquelle à été effectuée la dernière commande
  - Frequency : le nombre de commande
  - Monetary : le prix moyen d'une commandes d'un client

Analyse et transformation des données : analyse des données

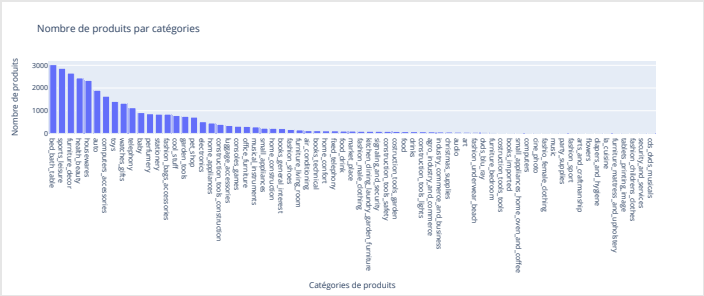
- Augmentation du nombre de commandes durant l'années 2017
- Développement après le lancement



- Pic d'achat au 24 novembre 2017 qui correspond au Black Friday



Analyse et transformation des données : analyse des données



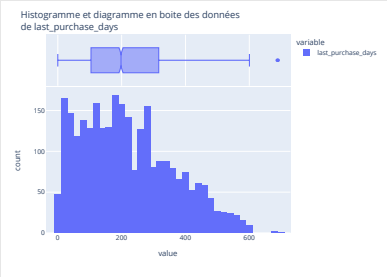
- Très grand nombre de catégories de produits

- Regroupement en 10 catégories

Analyse et transformation des données : analyse des données

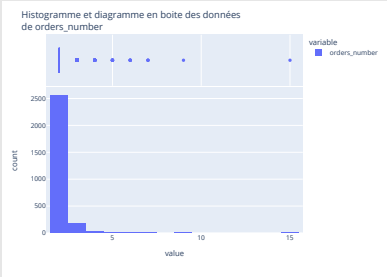
Visualisation des données de RFM

Recency



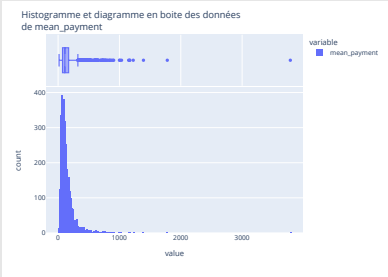
- Beaucoup d'achats entre 0 et 200, mediane autour de 200

Frequency



- Majorité des clients ont effectués 2 achats mais quelques exeptions (9, 15)

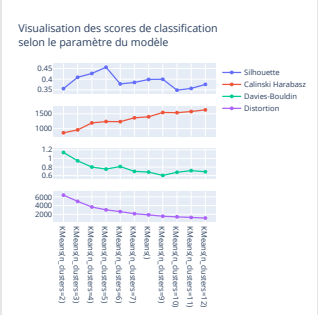
Monetary

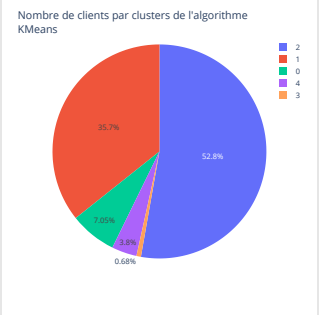


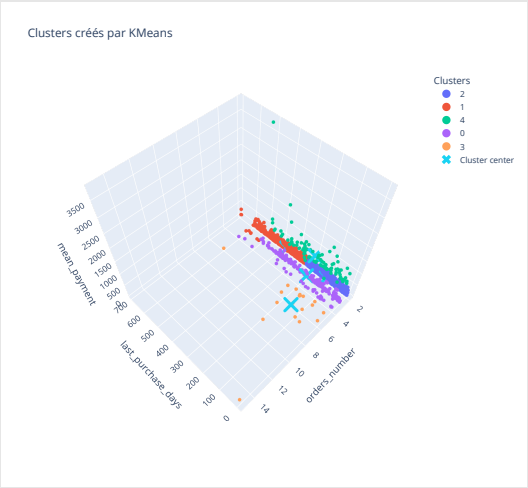
- Dépense médiane autour de 100 certains clients sont très dépensiers jusqu'à 3700

Essais de différents modèles

Essais de différents modèles : KMeans

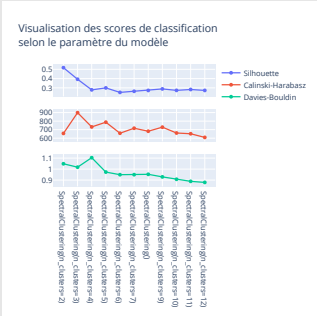


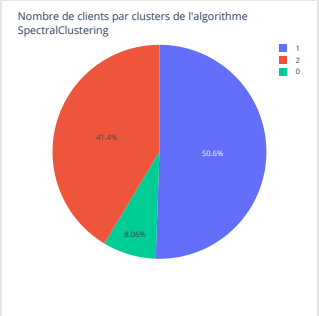


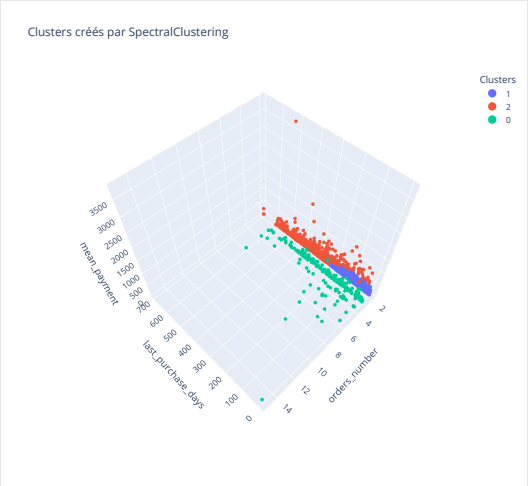


- Les 5 clusters sont clairement interprétables
  - 0 : clients qui ont fait 3 ou 4 achats d'une valeur moyenne < 450
  - 1 : clients qui ont fait 2 achats il y a plus longtemps (environ plus de 250j) d'une valeur moyenne < 600
  - 2 : clients qui ont fait 2 achats plutôt recemment (environ moins de 250j) d'une valeur moyenne < 350
  - 3 : clients qui ont fait plus de 5 achats d'une valeur moyenne < 400
  - 4 : client qui ont fait 2, 3 ou 4 achats de valeurs plus importante (environ > 350)

Essais de différents modèles : SpectralClustering

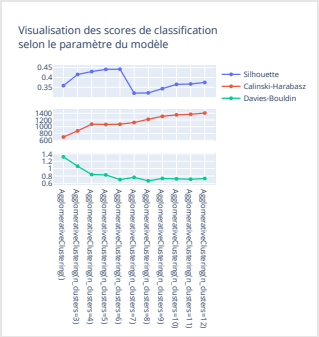


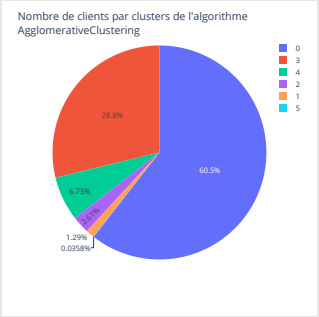


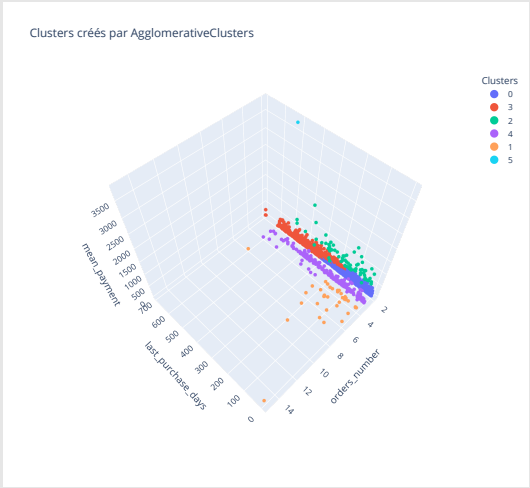


- Les 3 clusters sont clairement interprétables
  - 0 : clients qui ont fait plus de 3 achats d'une valeur moyenne < 700
  - 1 : clients qui ont fait 2 achats plutôt recemment (environ moins de 250j) et d'une valeur moyenne < 400
  - 2 : clients qui ont fait 2 achats il y a plus longtemps (environ plus de 250j) et/ou d'une valeur moyenne > 400

Essais de différents modèles : AgglomerativeClustering

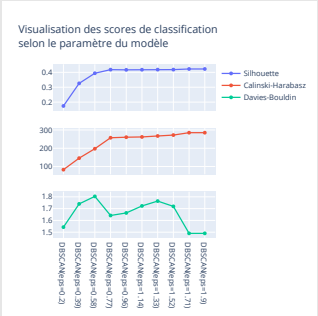


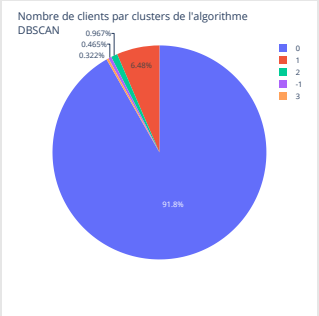


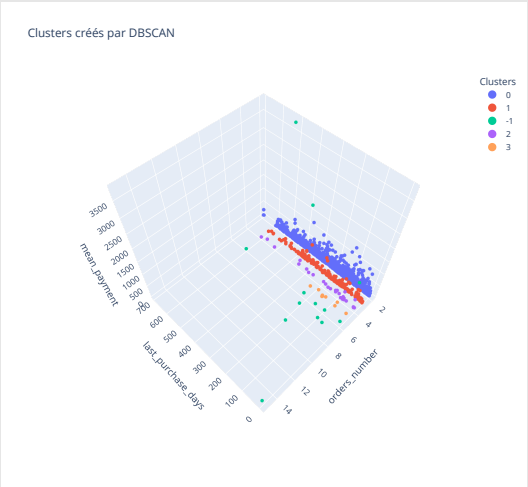


- Les 6 clusters sont plutôt bien définis mais se chevauches légèrement plus que ceux de l'algorithme KMeans
  - 0 : clients qui ont fait 2 achats plutôt recemment (environ moins de 250j) d'une valeur moyenne < 500
  - 1 : clients qui ont fait plus de 4 achats d'une valeur moyenne < 450
  - 2 : clients qui ont fait entre 2 et 4 achats d'une valeur moyenne > 400
  - 3 : clients qui ont fait 2 commandes il y a plus longtemps (> 300j pour les montants les moins importants et > 150j pour les montants plus importants)
  - 4 : clients qui ont fait 3 achats ou 4 achats de valeurs plus importante (environ > 400) ou il y a plus longtemps (> 250j)
  - 5 : clients qui ont fait 2 achats de valeurs très importante (> 3500)

Essais de différents modèles : DBSCAN

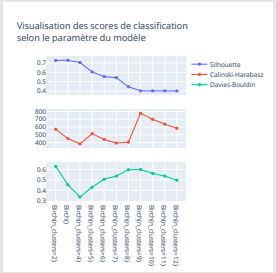


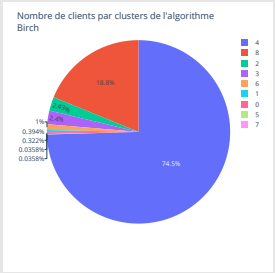


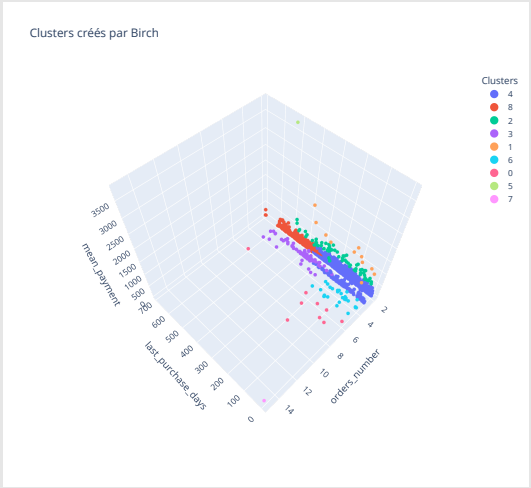


- Cet algorithme cherche lui même le nombre de cluster. Il en a créé 4 et éliminé quelques points. Les quatres clusters correspondent au nombre d'achats effectués
  - 0 : clients qui ont fait 2 achats
  - 1 : clients qui ont fait 3 achats
  - 2 : clients qui ont fait 4 achats
  - 3 : clients qui ont fait 5 achats

Essais de différents modèles : Birch







- Les 9 clusters sont plutôt bien définis mais cela commence à faire un grand nombre de clusters pour différencier des clients
  - 0 : clients ayant fait entre 6 et 9 commandes
  - 1 : clients ayant fait des commandes d'une valeur moyenne plutôt élevée (>800)
  - 2 : clients ayant fait 2 ou 3 commandes d'une valeur moyenne plutôt moyenne (entre 400 et 800)
  - 3 : clients ayant fait 3 ou 4 commandes d'une valeur moyenne plutôt basse (<400) et il y a plus longtemps (>300j)
  - 4 : clients ayant fait 2 ou 3 commandes d'une valeur moyenne plutôt basse (<500) et plus récemment (<300j)
  - 5 : clients ayant fait 2 commandes d'une valeur moyenne très élevée (>3500)
  - 6 : clients ayant fait 4 ou 5 commandes plutôt récemment (<250j)
  - 7 : clients ayant fait un très grand nombre de commandes (15)
  - 8 : clients ayant fait 2 commandes d'une valeur moyenne plutôt basse (<450) et il y a plus longtemps (>350j)

Essais de différents modèles : comparaison des modèles

- Plus le coefficient de silhouette est haut plus les clusters sont définis
- Il est calculé pour chaque objet et est composé de deux scores :
  - La distance entre cet objet et les autres objets contenu dans la même classe
  - La distance moyenne entre cet objet et ceux contenus dans la classe la plus proche

- Plus le score de Calinski-Harabasz est haut plus les clusters sont denses et bien séparés
- Calcul le ratio de la somme des dispersions inter-clusters et de celle des dispersions intra-clusters

- Plus le score de Davies-Bouldin est bas plus les clusters sont définis
- Calcul la similarité entre les clusters. Cette similarité compare la distance entre les clusters avec la taille des clusters

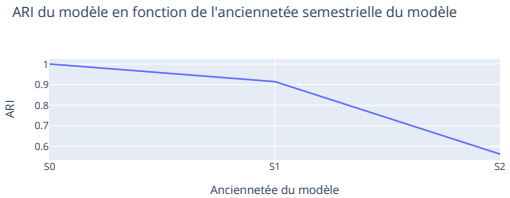
Au vu de ces données je choisi d'utiliser l'algorithme KMeans qui a à la fois un coefficient de silhouette et un score de Calinski-Harabasz élevés

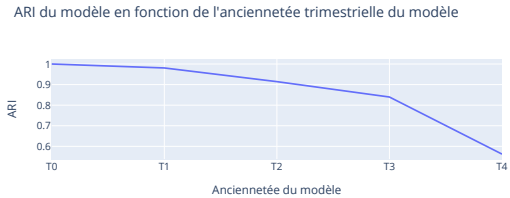
Simulation de l'évolution de la classification

Simulation de l'évolution de la classification : aspect technique

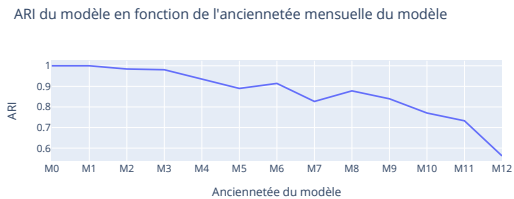
- Utilisation de l'algorithme KMeans à 5 clusters
- Utilisation du score ARI : Adjusted Rand Index
  - Compare la similarité entre les labels assignés à un même objet pour différentes méthodes de classification
- Sélection et ajout (incrémentation) des clients qui nous intéressent (plus de 2 commandes effectuées et reçues) par période donnée (mensuelle, trimestrielle, semestrielle)
- Comparaison pour chaque incrémentation avec les données les plus récentes pour les clients correspondants
  - L'observation de l'évolution de l'ARI va nous permettre de voir combien de temps les labels assignés restent pertinents

Simulation de l'évolution de la classification : visualisation de l'évolution





- ↑ Le premier semestre semble être encore assez bien corrélé (ARI>0.9) le second chute assez brutalement (ARI<0.6)
- ↗ Le premier trimestre reste plutôt bien corrélé (ARI>0.98). La pente augmente ensuite jusqu'au 3è trimestre. On retrouve la chute importante au 4è trimestre
- → Les trois premiers mois les données restent bien corrélées (ARI>0.98) mais après on observe une pente plus importante entre le 3è et le 11è mois avec une chute au 12è mois



Conclusion

- L'algorithme KMeans me parait le plus pertinent car il est le plus performant pour un nombre de cluster raisonable
- Il propose un classification ni trop complexe ni trop simple qui ne permettrait pas de bien comprendre le profil du client

- Idéalement renouvellement trimestriel afin de garder des données au plus près de la réalité réalité (ARI>0.98)

- Le renouvellement tout les 6 mois me semble rester pertinent car l'ARI reste autour de 0.9

- Par contre au delà la chute du score s'accélère et au bout d'un an l'ARI passe en dessous de 0.6