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

Lancelot LECLERCQ

24 janvier 2022

Sommaire

Introduction

Problématique

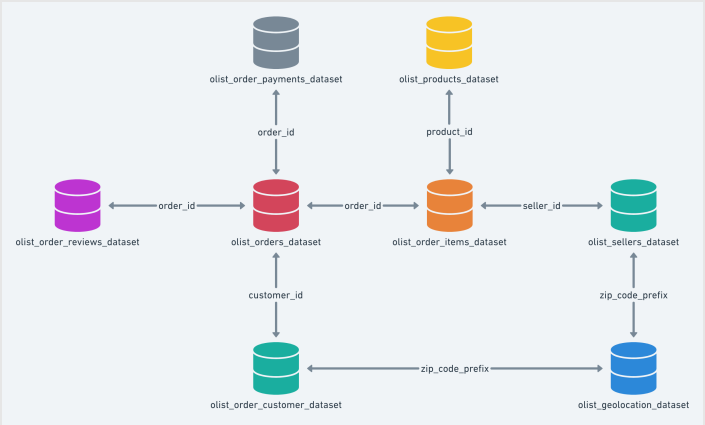
- Client : Olist, site de e-commerce
  - Souhaite effectuer une segmentation des clients
  - Comprendre les différents types d'utilisateurs
- Objectifs :
  - Fournir une description actionable de la segmentation et de sa logique pour une utilisation optimale
  - Faire une proposition de contrat de maintenance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

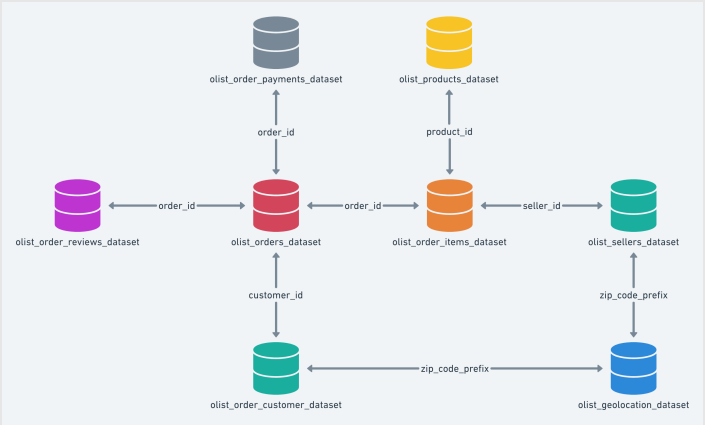
- Données des années 2017 et 2018



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
- 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

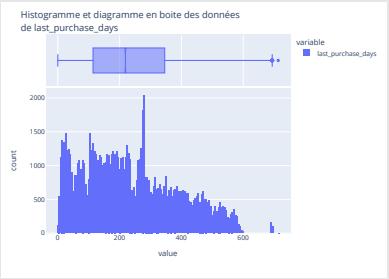
- Permet d'obtenir :
  - la date de la dernière commande
  - le prix moyen d'une commande d'un client
  - le nombre de commandes par client
  - le temps moyen entre deux commandes effectuées par un même client
  - la note moyenne données par un client
  - le nombre de produits par catégories de produits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

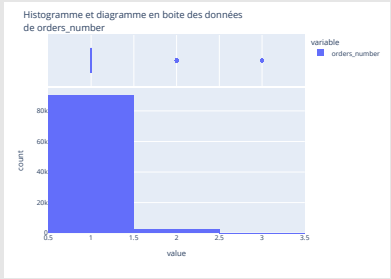
Visualisation des données de RFM

Recency



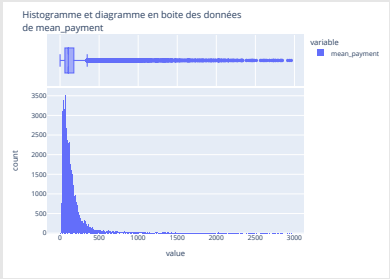
- Beaucoup d'achats entre 0 et 250 jours, mediane autour de 250
- S'explique peut être du fait que le lancement du site commence seulement 2 ans avant la fin de nos données

Frequency



- Majorité des clients ont effectués 1 seul achat mais quelques uns font 2 ou 3 commandes

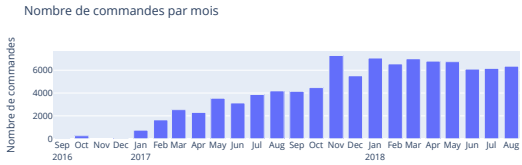
Monetary



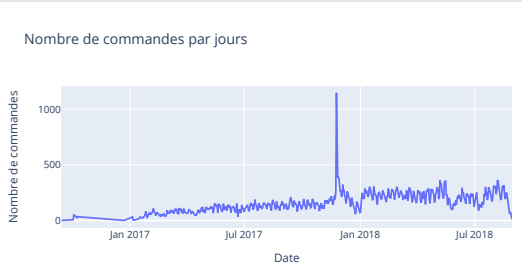
- Dépense médiane autour de 100 certains clients sont très dépensiers jusqu'à 3000

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

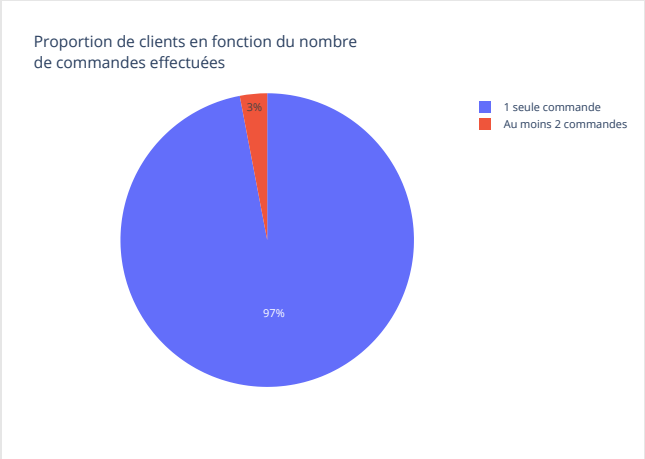


Analyse et transformation des données : analyse des données

- Seul 3% des clients font au moins 2 commandes

Tab. : Nombre de clients par nombre de commandes réalisées

Nb commandes	Nb clients
1	90557
2	2573
3	181
4	28
5	9
6	5
7	3
9	1
15	1



- Le nombre de clients ayant réalisé plus de 3 commandes est très faible nous allons donc les supprimer

Essais de différents modèles

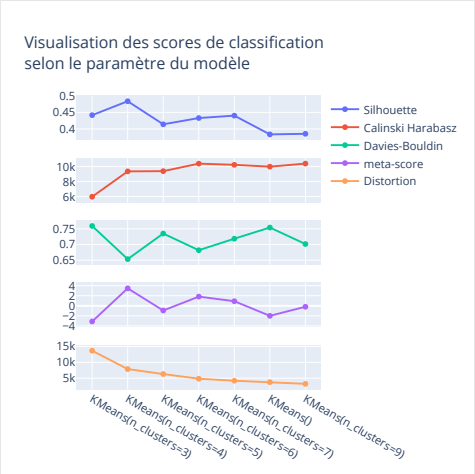
Essais de différents modèles : KMeans

Description des méthodes d'évaluations des classifications

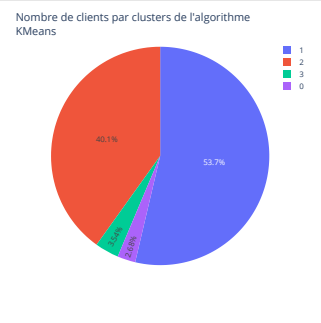
- Plus le coefficient de silhouette est haut plus les clusters sont définis
- Il est calculé pour chaque objet et est composé de deux scores :
  - La distance entre cet objet et les autres objets contenu dans la même classe
  - La distance moyenne entre cet objet et ceux contenus dans la classe la plus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

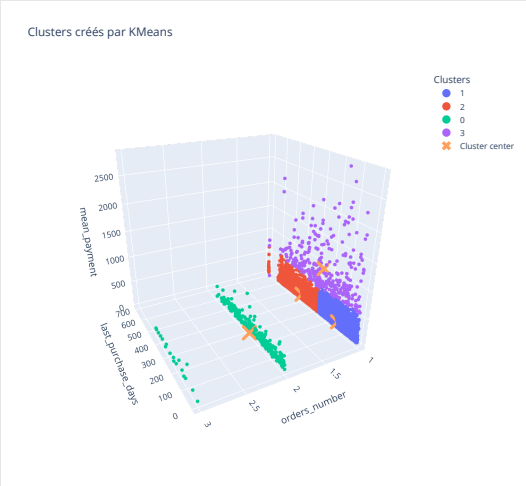
- Plus le score de Calinski-Harabasz est haut plus les clusters sont denses et bien séparés
- Calcul le ratio de la somme des dispersions inter-clusters et de celle des dispersions intra-clusters

- 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



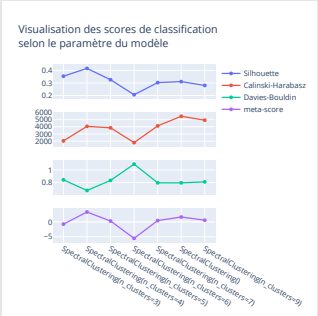
Essais de différents modèles : KMeans

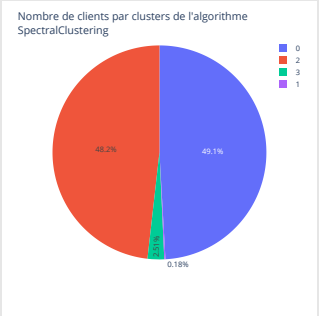


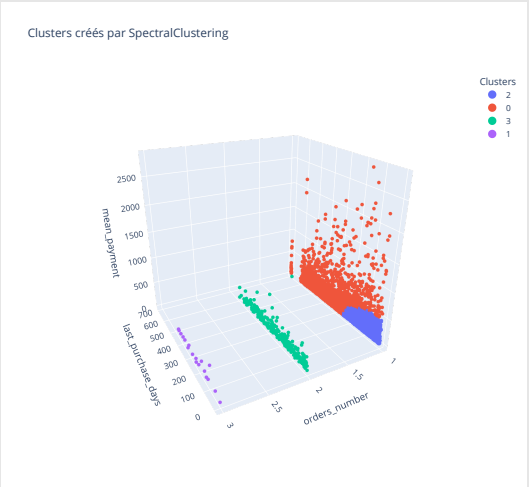


- Les 4 clusters sont clairement interprétables
  - 0 : clients qui ont fait au moins 2 commandes
  - 1 : clients qui ont fait 1 commande d'une valeur moyenne < 500 et plutôt recemment (environ moins de 300j)
  - 2 : clients qui ont fait 1 commande il y a plus longtemps (> 300j) et d'une valeur plus faible (< 5000)
  - 3 : clients qui ont fait 1 commande de plutôt grande valeur (> 500)

Essais de différents modèles : SpectralClustering

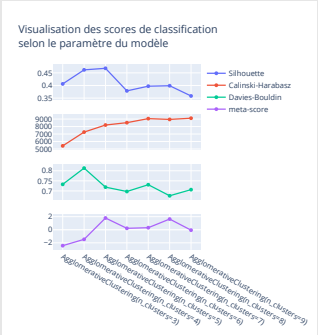


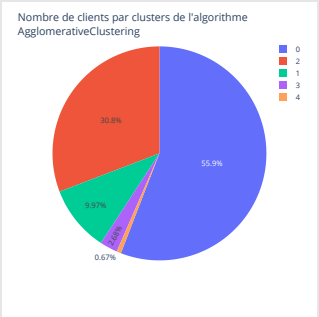


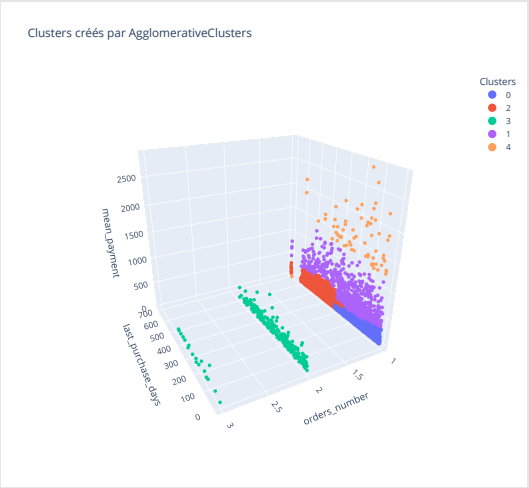


- Les 4 clusters sont clairement interprétables
  - 0 : clients qui ont fait 1 commande il y a plus longtemps ou plutôt recemment d'une d'une valeur > 500
  - 1 : clients qui ont fait 3 commandes
  - 2 : clients qui ont fait 1 commande plus récemment (< 250j) et d'une valeur moins importante (< 500)
  - 3 : clients qui ont fait 2 commandes

Essais de différents modèles : AgglomerativeClustering

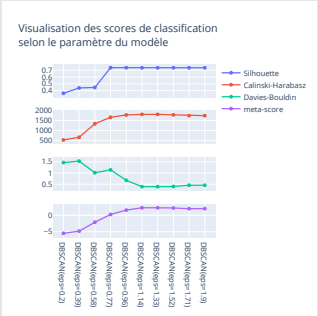


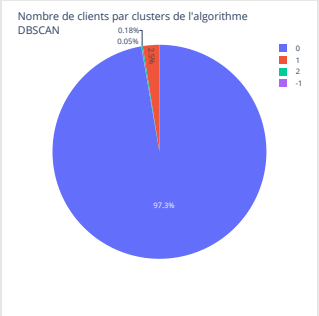


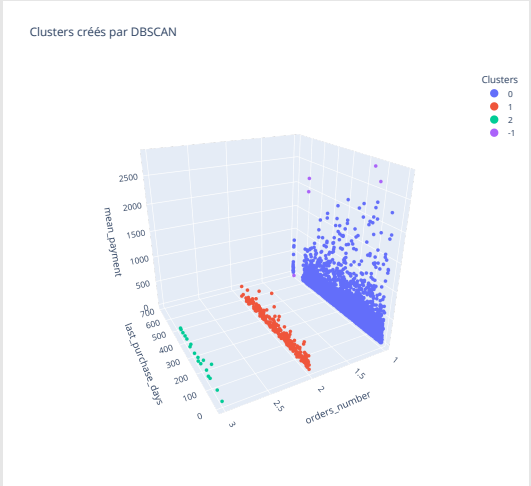


- Les 5 clusters sont plutôt bien définis
  - 0 : clients qui ont fait 1 commande plutôt recemment (< 300j) d'une valeur moyenne < 300
  - 1 : clients qui ont fait 1 commande d'une valeur moyenne > 200 mais < 1400
  - 2 : clients qui ont fait 1 commande il y a plus longtemps (> 300j)
  - 3 : clients qui ont fait 2 ou 3 commandes
  - 4 : clients qui ont fait 1 commande d'une valeur importante (> 1400)

Essais de différents modèles : DBSCAN

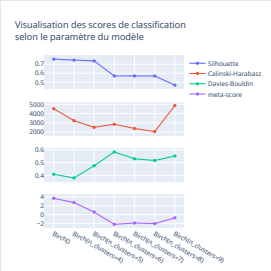


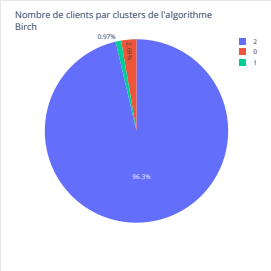


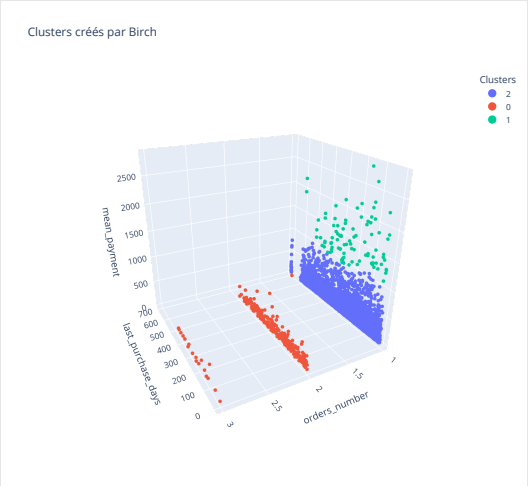


- Cet algorithme cherche lui même le nombre de cluster. Il en a créé 3 et éliminé quelques points. Les trois clusters correspondent au nombre d'achats effectués
  - 0 : clients qui ont fait 1 achat
  - 1 : clients qui ont fait 2 achats
  - 2 : clients qui ont fait 3 achats

Essais de différents modèles : Birch



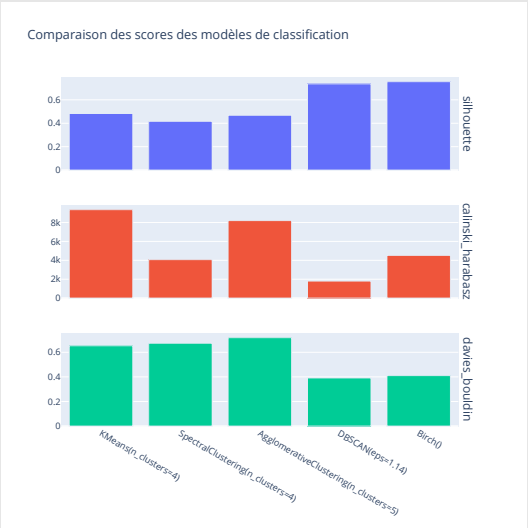




- Nous avons 3 clusters
  - 0 : clients ayant fait au moins 2 commandes
  - 1 : clients ayant fait 1 commande d'une valeur > 1000
  - 2 : clients ayant fait 1 commande d'une valeur < 1000

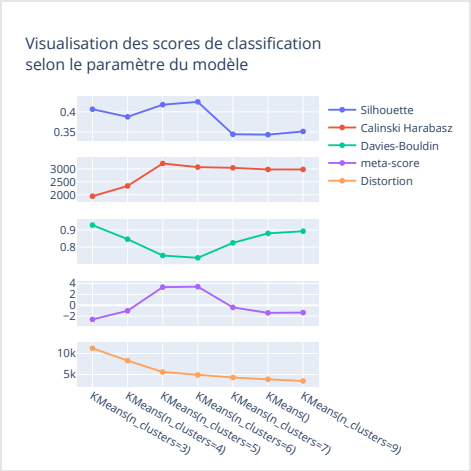
Essais de différents modèles : comparaison des modèles

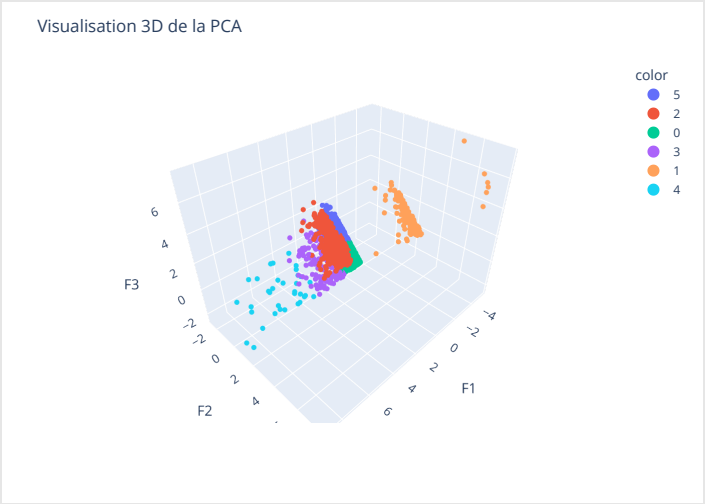
- KMeans est l'algorithme ayant le plus haut score de Calinski-Harabasz
- KMeans possède un score de silhouette inférieur à d'autre algorithme
- KMeans possède une meilleur répartition des clients au sein des groupes
  - Évite des petits clusters
- Au vu de ces données je choisi d'utiliser l'algorithme KMeans qui a à la fois un coefficient de silhouette moyen et un score de Calinski-Harabasz élevés mais aussi une bonne répartition du nombre d'objets par classe.



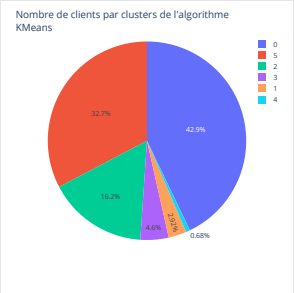
Modélisation avec ajouts de la satisfaction

Modélisation avec ajouts de la satisfaction : visualisation des clusters en PCA

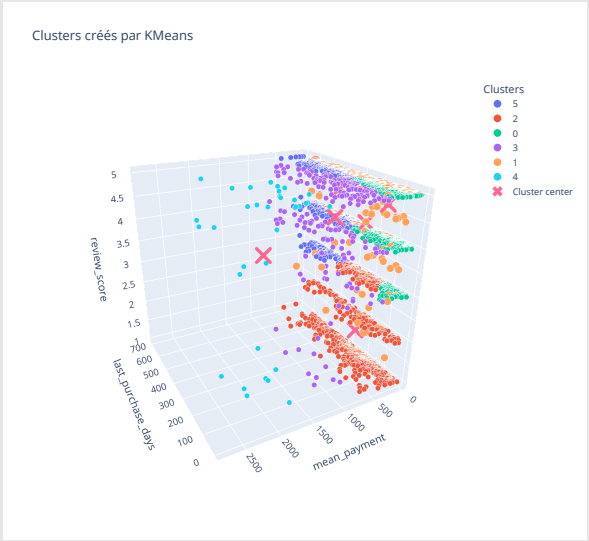




Modélisation avec ajouts de la satisfaction : visualisation des données brutes



- Les 6 clusters sont
  - 0 : clients qui ont fait 1 commande récente (< 300j) d'une valeur moyenne < 400 et plutôt satisfaits (note entre 3 et 5)
  - 1 : clients qui ont fait 2 ou 3 commandes
  - 2 : clients qui ont fait 1 commande d'une valeur < 600 et peu satisfaits (note entre 1 et 3)
  - 3 : clients qui ont fait 1 commande il y a plus longtemps (> 300j) et d'une valeur plus faible (< 250)
  - 4 : clients qui ont fait 1 commande de grande valeur (> 1200)
  - 5 : clients qui ont fait 1 commande il y a plus longtemps (> 300j) d'une valeur moyenne < 400 et plutôt satisfaits (note entre 3 et 5)

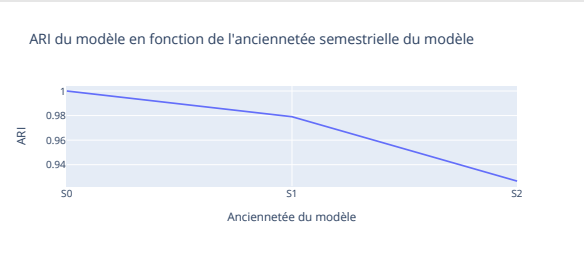


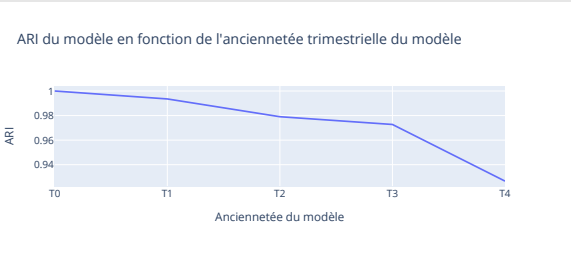
Simulation de l'évolution de la classification

Simulation de l'évolution de la classification : aspect technique

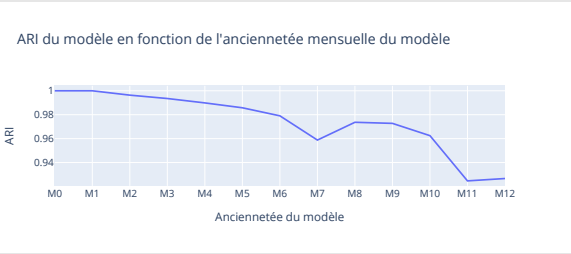
- Utilisation de l'algorithme KMeans à 5 clusters
- Utilisation du score ARI : Adjusted Rand Index
  - Compare la similarité entre les labels assignés à un même objet pour différentes méthodes de classification
- Sélection et ajout (incrémentation) des clients qui nous intéressent (plus de 2 commandes 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





- ↑ On observe une baisse du score tout au long de l'année avec une légère accélération (pente plus importante) sur la deuxième moitié
- ↗ Le premier trimestre reste plutôt bien corrélé. La pente augmente légèrement ensuite jusqu'au 3è trimestre. On retrouve la chute plus importante au 4è trimestre
- → Les 6 premiers mois les données restent bien corrélées (ARI>0.98) mais après on observe des variations dont des chutes du score pour certains mois (M7) et après 10 mois la chute est brutale



Conclusion

- Choix de l'algorithme :
  - L'algorithme KMeans me parait le plus intéressant car il est le plus performant pour un nombre de cluster raisonable
  - Il propose un classification pertinente qui permet de bien comprendre le profil du client
- Fréquence de mise à jours du modèle :
  - Je recommande un renouvellement trimestriel afin de garder des données au plus près de la réalité réalité
  - Le renouvellement tout les 6 mois me semble rester pertinent