

Pré-analyse des données de cartes de crédit

Boujamaa Atrmouh - Christophe WANG

20 novembre 2023

Contents

Introduction	2
Source des données	2
Outils Utilisés	2
Objectifs de l'analyse	2
Exploration des Données	3
Afficher les premières lignes du dataframe	3
Information sur les types de données et les valeurs manquantes	3
Vérification de la taille et des noms de colonnes	4
Classe du tableau	5
DÉTECTION DES VALEURS MANQUANTES	6
Détecter les valeurs manquantes	6
Visualisation des valeurs manquantes	6
DÉTECTION DES VALEURS ABERANTES	8
ANALYSES DES VARIABLES QUANTITATIVES ET CATÉGORIELLES	9
Analyse des variables quantitatives :	9
Analyse des variables catégorielles :	13
VARIABLES DISCRETES ET CONTINUES	15
Significations :	15
Visualisation :	16
ANALYSE DES STATISTIQUES DESCRIPTIVES	19
Problématique	21
Conclusion	22

Introduction

Source des données

Les données utilisées dans cette analyse proviennent du jeu de données “Credit Card Customers” disponible sur Kaggle à l’adresse suivante : [Credit Card Customers Dataset](#).

Outils Utilisés

- Langage de programmation : R
- Bibliothèques : ggplot2, skimr, VIM, outliers

Objectifs de l’analyse

L’objectif principal de cette analyse est de comprendre les caractéristiques des clients de cartes de crédit et d’identifier des tendances ou des facteurs qui pourraient être liés à la résiliation de services de carte de crédit. Nous allons commencer par explorer les données, détecter les éventuelles valeurs manquantes ou aberrantes, et définir des problématiques spécifiques pour guider notre analyse.

Exploration des Données

Afficher les premières lignes du dataframe

Ce segment de la présentation offre un aperçu initial de nos données à travers trois sections du dataframe `tab`. Chaque section représente un échantillon, permettant une visualisation succincte des premières observations. Cette approche préliminaire facilite la compréhension initiale de la structure et de la distribution des données dans le cadre de notre analyse.

Les deux dernières variables ne sont pas importantes pour le moment, elles représentent les caractéristiques utilisées par le modèle Naive Bayes pour la classification.

```
head(tab[1:21])
```

```
## CLIENTNUM Attrition_Flag Customer_Age Gender Dependent_count
## 1 768805383 Existing Customer 45 M 3
## 2 818770008 Existing Customer 49 F 5
## 3 713982108 Existing Customer 51 M 3
## 4 769911858 Existing Customer 40 F 4
## 5 709106358 Existing Customer 40 M 3
## 6 713061558 Existing Customer 44 M 2
## Education_Level Marital_Status Income_Category Card_Category Months_on_book
## 1 High School Married $60K - $80K Blue 39
## 2 Graduate Single Less than $40K Blue 44
## 3 Graduate Married $80K - $120K Blue 36
## 4 High School Unknown Less than $40K Blue 34
## 5 Uneducated Married $60K - $80K Blue 21
## 6 Graduate Married $40K - $60K Blue 36
## Total_Relationship_Count Months_Inactive_12_mon Contacts_Count_12_mon
## 1 5 1 3
## 2 6 1 2
## 3 4 1 0
## 4 3 4 1
## 5 5 1 0
## 6 3 1 2
## Credit_Limit Total_Revolving_Bal Avg_Open_To_Buy Total_Amt_Chng_Q4_Q1
## 1 12691 777 11914 1.335
## 2 8256 864 7392 1.541
## 3 3418 0 3418 2.594
## 4 3313 2517 796 1.405
## 5 4716 0 4716 2.175
## 6 4010 1247 2763 1.376
## Total_Trans_Amt Total_Trans_Ct Total_Ct_Chng_Q4_Q1 Avg_Utilization_Ratio
## 1 1144 42 1.625 0.061
## 2 1291 33 3.714 0.105
## 3 1887 20 2.333 0.000
## 4 1171 20 2.333 0.760
## 5 816 28 2.500 0.000
## 6 1088 24 0.846 0.311
```

Information sur les types de données et les valeurs manquantes

Un dépassement se produit lorsque j'affiche les deux dernières variables, ce qui nous empêche de l'afficher, mais ce sont des types `num`.

```
str(tab[1:21])
```

```
## 'data.frame':    10127 obs. of  21 variables:
## $ CLIENTNUM      : int  768805383 818770008 713982108 769911858 709106358 713061558 810347...
## $ Attrition_Flag : chr  "Existing Customer" "Existing Customer" "Existing Customer" "Exist...
## $ Customer_Age   : int  45 49 51 40 40 44 51 32 37 48 ...
## $ Gender         : chr  "M" "F" "M" "F" ...
## $ Dependent_count : int  3 5 3 4 3 2 4 0 3 2 ...
## $ Education_Level : chr  "High School" "Graduate" "Graduate" "High School" ...
## $ Marital_Status : chr  "Married" "Single" "Married" "Unknown" ...
## $ Income_Category : chr  "$60K - $80K" "Less than $40K" "$80K - $120K" "Less than $40K" ...
## $ Card_Category  : chr  "Blue" "Blue" "Blue" "Blue" ...
## $ Months_on_book : int  39 44 36 34 21 36 46 27 36 36 ...
## $ Total_Relationship_Count : int  5 6 4 3 5 3 6 2 5 6 ...
## $ Months_Inactive_12_mon : int  1 1 1 4 1 1 1 2 2 3 ...
## $ Contacts_Count_12_mon : int  3 2 0 1 0 2 3 2 0 3 ...
## $ Credit_Limit   : num  12691 8256 3418 3313 4716 ...
## $ Total_Revolving_Bal : int  777 864 0 2517 0 1247 2264 1396 2517 1677 ...
## $ Avg_Open_To_Buy : num  11914 7392 3418 796 4716 ...
## $ Total_Amt_Chng_Q4_Q1 : num  1.33 1.54 2.59 1.41 2.17 ...
## $ Total_Trans_Amt   : int  1144 1291 1887 1171 816 1088 1330 1538 1350 1441 ...
## $ Total_Trans_Ct    : int  42 33 20 20 28 24 31 36 24 32 ...
## $ Total_Ct_Chng_Q4_Q1 : num  1.62 3.71 2.33 2.33 2.5 ...
## $ Avg_Utilization_Ratio : num  0.061 0.105 0 0.76 0 0.311 0.066 0.048 0.113 0.144 ...
```

Vérification de la taille et des noms de colonnes

Le tableau contient $n = 23$ et $p = 1027$, avec les individus en ligne et les variables bancaires en colonne.

```
colnames(tab)
```

```
## [1] "CLIENTNUM"
## [2] "Attrition_Flag"
## [3] "Customer_Age"
## [4] "Gender"
## [5] "Dependent_count"
## [6] "Education_Level"
## [7] "Marital_Status"
## [8] "Income_Category"
## [9] "Card_Category"
## [10] "Months_on_book"
## [11] "Total_Relationship_Count"
## [12] "Months_Inactive_12_mon"
## [13] "Contacts_Count_12_mon"
## [14] "Credit_Limit"
## [15] "Total_Revolving_Bal"
## [16] "Avg_Open_To_Buy"
## [17] "Total_Amt_Chng_Q4_Q1"
## [18] "Total_Trans_Amt"
## [19] "Total_Trans_Ct"
## [20] "Total_Ct_Chng_Q4_Q1"
## [21] "Avg_Utilization_Ratio"
```

```
## [22] "Naive_Bayes_Classifier_Attrition_Flag_Card_Category_Contacts_Count_12_mon_Dependent_count_Educ
## [23] "Naive_Bayes_Classifier_Attrition_Flag_Card_Category_Contacts_Count_12_mon_Dependent_count_Educ
```

```
dim(tab)
```

```
## [1] 10127    23
```

Classe du tableau

```
class(tab)
```

```
## [1] "data.frame"
```

DÉTECTION DES VALEURS MANQUANTES

Détecter les valeurs manquantes

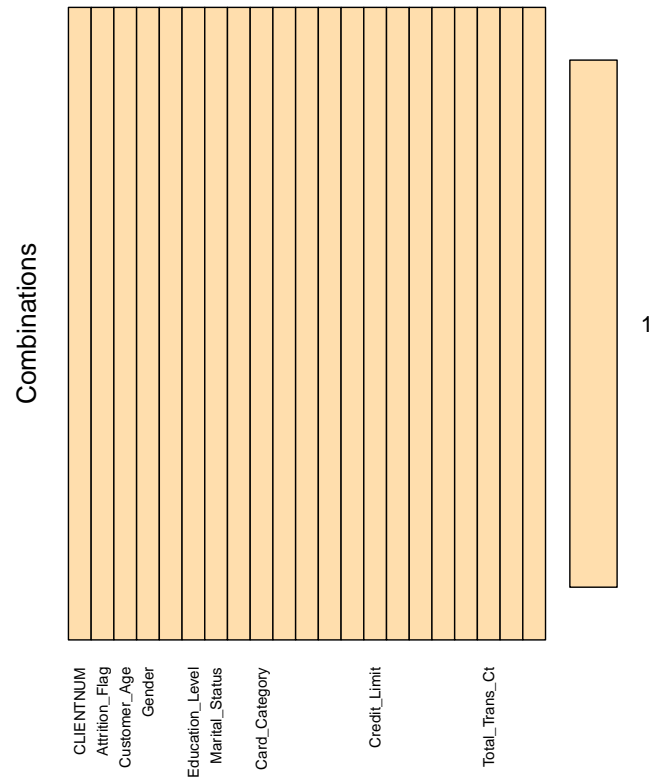
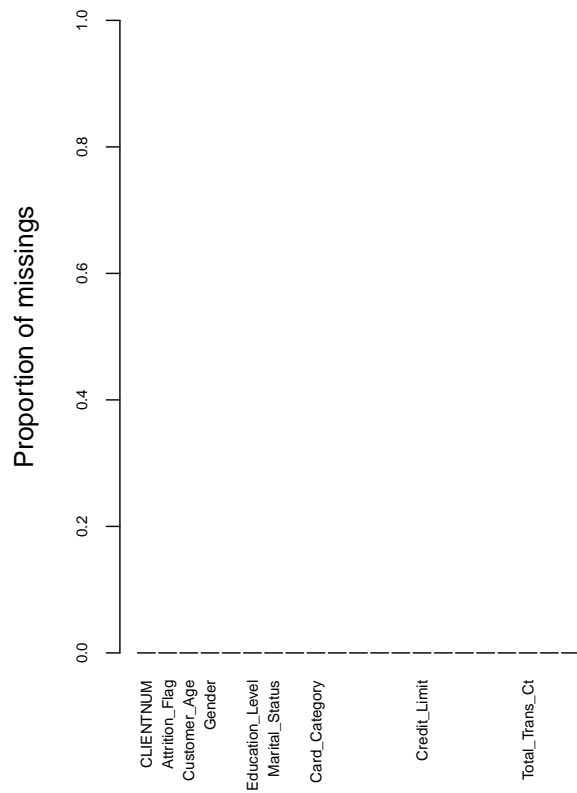
Ce script vise à détecter la présence de valeurs manquantes (NaN). Si au moins une valeur manquante est identifiée, le code affiche ces valeurs et génère un message d'arrêt indiquant à l'utilisateur de nettoyer les données avant de poursuivre son analyse.

```
if (sum(is.na(tab)) > 0) {  
  print(tab[is.na(tab)])  
  stop("Des valeurs NaN ont été détectées. Veuillez nettoyer les données avant de continuer.")  
}
```

Visualisation des valeurs manquantes

Il est observé que notre ensemble de données ne contient aucune valeur manquante. Cette constatation est appuyée par le graphique de gauche, où aucune absence de données n'est visuellement identifiable, confirmant ainsi cette affirmation.

```
par(mfrow = c(1, 1))  
aggr(tab[1:21], col = c("navajowhite1", "navajowhite3"),  
     numbers = TRUE,  
     sortVars = TRUE,  
     labels = names(tab),  
     cex.axis = 0.7,  
     gap = 3,  
     pch = 19)
```



```
##
## Variables sorted by number of missings:
##      Variable Count
##      CLIENTNUM      0
##      Attrition_Flag  0
##      Customer_Age    0
##      Gender          0
##      Dependent_count 0
##      Education_Level  0
##      Marital_Status   0
##      Income_Category  0
##      Card_Category    0
##      Months_on_book   0
##      Total_Relationship_Count 0
##      Months_Inactive_12_mon 0
##      Contacts_Count_12_mon 0
##      Credit_Limit     0
##      Total_Revolving_Bal 0
##      Avg_Open_To_Buy  0
##      Total_Amt_Chng_Q4_Q1 0
##      Total_Trans_Amt  0
##      Total_Trans_Ct    0
##      Total_Ct_Chng_Q4_Q1 0
##      Avg_Utilization_Ratio 0
```

DÉTECTION DES VALEURS ABERANTES

Dans cette analyse, la librairie R `outliers` est employée pour détecter d'éventuelles valeurs aberrantes. Après une évaluation approfondie, aucune valeur aberrante n'est observée initialement dans les données.

```
# Liste pour stocker les outliers détectés pour chaque colonne
all_outliers <- list()

# Détection des valeurs aberrantes pour chaque colonne
numeric_columns <- sapply(tab, is.numeric)

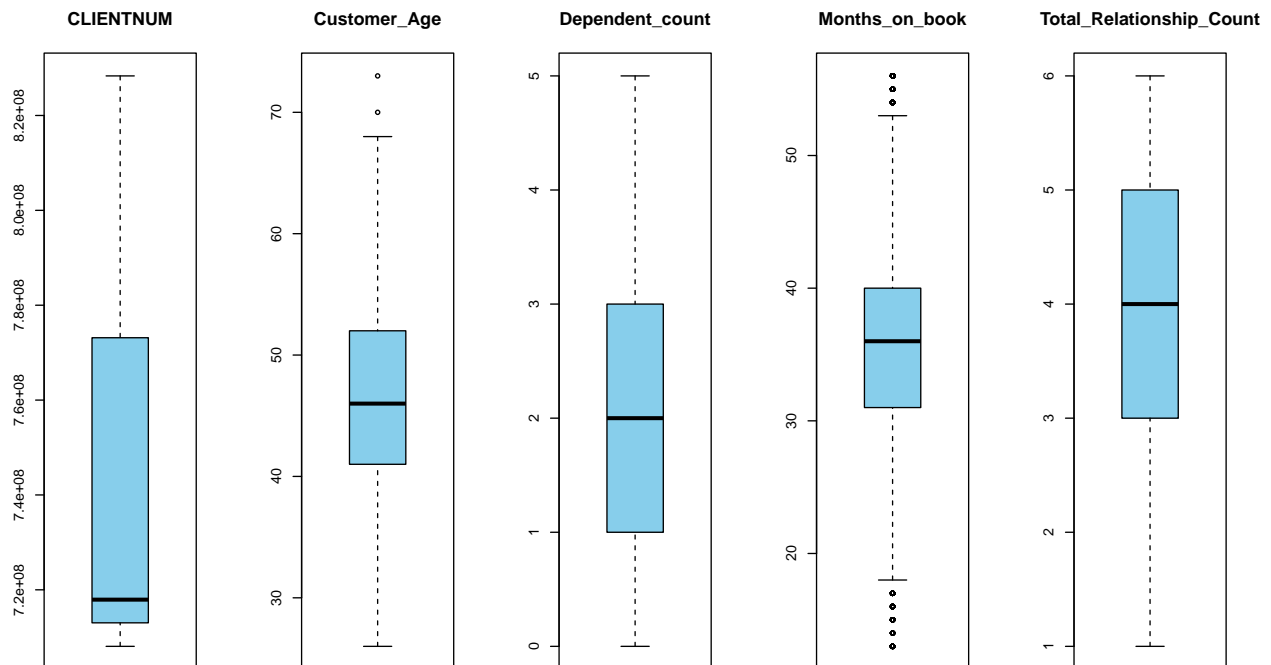
for (col in colnames(numeric_columns)) {
  outliers_test <- grubbs.test(tab[[col]])
  outliers_detected <- outliers_test$outliers
  all_outliers[[col]] <- outliers_detected
}

# Afficher les valeurs aberrantes détectées pour chaque colonne
print(all_outliers)
```

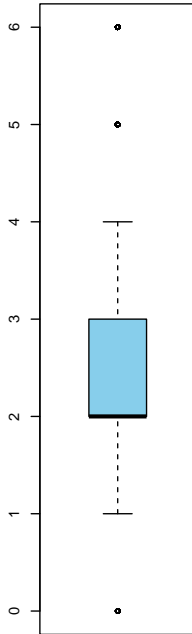

ANALYSES DES VARIABLES QUANTITATIVES ET CATÉGORIELLES

Les informations extraites à l'aide de la fonction `str(tab)` nous permettent de classer deux types de données dans un tableau (ou un dataframe) : les variables quantitatives, qui représentent des quantités numériques telles que des nombres entiers ou à virgule flottante, et les variables catégorielles, qui représentent des catégories ou des labels tels que des chaînes de caractères. Cette classification est basée sur les types de données observés dans chaque colonne du tableau.

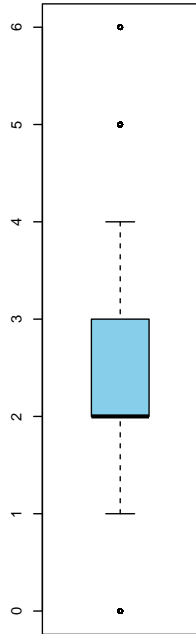
Analyse des variables quantitatives :



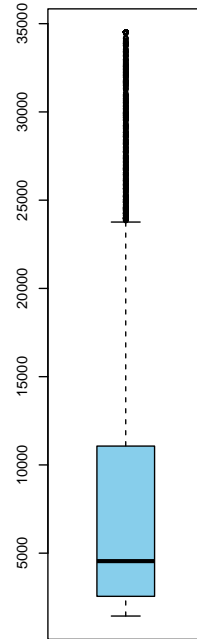
Months_Inactive_12_mon



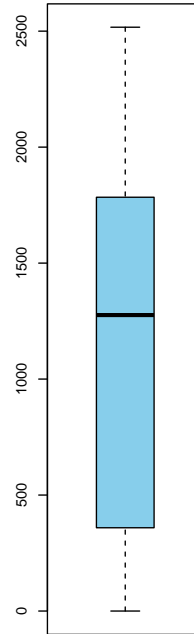
Contacts_Count_12_mon



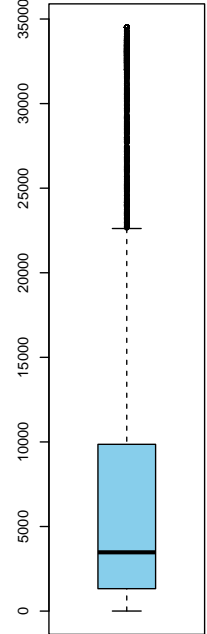
Credit_Limit



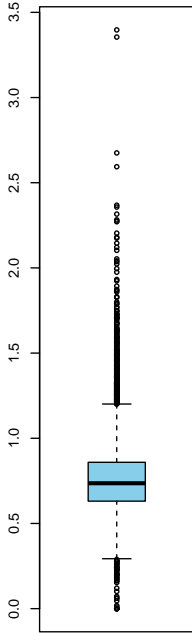
Total_Revolving_Bal



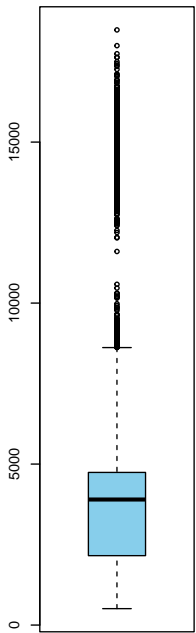
Avg_Open_To_Buy



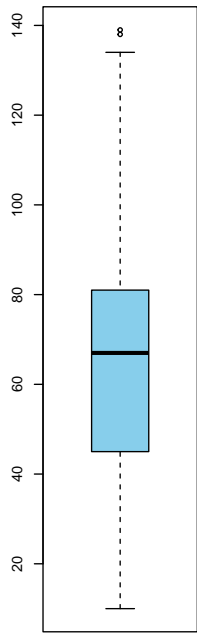
Total_Amt_Chng_Q4_Q1



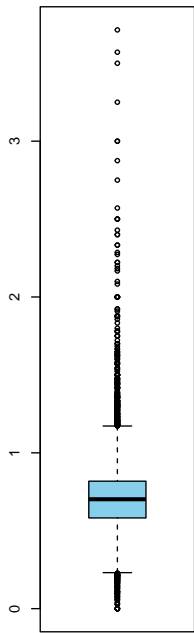
Total_Trans_Amt



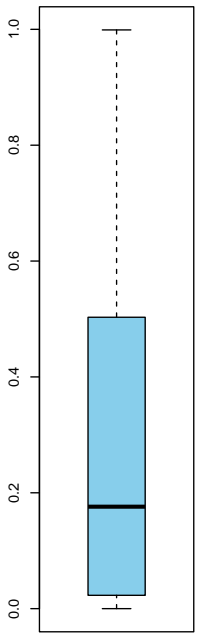
Total_Trans_Ct



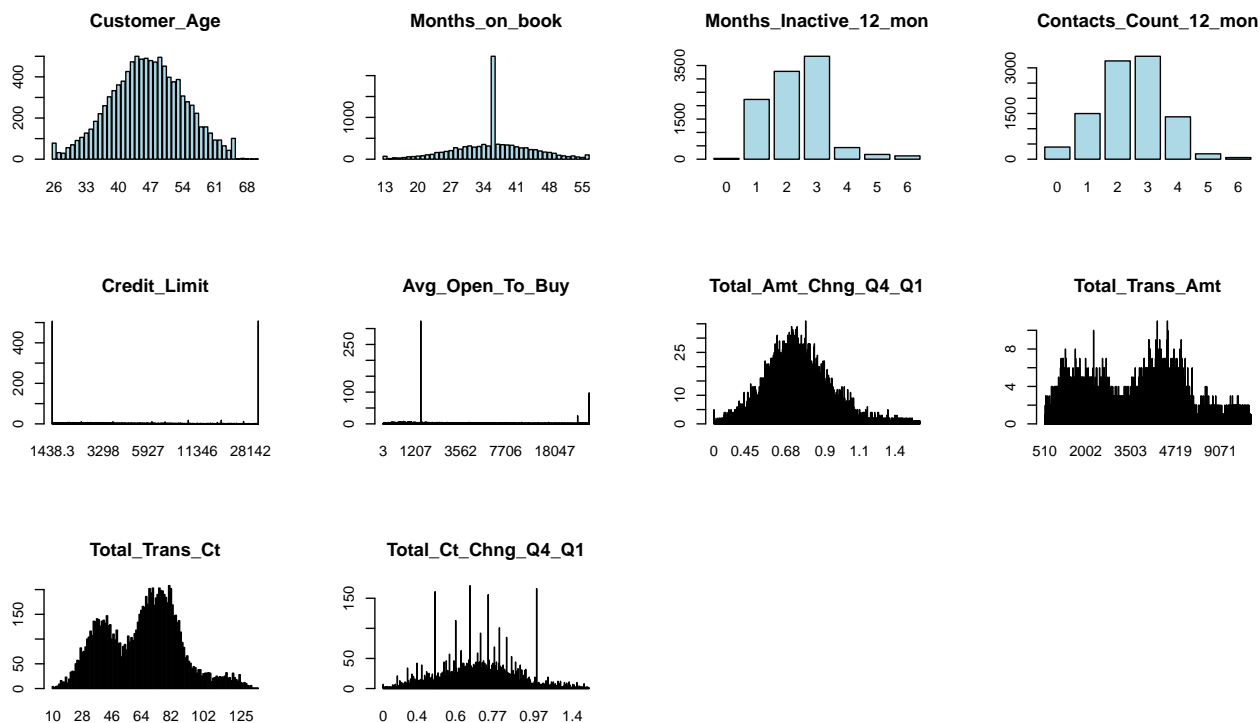
Total_Ct_Chng_Q4_Q1



Avg_Utilization_Ratio



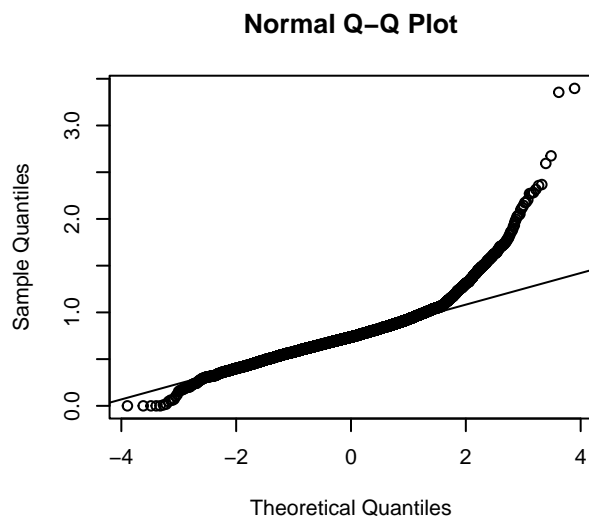
Analyse des valeurs possiblement abérantes sur le boxplot :



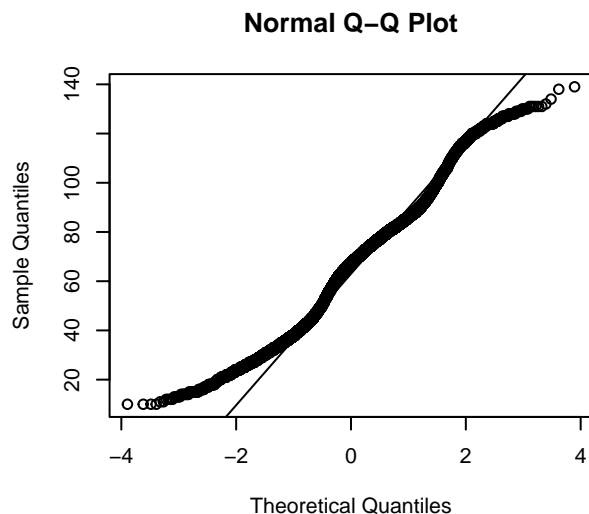
Interprétations des boxplot avec outliers :

1. **Customer_Age** : Aucun problème évident n'est détecté, bien que l'on observe un léger dépassement sur le boxplot, suggérant la nécessité d'une inspection plus approfondie.
2. **Months_on_book** : Aucun problème majeur n'est apparent, probablement lié à un ajustement de calibrage. Il est recommandé de consulter le résumé pour une confirmation supplémentaire.
3. **Months_Inactive_12_mon** : Aucun problème significatif n'est observé, probablement dû à un calibrage particulier. Une vérification du résumé peut fournir des détails supplémentaires.
4. **Contacts_Count_12_mon** : Des observations similaires sont notées, indiquant probablement un ajustement de calibrage.
5. **Credit_Limit** : Après l'analyse du barplot, les données semblent propres et homogènes.
6. **Avg_Open_To_Buy** : L'analyse du barplot révèle deux pics importants, mais la nature de la donnée ne semble pas aberrante.

7. **Total_Amt_Chng_Q4_Q1** (Valeurs Aberrantes : 3.397, 3.355) : Malgré une impression de distribution normale d'après le barplot, l'étude des quantiles identifie deux valeurs aberrantes à l'extrême droite.



8. **Total_Trans_Amt** : Aucune valeur aberrante flagrante n'est détectée après l'analyse du barplot.
9. **Total_Trans_Ct** : Bien que le barplot suggère une distribution normale, l'étude des quantiles ne confirme pas de manière concluante la présence de valeurs aberrantes.

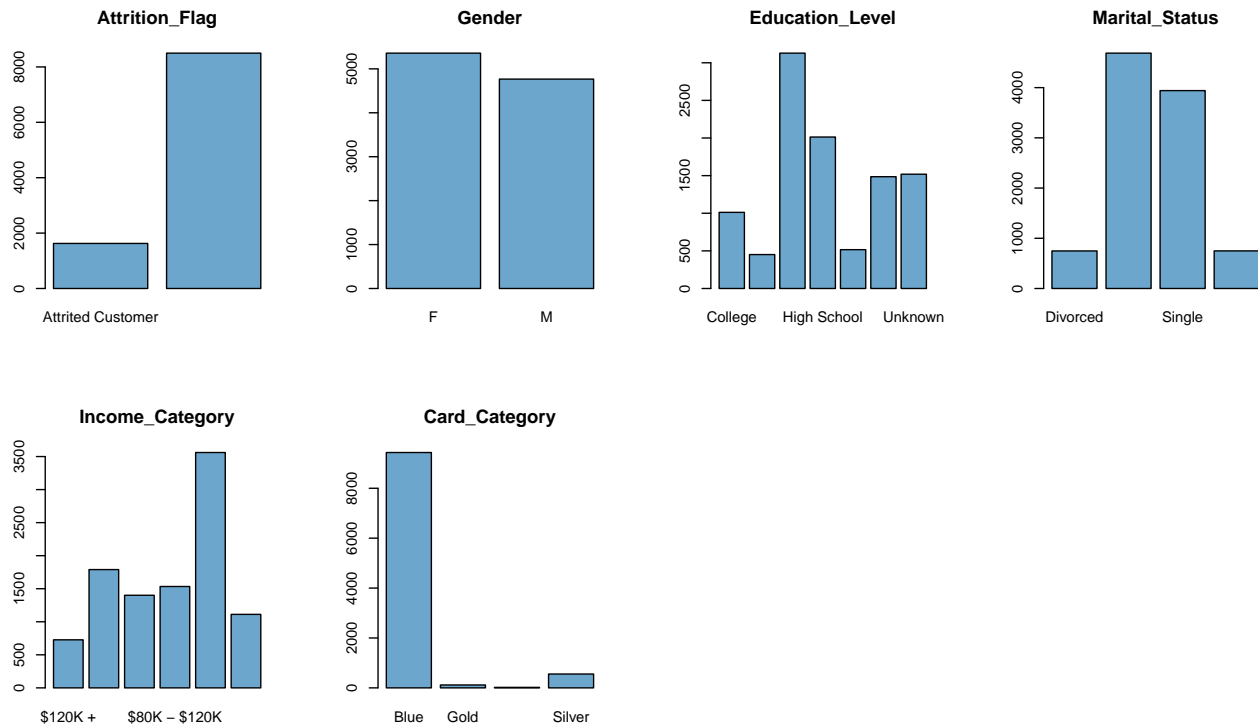


10. **Total_Ct_Chng_Q4_Q1** : L'analyse du barplot, combinée à la nature de la variable, indique qu'il n'est pas possible d'exclure les changements dans le nombre de transactions comme des valeurs aberrantes.

Actions sur la donnée - Traitement des valeurs aberrantes :

```
# Supprimer les lignes avec les deux valeurs (3.397, 3.355)
tab <- tab[!(tab$Total_Amt_Chng_Q4_Q1 %in% c(3.397, 3.355)), ]
```

Analyse des variables catégorielles :



Interprétations :

- Les lignes contenant des valeurs 'Unknown' doivent être supprimées de l'ensemble de données, car cette catégorie ne correspond à aucune information pertinente et peut introduire des incohérences dans les analyses, affectant ainsi la qualité des résultats. Ces valeurs se retrouvent dans **Education_Level**, **Marital_Status** et **Income_Category**.
- La variable **Avg_Open_To_Buy** présente principalement des nombres entiers, mais parmi eux, un nombre décimal unique, 1438.3, a été identifié. Pour maintenir la consistance des données, il est nécessaire de convertir ce nombre décimal en un nombre entier.

Actions sur la donnée :

Traitement des valeurs inconnues :

```
# Supprimer les lignes avec des valeurs "Unknown"
tab <- tab[rowSums(tab == "Unknown", na.rm = TRUE) == 0, ]
```

```
# Remplacer la seule valeur float en valeur int
tab$Avg_Open_To_Buy[tab$Avg_Open_To_Buy == 1438.3] <- 1438

# Afficher les lignes avec des valeurs de Avg_Open_To_Buy égale à 1438.3
rows_greater_than_1438 <- tab[tab$Avg_Open_To_Buy == 1438.3, ]
print(rows_greater_than_1438$Avg_Open_To_Buy)
```

Correction d'une valeur décimale à entier :

```
## numeric(0)
```

```
summary(tab$Avg_Open_To_Buy)
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##         3   1248    3244    7323   9490   34516
```

VARIABLES DISCRETES ET CONTINUES

Significations :

Variables discrètes :

1. **CLIENTNUM:** Identifiant unique du client - Discrète. Il s'agit d'un numéro d'identification unique attribué à chaque client. Bien que ce soit une série de nombres, il est traité comme une variable discrète en raison de son caractère distinct et non mesurable dans un continuum.
2. **Attrition_Flag:** Variable binaire indiquant si le compte est fermé (1) ou non (0) - Discrète. C'est une variable binaire avec des valeurs distinctes, représentant deux états possibles : fermé ou non fermé.
3. **Gender:** Variable catégorielle indiquant le genre du client (M=Male, F=Female) - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes, représentant deux genres possibles.
4. **Dependent_count:** Nombre de personnes à charge - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier représentant le nombre de personnes à charge. Comme il s'agit d'une quantité discrète et non continue, il est classé comme variable discrète.
5. **Education_Level:** Niveau d'éducation du titulaire du compte - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes, représentant différents niveaux d'éducation.
6. **Marital_Status:** État civil du titulaire du compte - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes, représentant différents états civils.
7. **Income_Category:** Catégorie de revenu annuel du titulaire du compte - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes, représentant différentes tranches de revenu.
8. **Card_Category:** Type de carte de crédit (Blue, Silver, Gold, Platinum) - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes, représentant différents types de cartes de crédit.
9. **Months_on_book:** Période de relation avec la banque - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier représentant le nombre de mois. Bien que les mois soient des unités discrètes, cette variable est considérée comme continue car elle représente une durée dans un continuum temporel.
10. **Months_Inactive_12_mon:** Nombre de mois d'inactivité au cours des 12 derniers mois - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier représentant le nombre de mois d'inactivité au cours d'une période définie.
11. **Contacts_Count_12_mon:** Nombre de contacts au cours des 12 derniers mois - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier représentant le nombre de contacts au cours d'une période définie.

Variables continues :

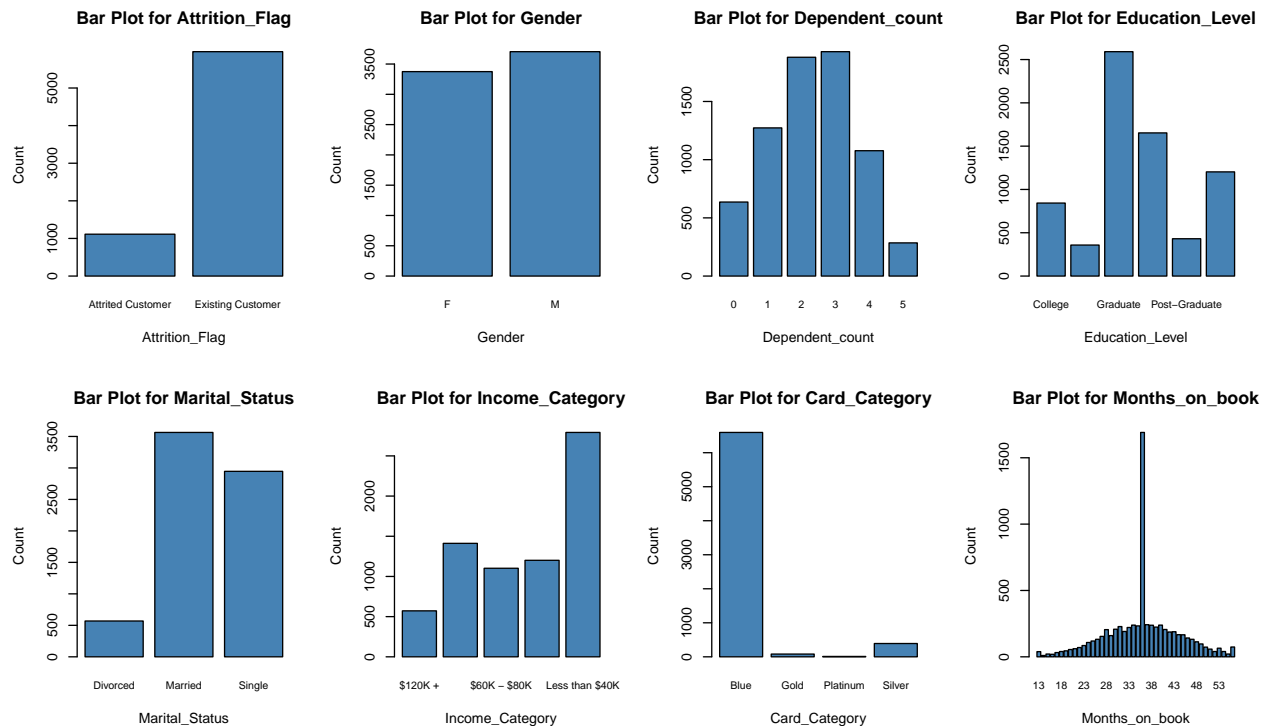
1. **Customer_Age:** Âge du client en années - Continue. L'âge est une variable continue car elle peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle. Bien que dans ce cas les âges soient fournis en nombres entiers, l'âge lui-même est une mesure continue.
2. **Credit_Limit:** Limite de crédit sur la carte de crédit - Continue. La limite de crédit peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, la rendant ainsi continue.
3. **Total_Relationship_Count:** Nombre total de produits détenus par le client - Continue. Le nombre total de produits peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, ce qui en fait une variable continue.
4. **Total_Revolving_Bal:** Solde total en rotation sur la carte de crédit - Continue. Le solde en rotation peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, le classant ainsi comme variable continue.

5. **Avg_Open_To_Buy:** Montant disponible pour les achats sur la carte (moyenne des 12 derniers mois) - Continue. Cette moyenne peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, la rendant continue.
6. **Total_Amt_Chng_Q4_Q1:** Changement du montant des transactions (Q4 sur Q1) - Continue. Le changement du montant peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, classant cette variable comme continue.
7. **Total_Trans_Amt:** Montant total des transactions (12 derniers mois) - Continue. Le montant total des transactions peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, la rendant continue.
8. **Total_Trans_Ct:** Nombre total de transactions (12 derniers mois) - Continue. Le nombre total de transactions peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, le classant ainsi comme variable continue.
9. **Total_Ct_Chng_Q4_Q1:** Changement du nombre de transactions (Q4 sur Q1) - Continue. Le changement du nombre de transactions peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, rendant cette variable continue.
10. **Avg_Utilization_Ratio:** Ratio moyen d'utilisation de la carte de crédit - Continue. Le ratio moyen peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle, le classant comme variable continue.

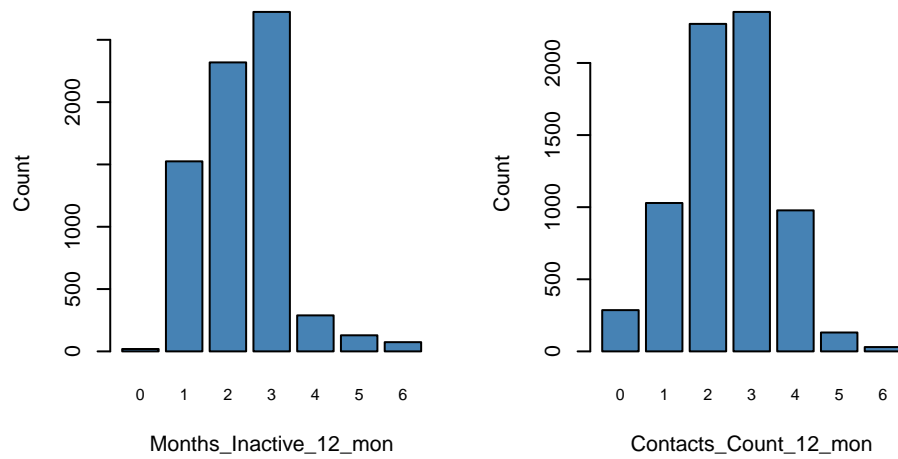
Visualisation :

Visualisations pour les variables discrètes

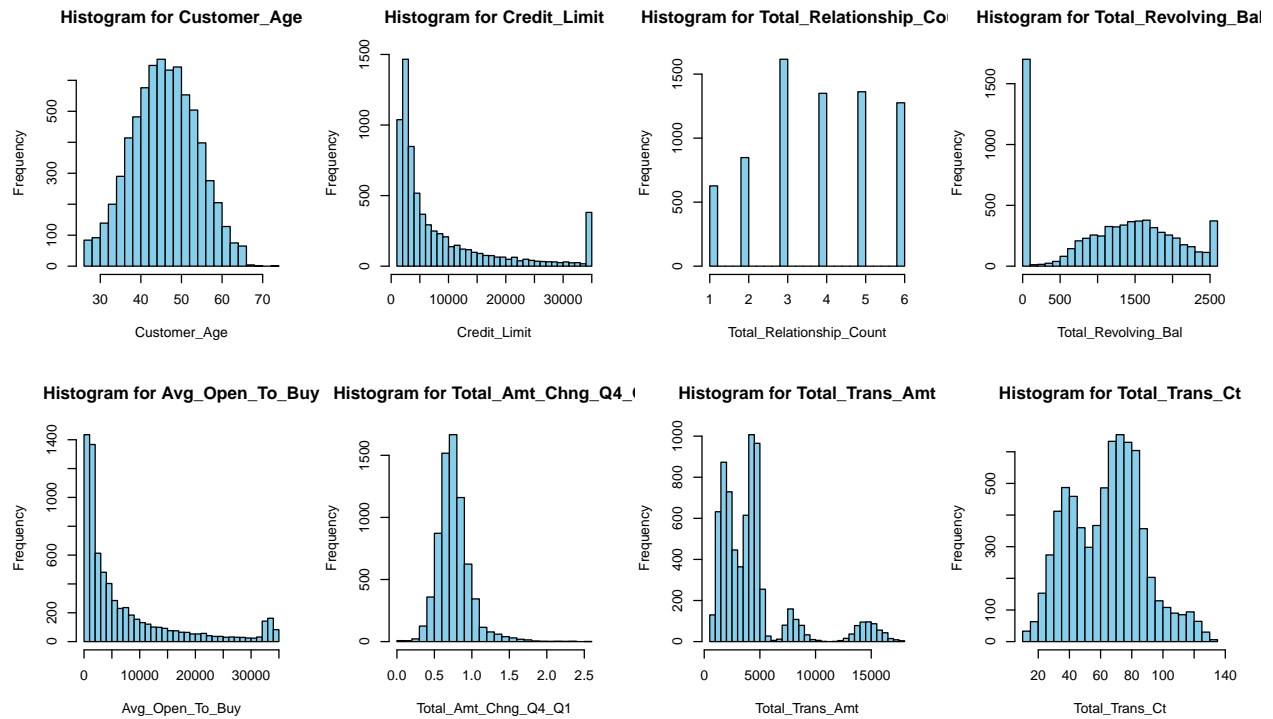
Nous n'avons pas besoin de plot le CLIENTNUM qui correspond juste à l'identifiant du client.



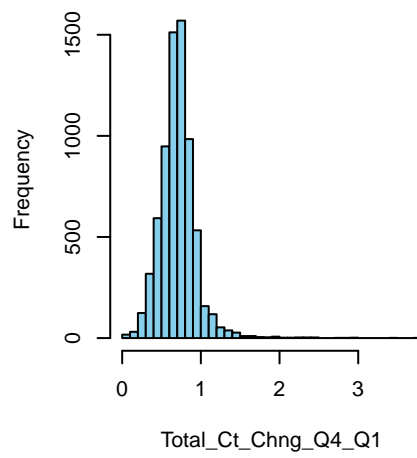
Bar Plot for Months_Inactive_12_mc Bar Plot for Contacts_Count_12_mc



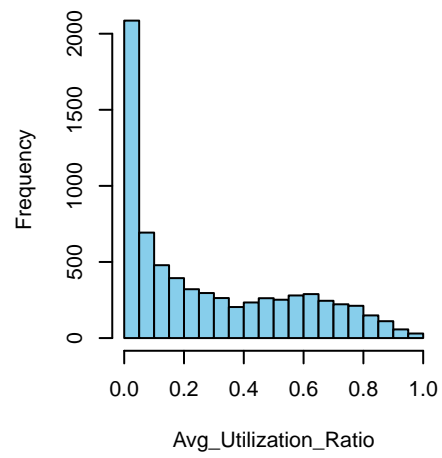
Visualisations pour les variables continues



Histogram for Total_Ct_Chng_Q4_Q1



Histogram for Avg_Utilization_Ratio



ANALYSE DES STATISTIQUES DESCRIPTIVES

Résumé sur l'ensemble des variables :

```
## -- Data Summary -----
##                               Values
## Name                         tab[, -c((ncol(tab) - 1):...
## Number of rows               7079
## Number of columns            21
## -----
## Column type frequency:
##   character                   6
##   numeric                     15
## -----
## Group variables               None
##
## -- Variable type: character -----
##   skim_variable  n_missing complete_rate min max empty n_unique whitespace
## 1 Attrition_Flag      0           1 17 17 0      2      0
## 2 Gender              0           1 1 1 0      2      0
## 3 Education_Level     0           1 7 13 0      6      0
## 4 Marital_Status      0           1 6 8 0      3      0
## 5 Income_Category     0           1 7 14 0      5      0
## 6 Card_Category       0           1 4 8 0      4      0
##
## -- Variable type: numeric -----
##   skim_variable  n_missing complete_rate      mean      sd
## 1 CLIENTNUM      0           1 739099926. 36854571.
## 2 Customer_Age   0           1      46.3      8.04
## 3 Dependent_count 0           1      2.34      1.29
## 4 Months_on_book  0           1      36.0      8.00
## 5 Total_Relationship_Count 0           1      3.82      1.54
## 6 Months_Inactive_12_mon 0           1      2.34      0.994
## 7 Contacts_Count_12_mon 0           1      2.46      1.10
## 8 Credit_Limit    0           1     8490.     9126.
## 9 Total_Revolving_Bal 0           1     1167.     812.
## 10 Avg_Open_To_Buy 0           1     7323.     9131.
## 11 Total_Amt_Chng_Q4_Q1 0           1      0.760     0.219
## 12 Total_Trans_Amt  0           1     4395.     3469.
## 13 Total_Trans_Ct   0           1      64.5      23.8
## 14 Total_Ct_Chng_Q4_Q1 0           1      0.711     0.237
## 15 Avg_Utilization_Ratio 0           1      0.282     0.279
##
##           p0           p25           p50           p75           p100 hist
## 1 708082083 713015058 717846108 773253520. 828298908
## 2      26      41      46      52      73
## 3      0      1      2      3      5
## 4      13      31      36      40.5      56
## 5      1      3      4      5      6
## 6      0      2      2      3      6
## 7      0      2      2      3      6
## 8    1438.    2496.    4287    10708    34516
## 9      0      464.    1282    1781    2517
## 10     3    1248.    3244    9490.    34516
## 11     0      0.629    0.735    0.858    2.59
```

## 12	510	2090	3831	4740	17995
## 13	10	44	67	80.5	134
## 14	0	0.583	0.7	0.818	3.71
## 15	0	0.026	0.186	0.516	0.999

Problématique

Problématique : Quels facteurs et profils de clients sont associés à la résiliation des services de cartes de crédit, et comment peut-on les prédire?

Objectifs :

1. **Compréhension des caractéristiques démographiques :**

- **Question :** Quels sont les profils démographiques des clients résiliant leurs services de cartes de crédit?
- **Méthodologie :** Analyses descriptives univariées pour chaque variable démographique.

2. **Étude des relations entre les variables :**

- **Question :** Existe-t-il des relations significatives entre les différentes variables démographiques et transactionnelles?
- **Méthodologie :** Analyses bivariées avec des tests de corrélation pour évaluer les relations.

3. **Facteurs sous-jacents à la résiliation :**

- **Question :** Quels sont les facteurs sous-jacents qui contribuent le plus à la décision de résilier?
- **Méthodologie :** Analyses factorielles pour réduire la dimensionnalité des données.

4. **Modélisation prédictive :**

- **Question :** Peut-on développer un modèle de régression prédictive pour estimer la probabilité de résiliation en fonction des variables disponibles?
- **Méthodologie :** Utilisation de méthodes de régression.

5. **Classification des clients :**

- **Question :** Peut-on classer les clients en groupes distincts en fonction de leurs comportements et caractéristiques, en particulier en ce qui concerne la résiliation?
- **Méthodologie :** Utilisation de méthodes de classification.

Conclusion

Notre pré-analyse des données de cartes de crédit a révélé un ensemble de données complet, sans valeurs manquantes et avec peu de valeurs aberrantes. Nous avons exploré les variables quantitatives et catégorielles, visualisé leurs distributions, et formulé une problématique axée sur la résiliation des services de cartes de crédit.

Les prochaines étapes de notre analyse incluront l'exploration des profils démographiques, l'étude des relations entre les variables, l'identification des facteurs de résiliation, la création de modèles prédictifs, et la classification des clients en groupes distincts. Cette pré-analyse fournit une base solide pour approfondir notre compréhension des comportements des clients de cartes de crédit.