

# Pré-analyse des données de cartes de crédit

Boujamaa Atrmouh - Christophe WANG

20 novembre 2023

## Contents

<b>Introduction</b>	<b>2</b>
Source des données . . . . .	2
Outils Utilisés . . . . .	2
Objectifs de l'analyse . . . . .	2
<b>Exploration des Données</b>	<b>3</b>
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
<b>DÉTECTION DES VALEURS MANQUANTES</b>	<b>6</b>
Détecter les valeurs manquantes . . . . .	6
Visualisation des valeurs manquantes . . . . .	6
<b>DÉTECTION DES VALEURS ABERANTES</b>	<b>8</b>
<b>ANALYSES DES VARIABLES QUANTITATIVES ET CATÉGORIELLES</b>	<b>9</b>
Analyse des variables quantitatives : . . . . .	9
Analyse des variables catégorielles : . . . . .	15
<b>VARIABLES DISCRETES ET CONTINUES</b>	<b>17</b>
Significations : . . . . .	17
Visualisation : . . . . .	18
<b>ANALYSE DES STATISTIQUES DESCRIPTIVES</b>	<b>29</b>
<b>Problématique</b>	<b>31</b>
<b>Conclusion</b>	<b>32</b>

# 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

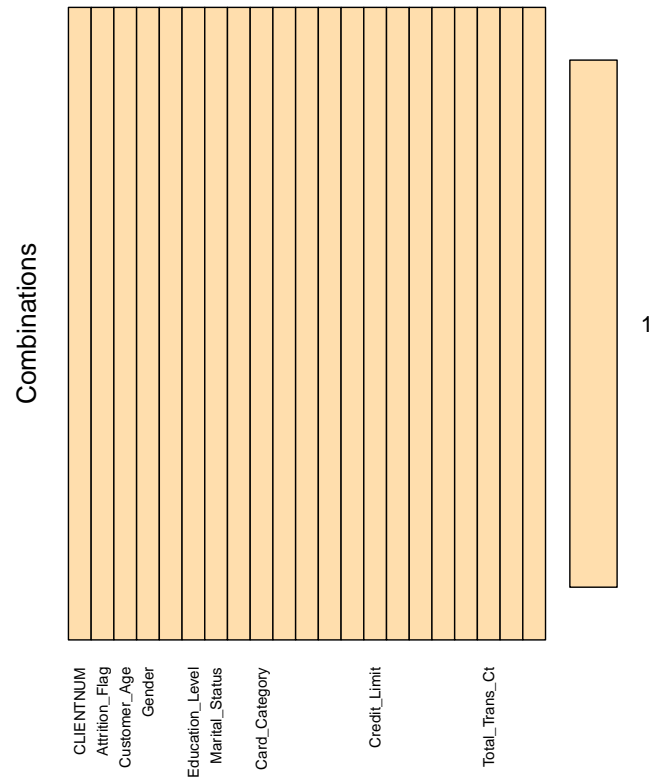
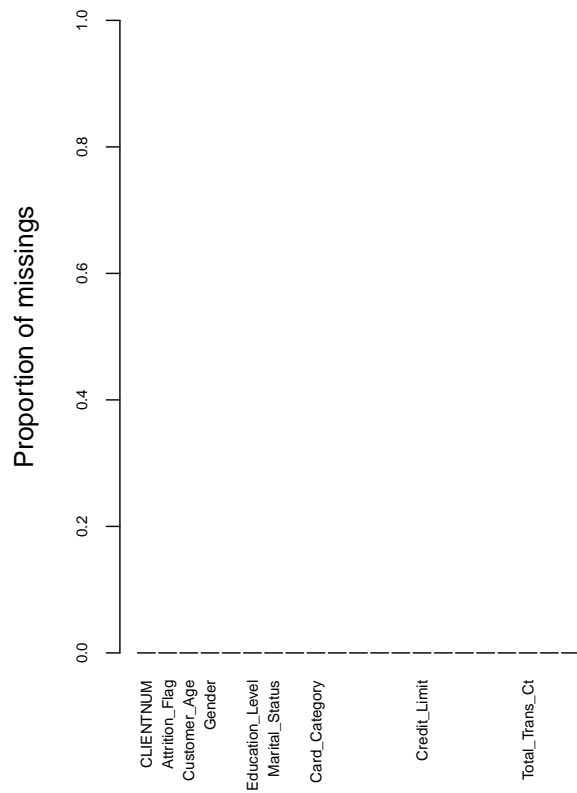
Ce script vise à détecter la présence de valeurs manquantes (NaN). Si au moins une valeur manquante est identifiée, le code affiche ces valeurs et génère un message d'arrêt indiquant à l'utilisateur de nettoyer les données avant de poursuivre son analyse.

```
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
}

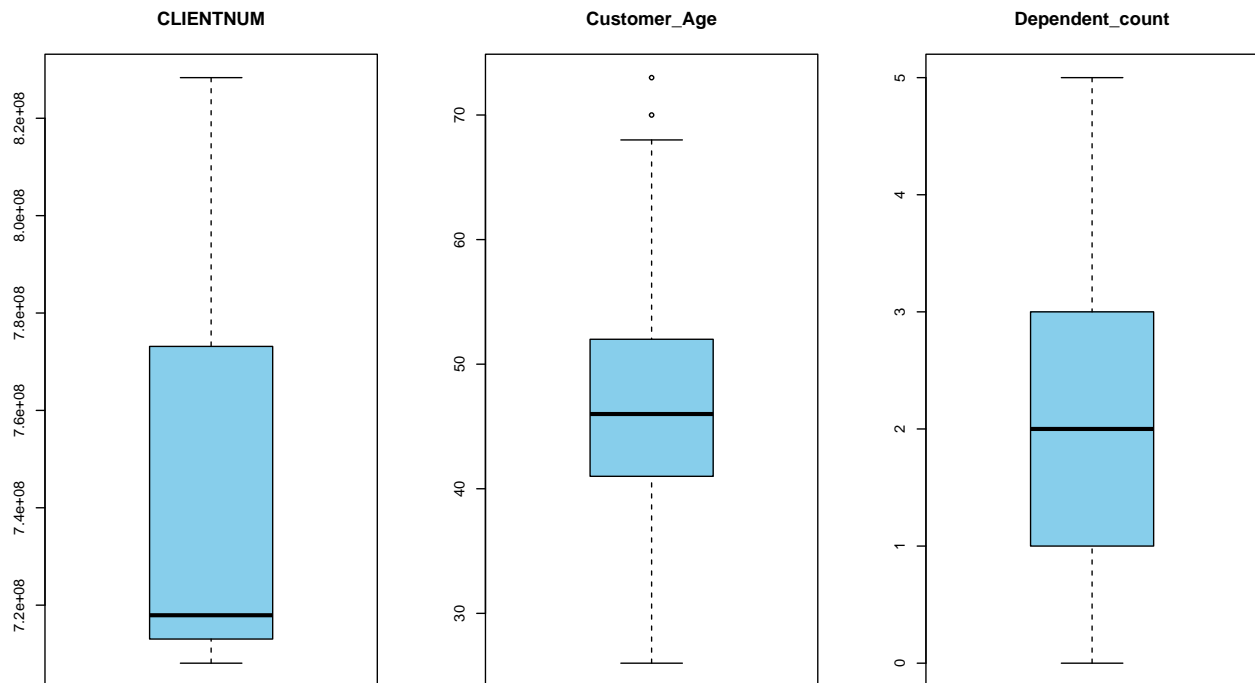
# Afficher les valeurs aberrantes détectées pour chaque colonne
print(all_outliers)
```



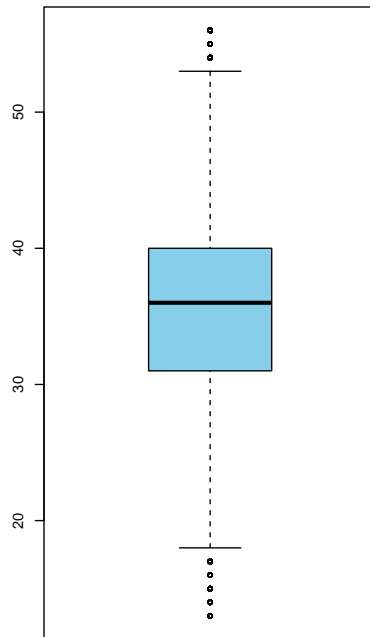
# ANALYSES DES VARIABLES QUANTITATIVES ET CATÉGORIELLES

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.

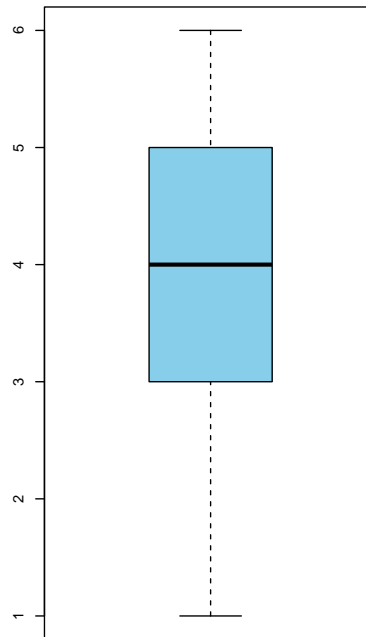
## Analyse des variables quantitatives :



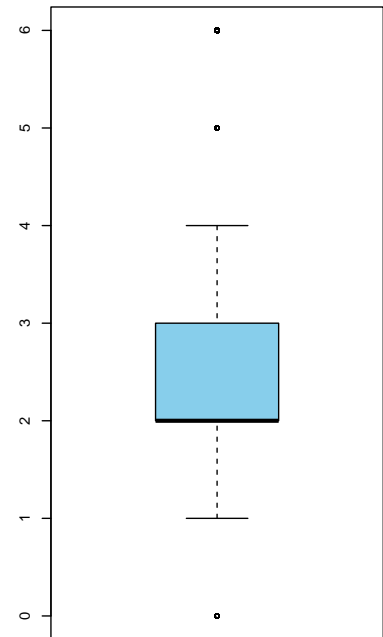
Months\_on\_book



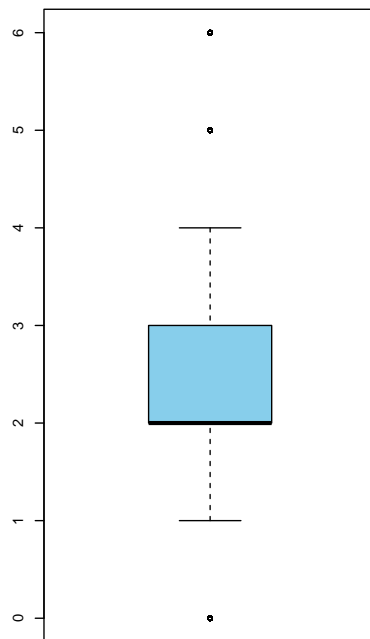
Total\_Relationship\_Count



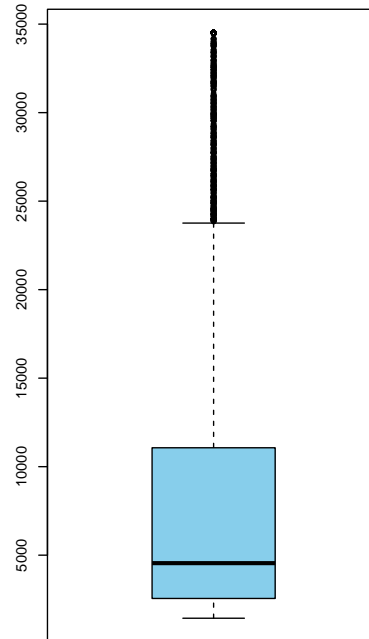
Months\_Inactive\_12\_mon



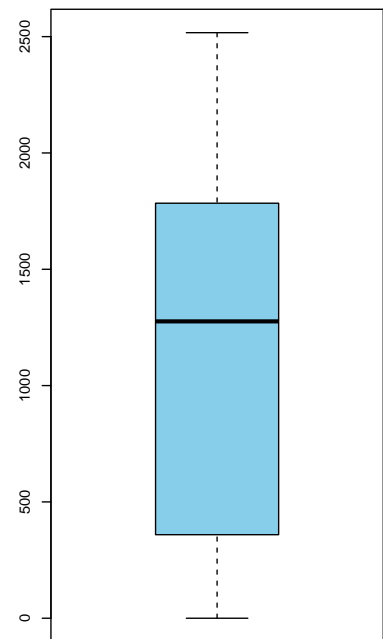
Contacts\_Count\_12\_mon

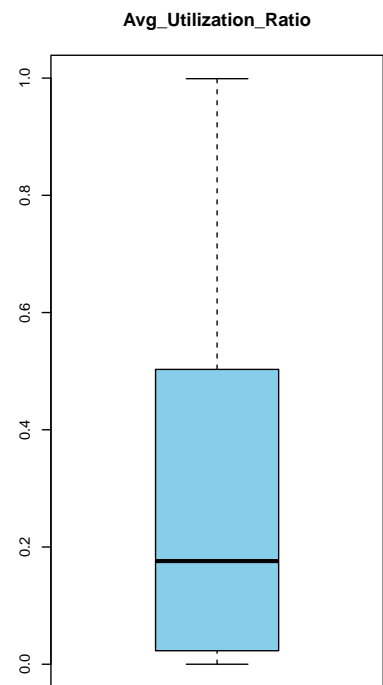
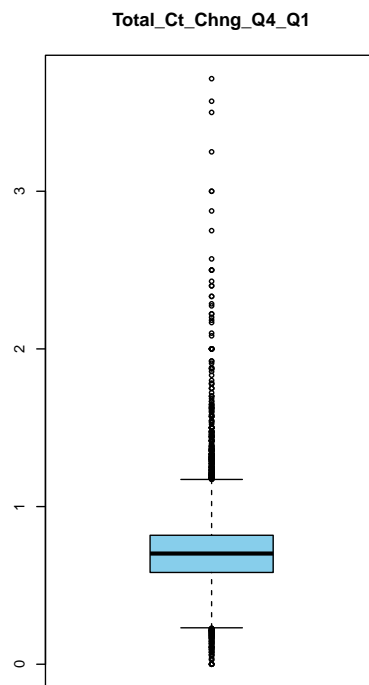
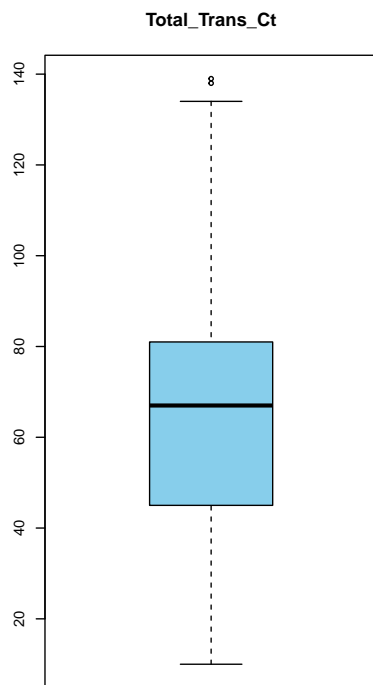
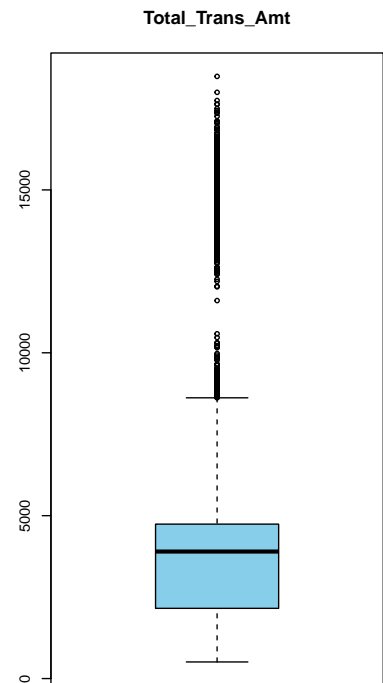
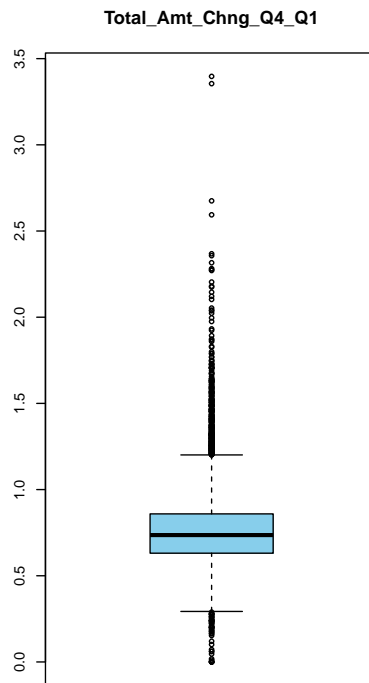
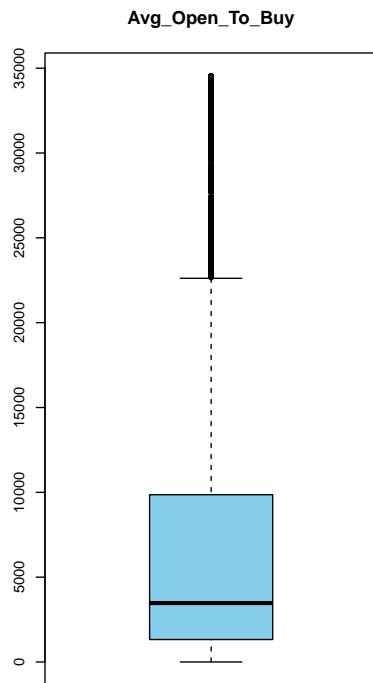


Credit\_Limit

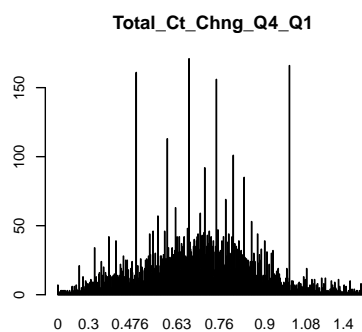
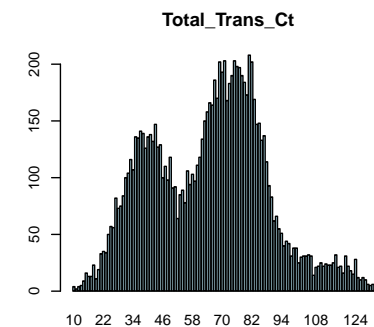
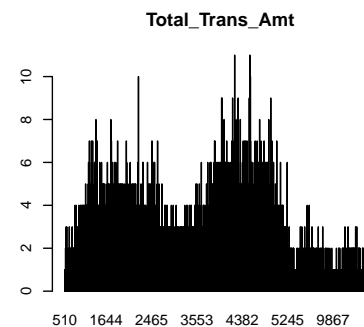
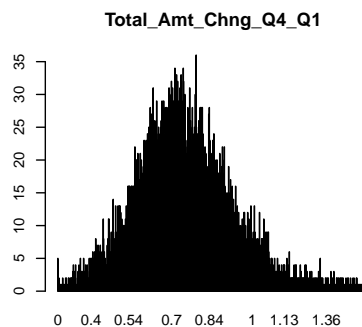
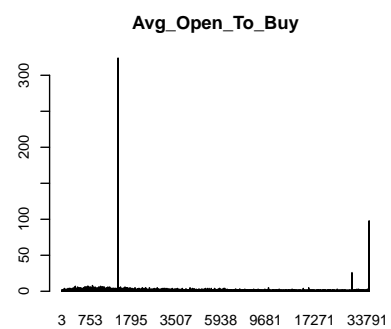
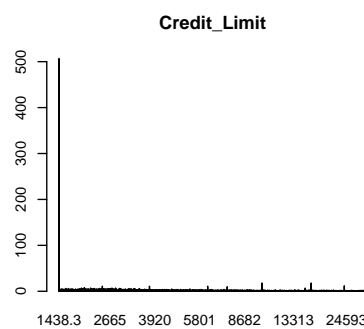
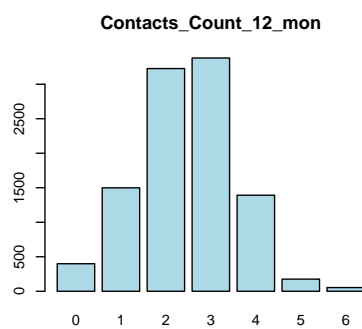
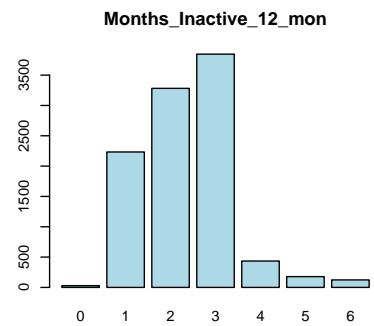
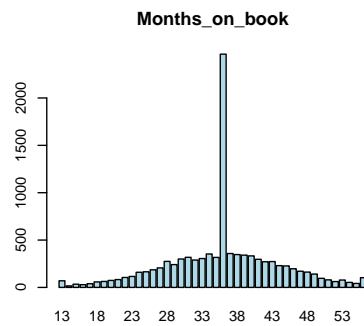
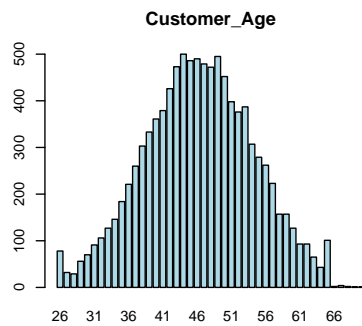


Total\_Revolving\_Bal



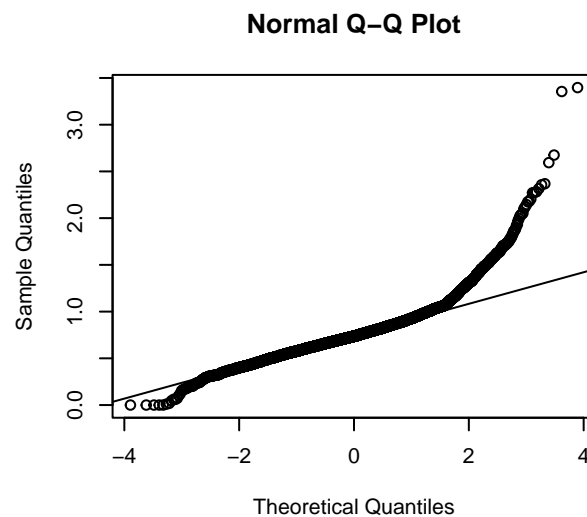


Analyse des valeurs possiblement abérantes sur le boxplot :



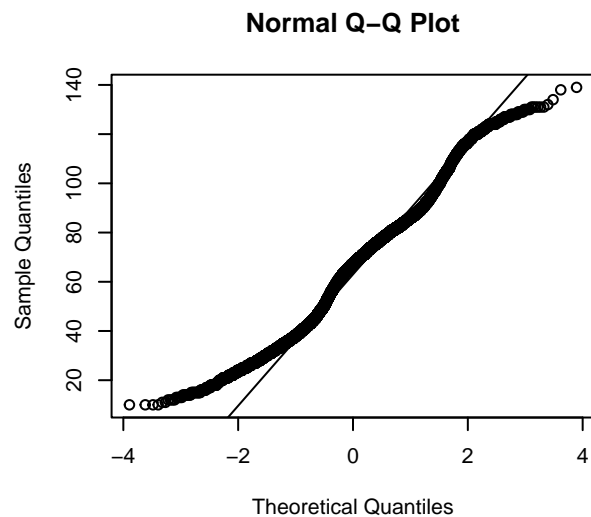
### Interprétations des boxplot avec outliers :

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.

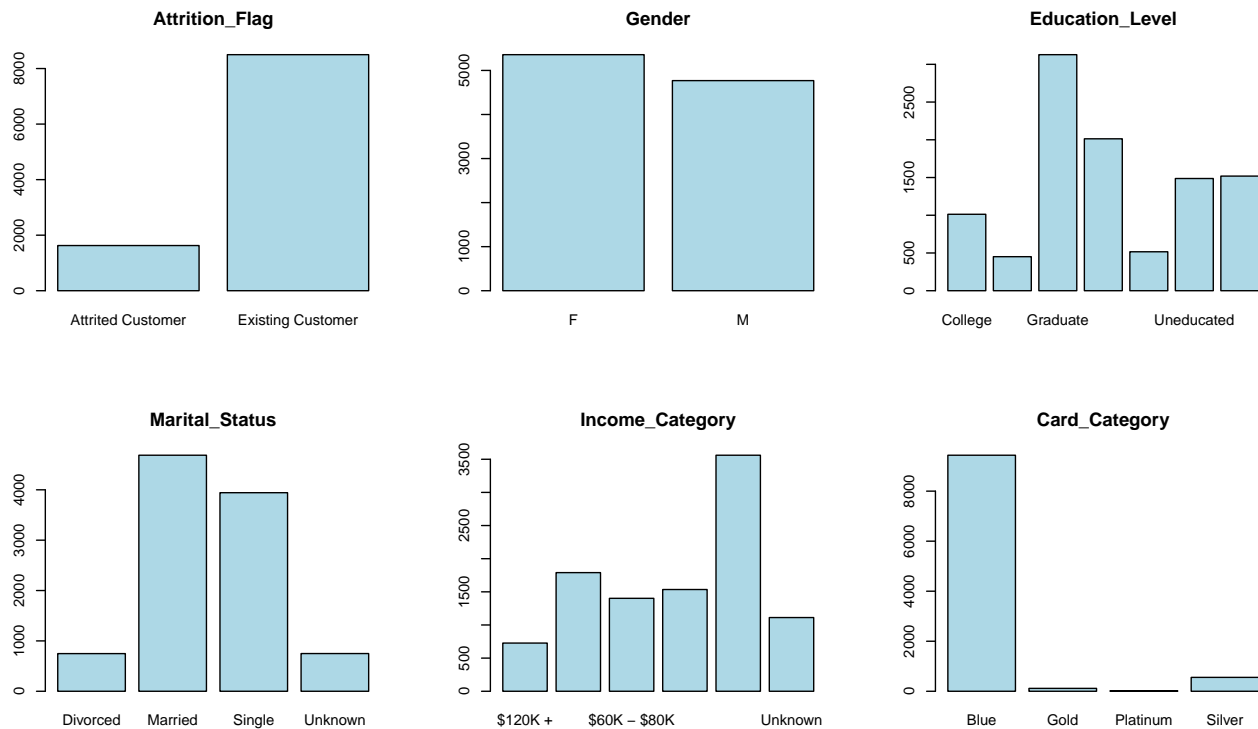


10. **Total\_Ct\_Chng\_Q4\_Q1** : L'analyse du barplot, combinée à la nature de la variable, indique qu'il n'est pas possible d'exclure les changements dans le nombre de transactions comme des valeurs aberrantes.

**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, ]

# Vérifier les dimensions du dataset après la suppression
tables_data_after_cleaning <- lapply(
  c("Attrition_Flag", "Gender", "Education_Level",
    "Marital_Status", "Income_Category", "Card_Category"),
    function(x) table(tab[[x]]))
list(tables_data_after_cleaning)

```

```

# 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    1324    3474    7469    9859   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.
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.
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.
4. **Dependent\_count:** Nombre de personnes à charge - Discrète. C'est un nombre entier représentant le nombre de personnes à charge.
5. **Education\_Level:** Niveau d'éducation du titulaire du compte - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes.
6. **Marital\_Status:** État civil du titulaire du compte - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes.
7. **Income\_Category:** Catégorie de revenu annuel du titulaire du compte - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes.
8. **Card\_Category:** Type de carte de crédit (Blue, Silver, Gold, Platinum) - Discrète. Il s'agit d'une variable catégorielle avec des catégories distinctes.
9. **Months\_on\_book:** Période de relation avec la banque - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier représentant le nombre de mois.
10. **Months\_Inactive\_12\_mon:** Nombre de mois d'inactivité au cours des 12 derniers mois - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier.
11. **Contacts\_Count\_12\_mon:** Nombre de contacts au cours des 12 derniers mois - Discrète. Il s'agit d'un nombre entier.

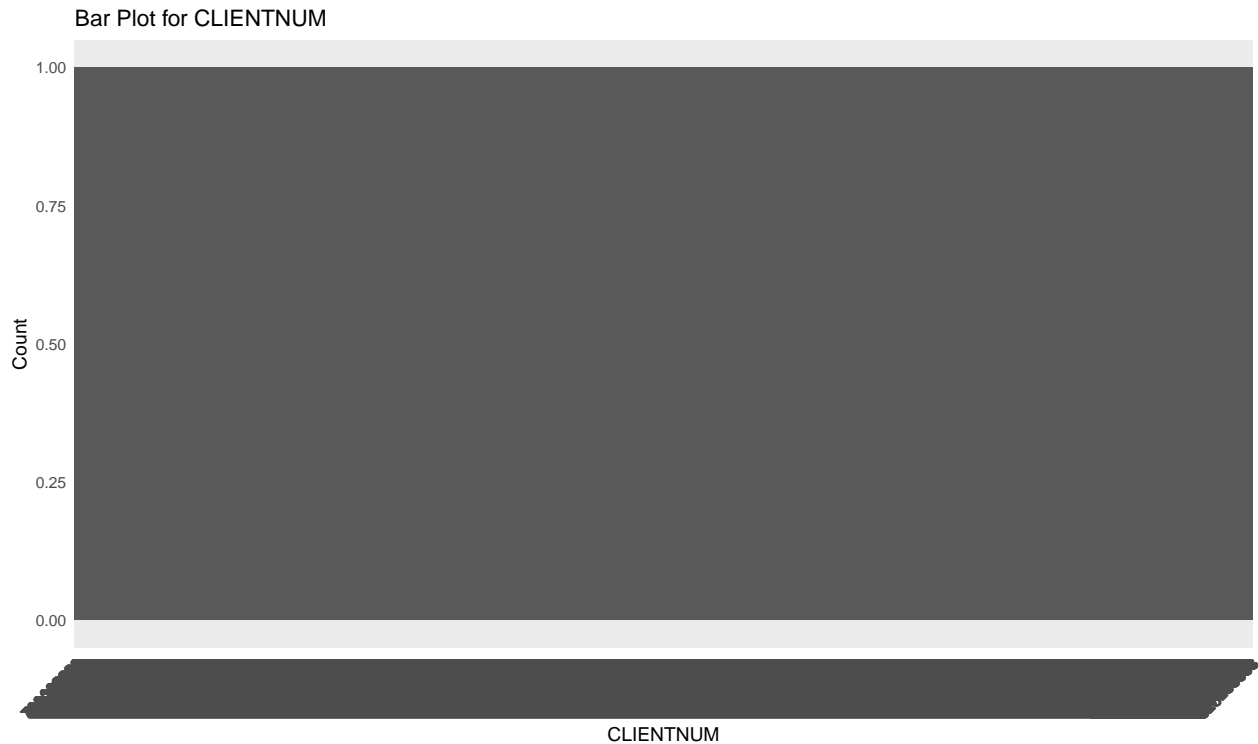
### Variables Continues :

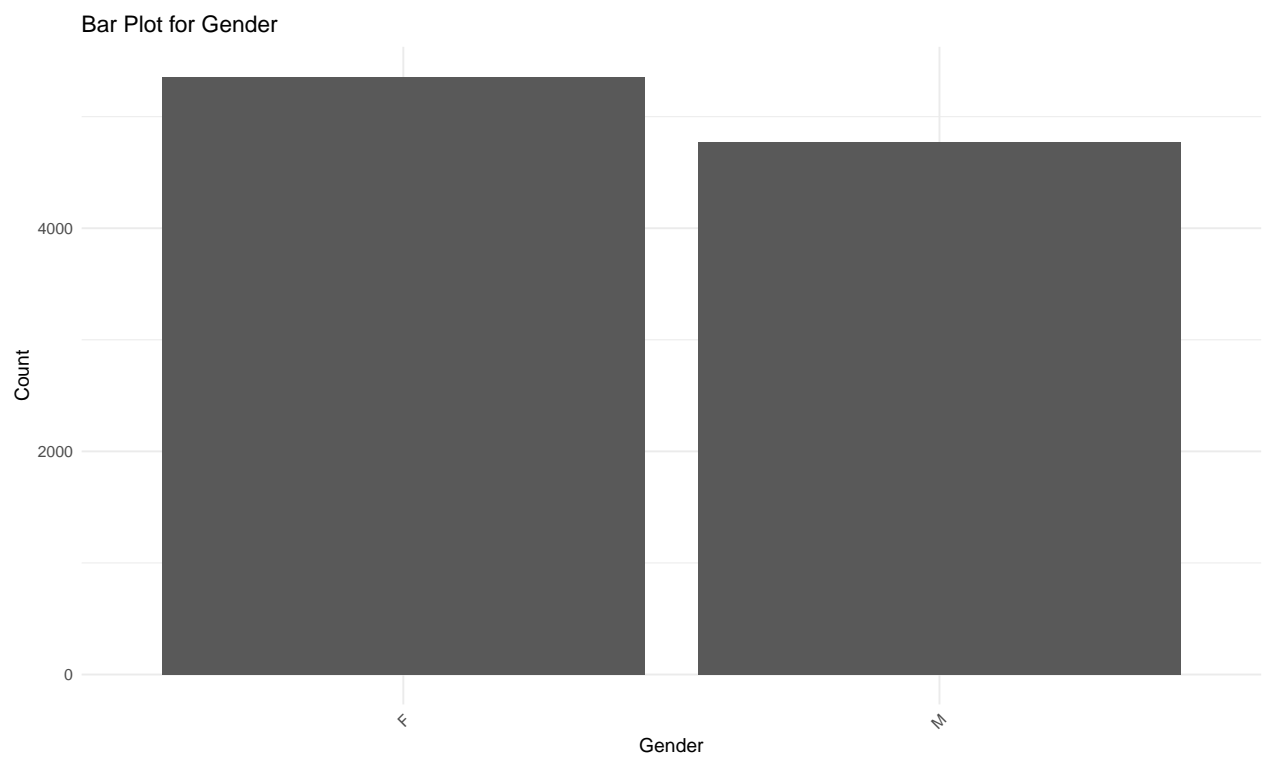
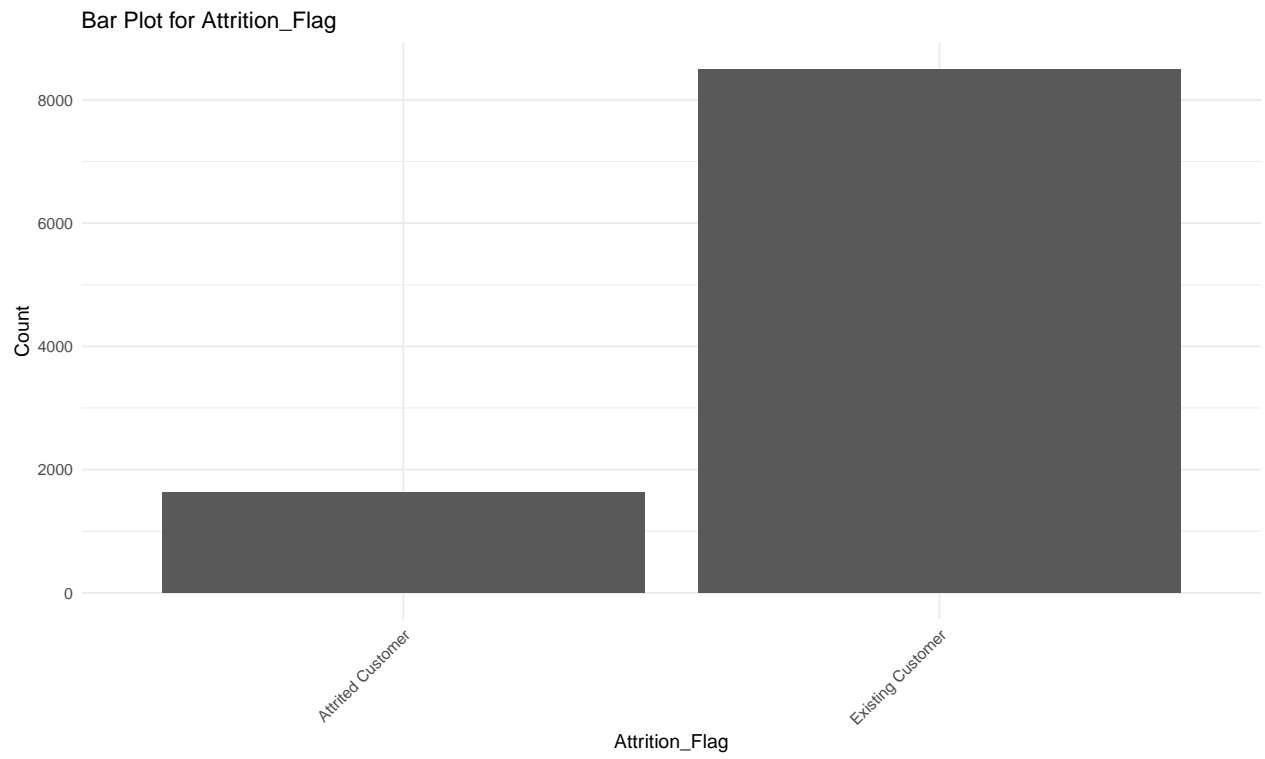
1. **Customer\_Age:** Âge du client en années - Continue. L'âge est une variable continue car elle peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle.
2. **Credit\_Limit:** Limite de crédit sur la carte de crédit - Continue. La limite de crédit peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle.
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.
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.
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.
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.

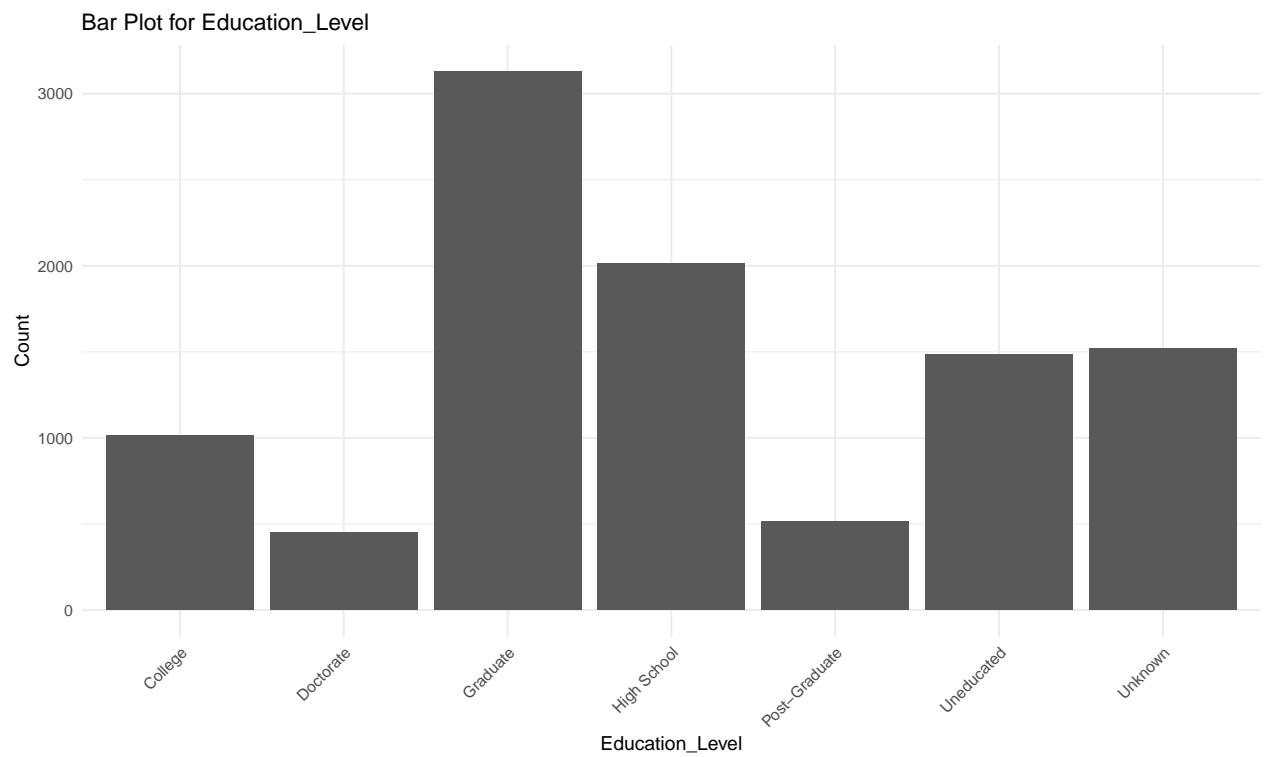
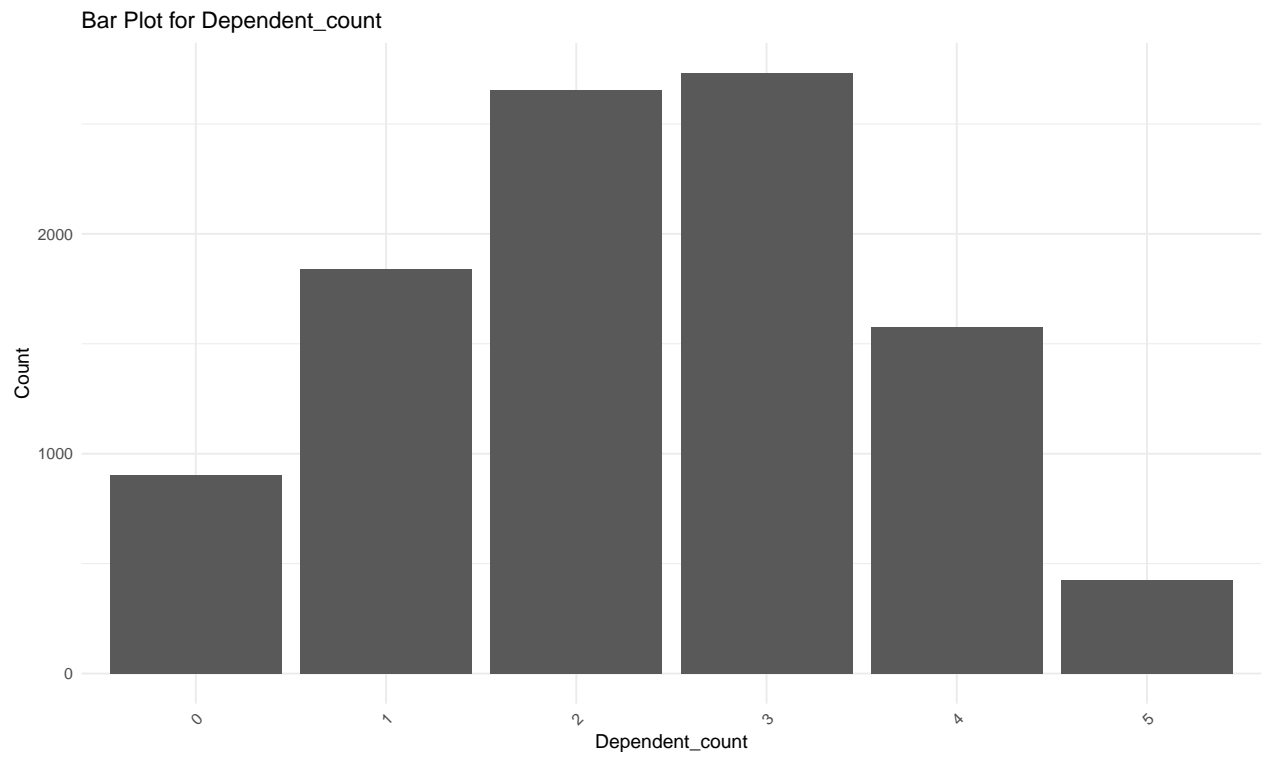
7. **Total\_Trans\_Amt:** Montant total des transactions (12 derniers mois) - Continue. Le montant total des transactions peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle.
8. **Total\_Trans\_Ct:** Nombre total de transactions (12 derniers mois) - Continue. Le nombre total de transactions peut prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle.
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.
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.

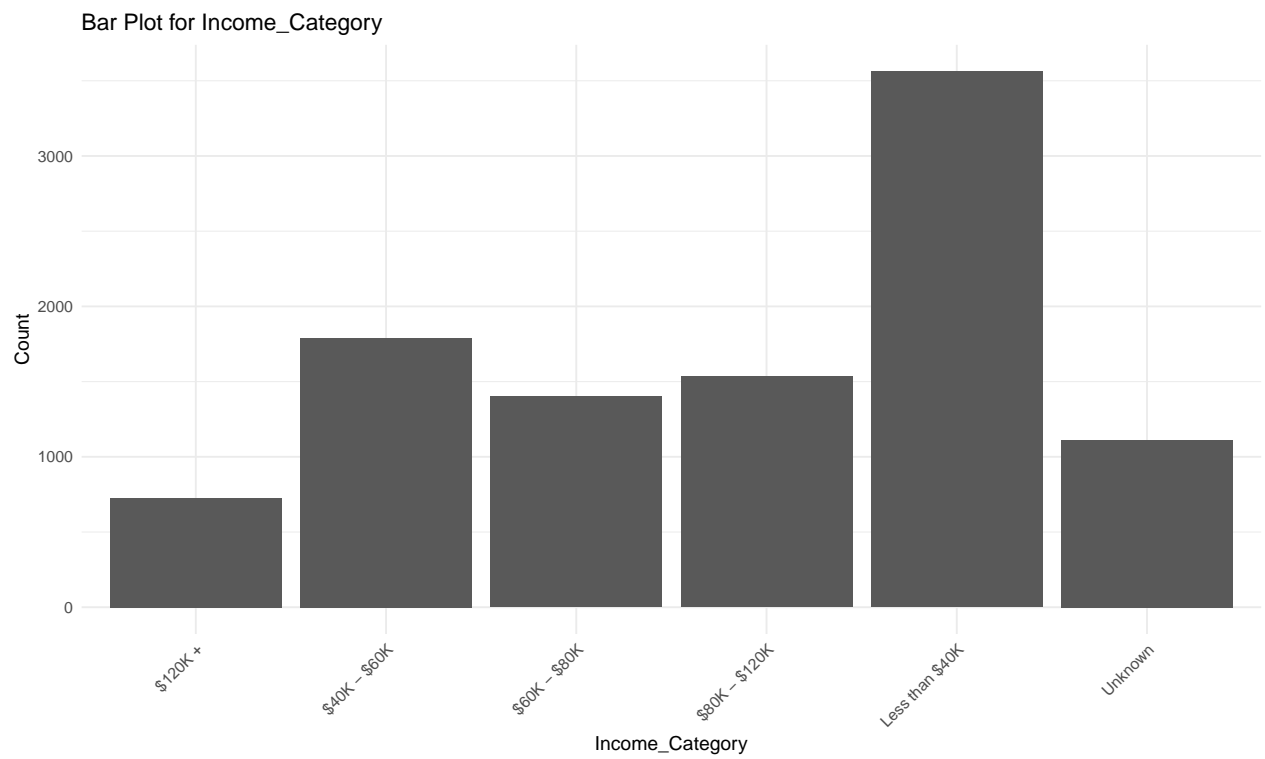
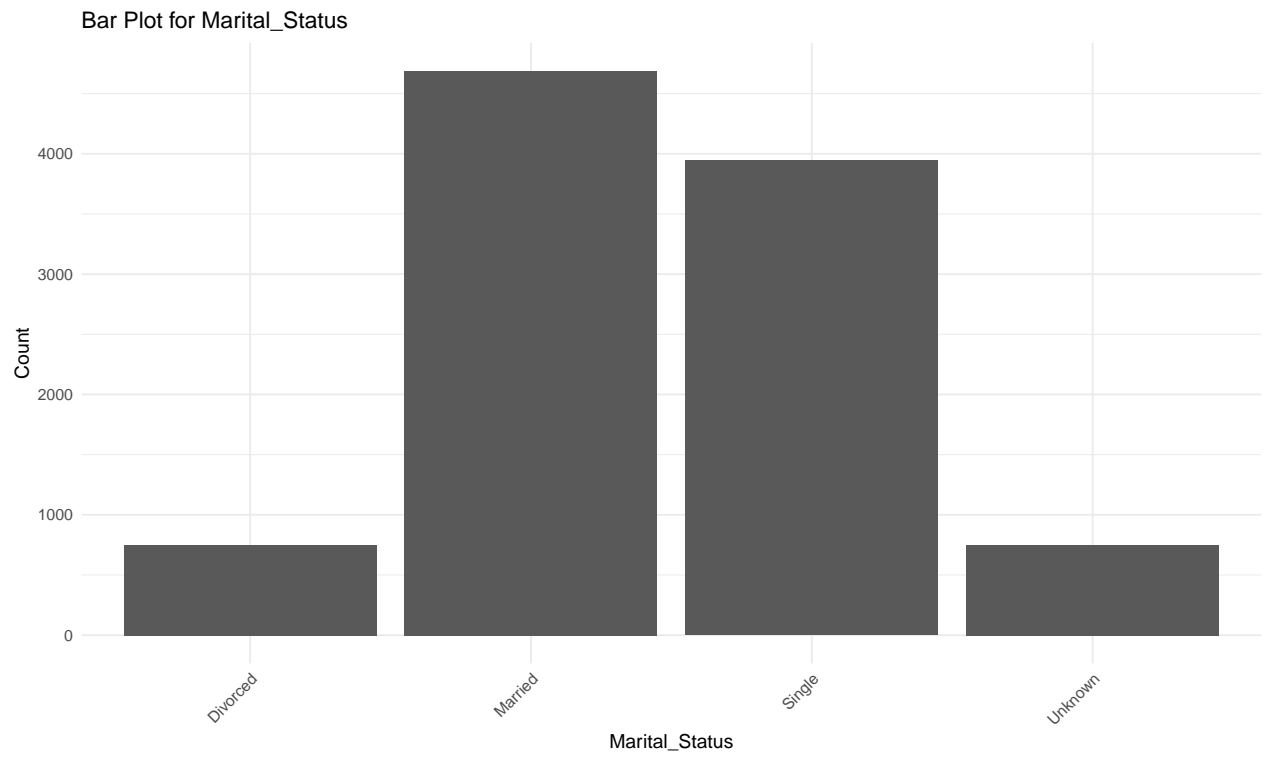
## Visualisation :

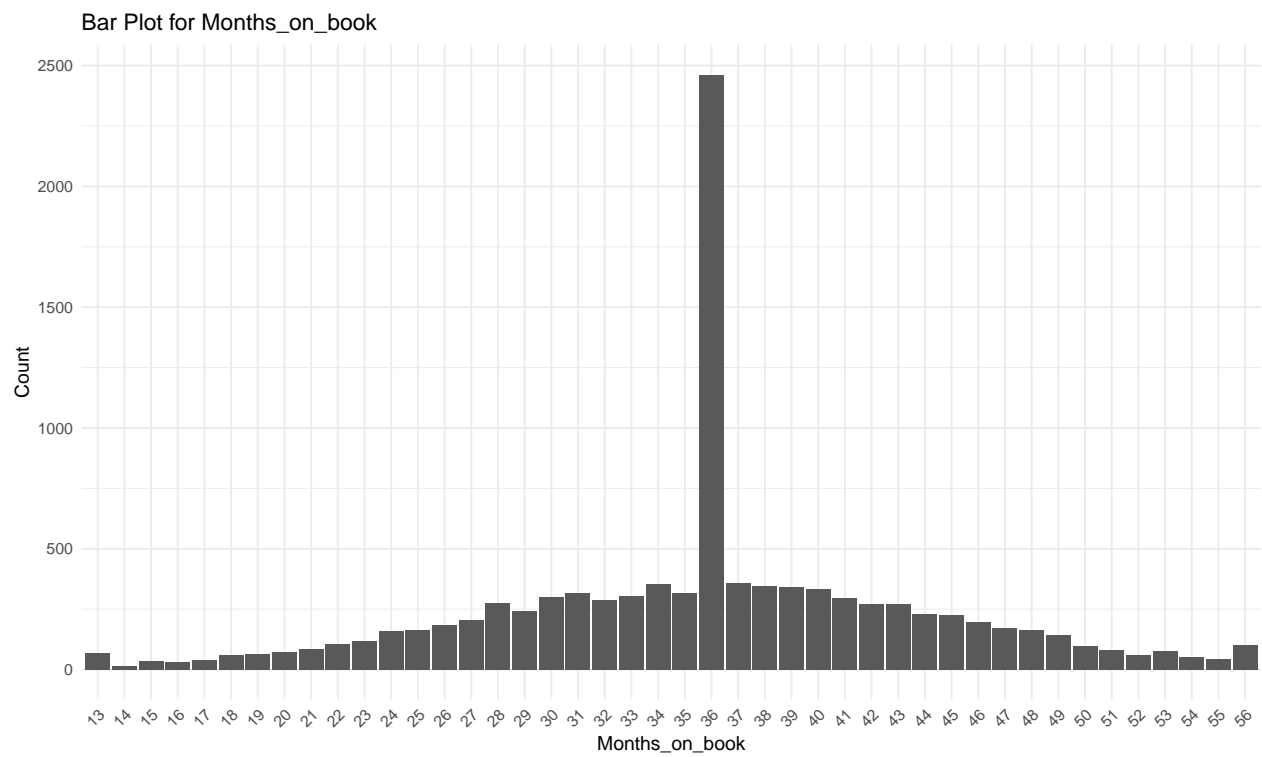
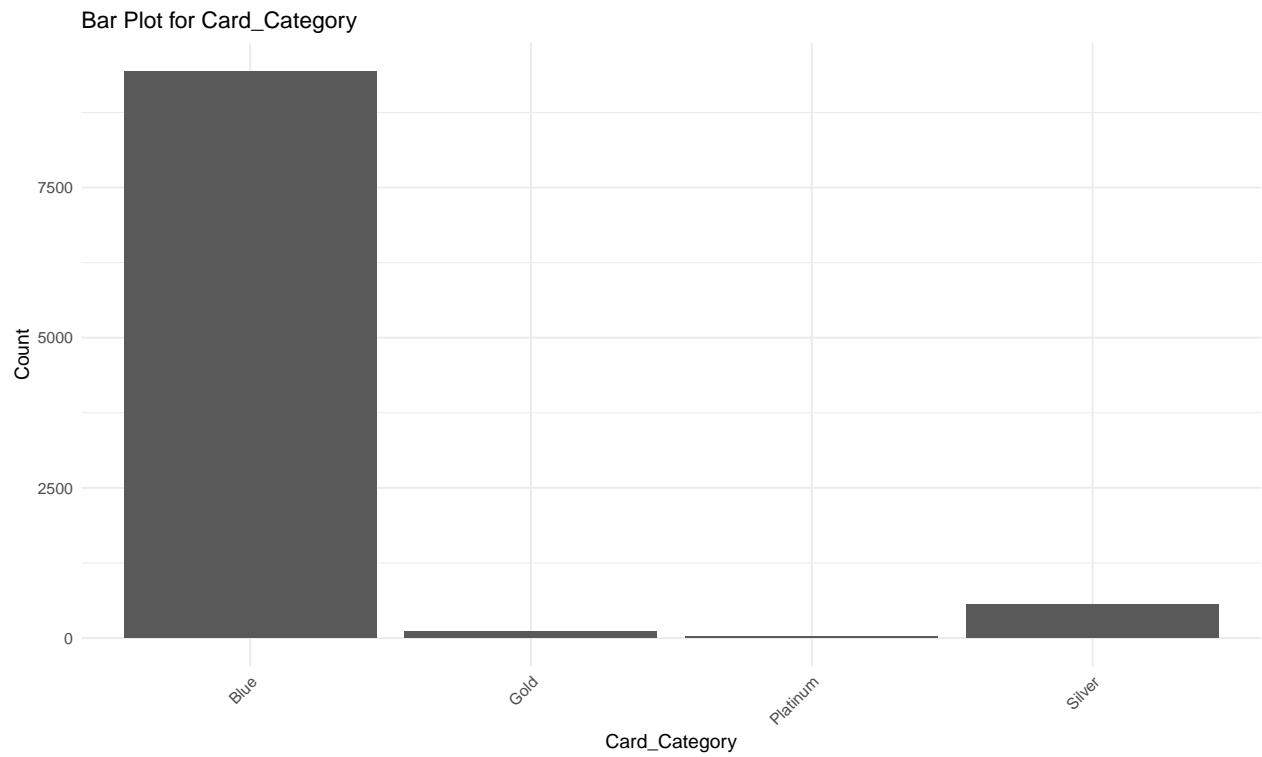
### Visualisations pour les variables discrètes

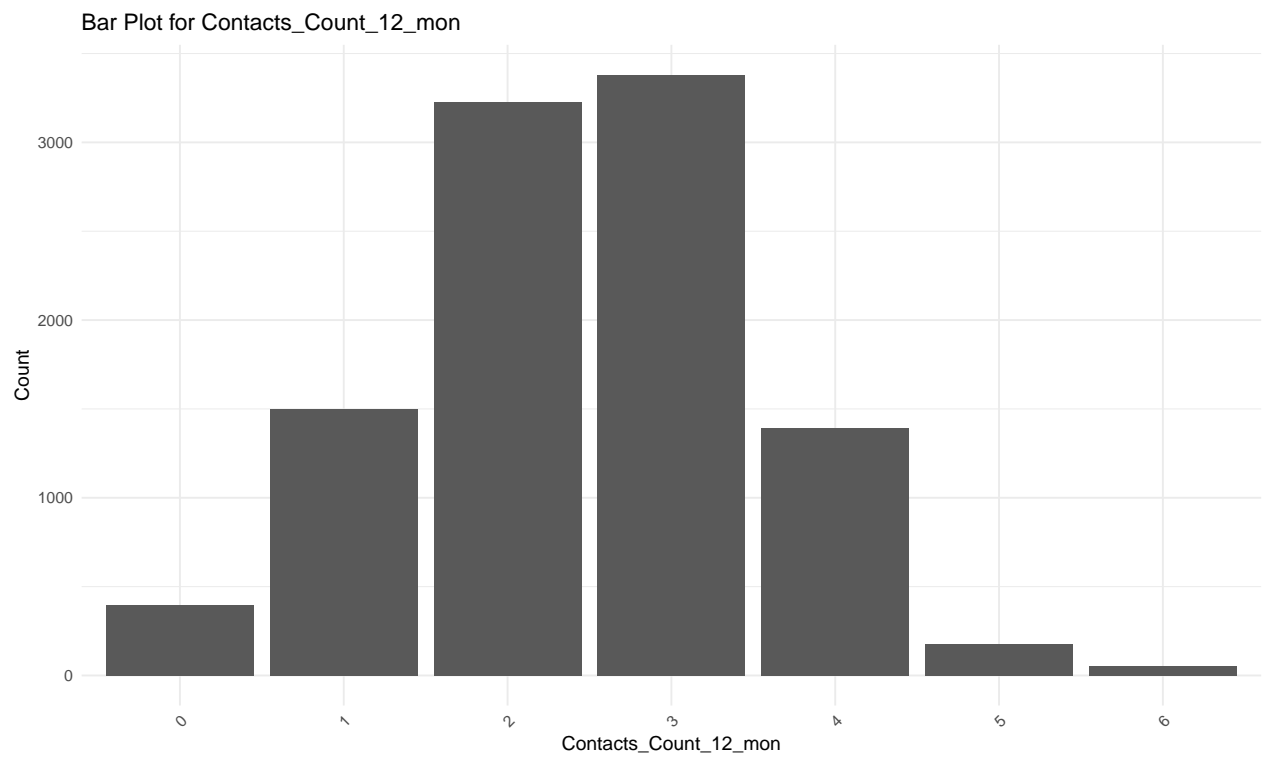
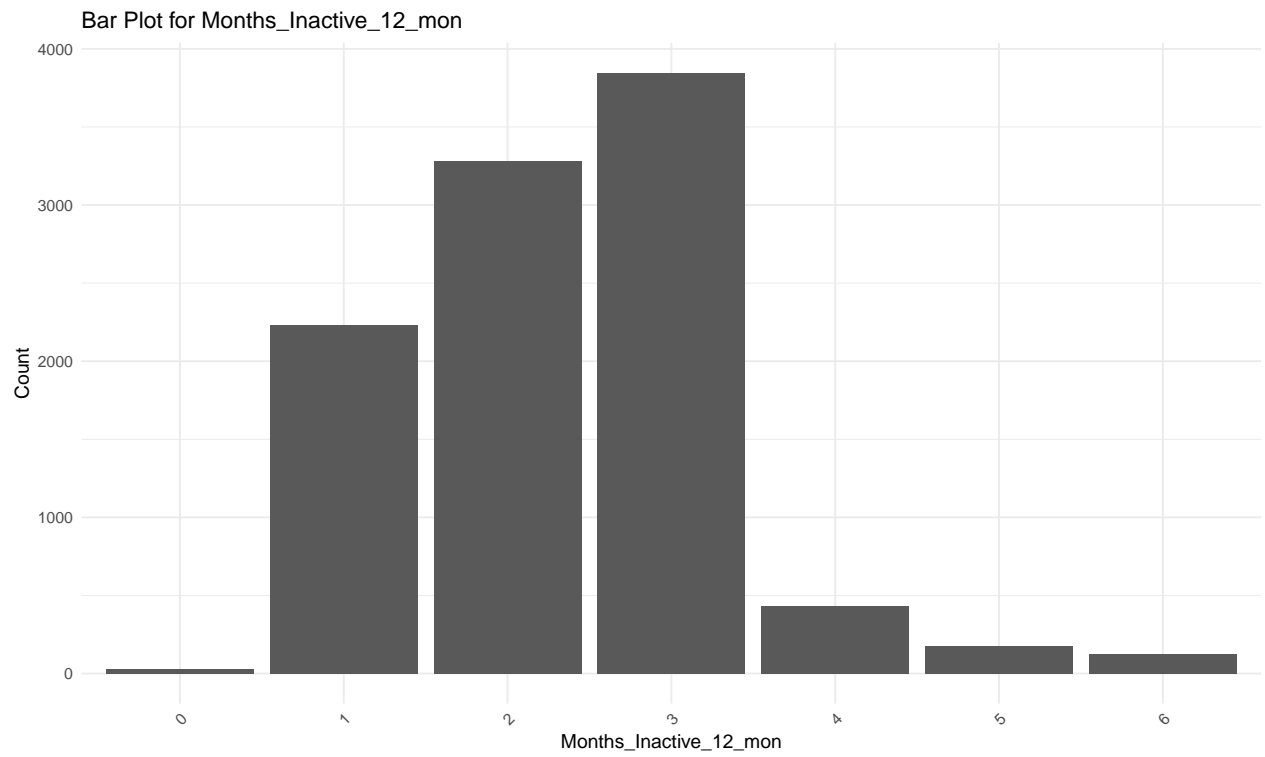




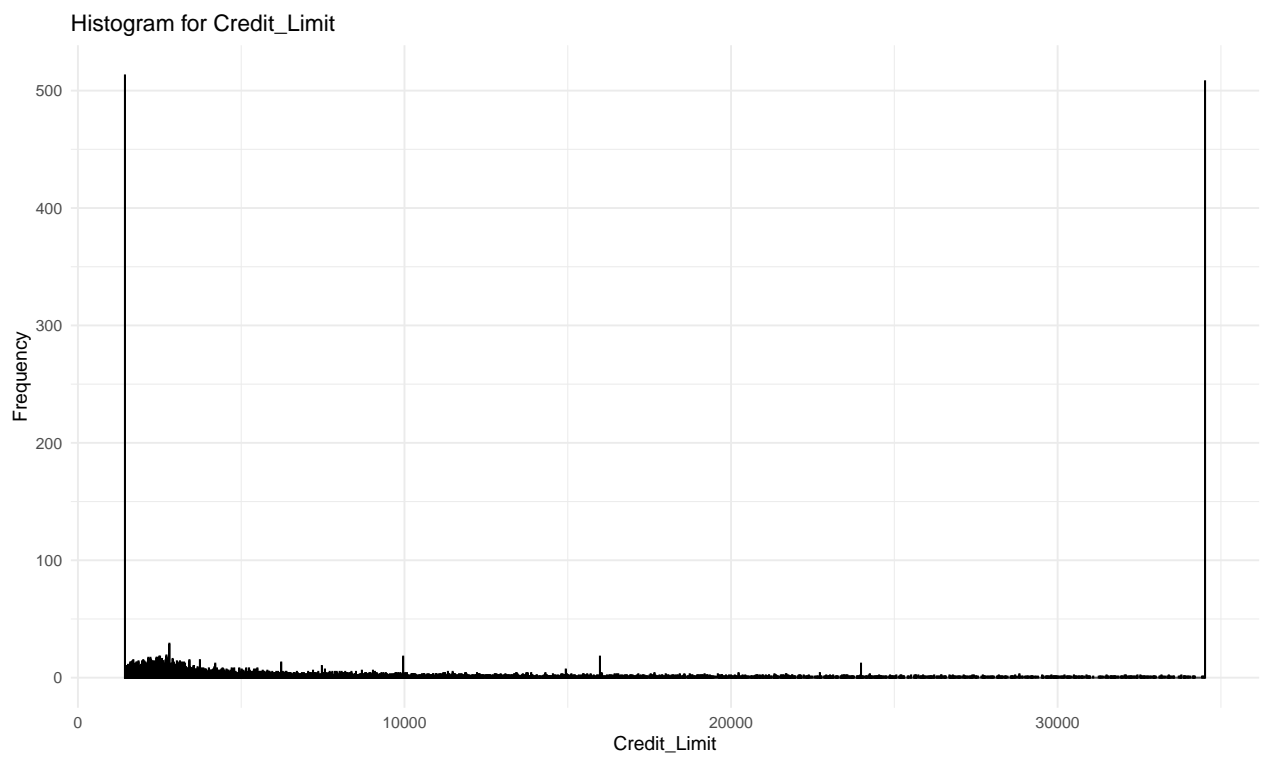
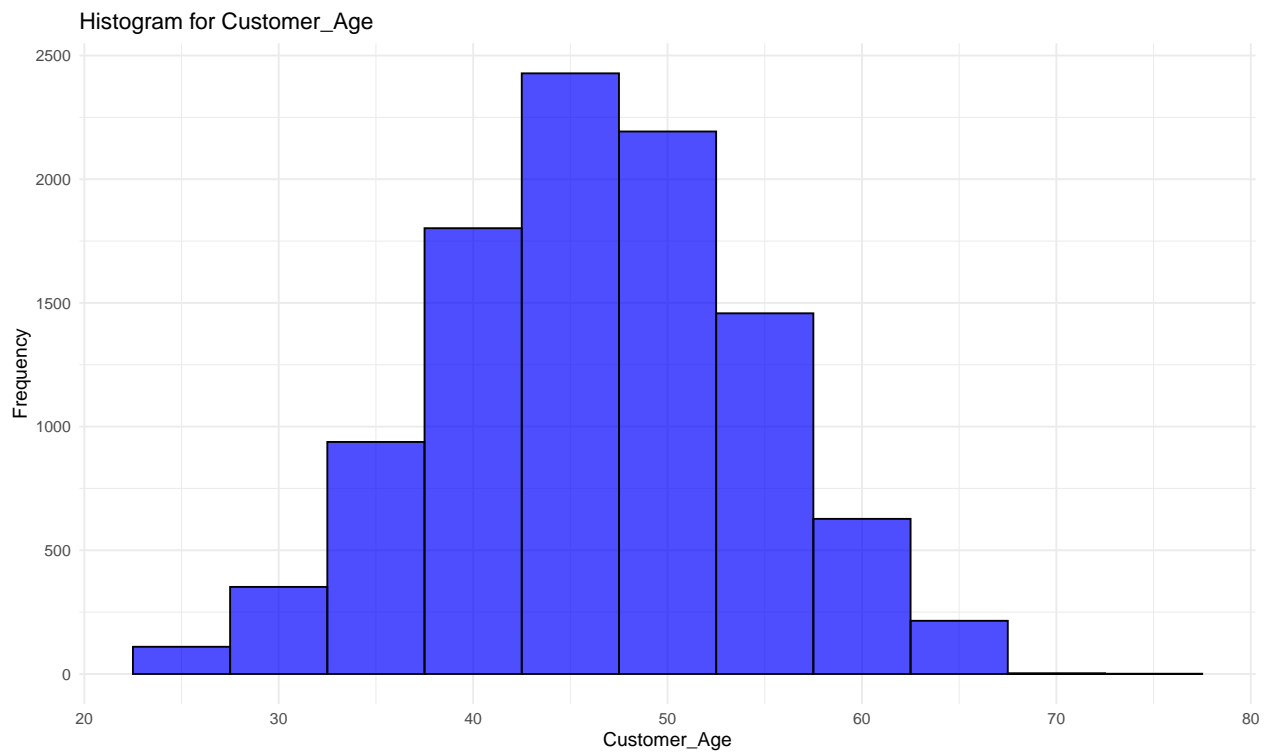




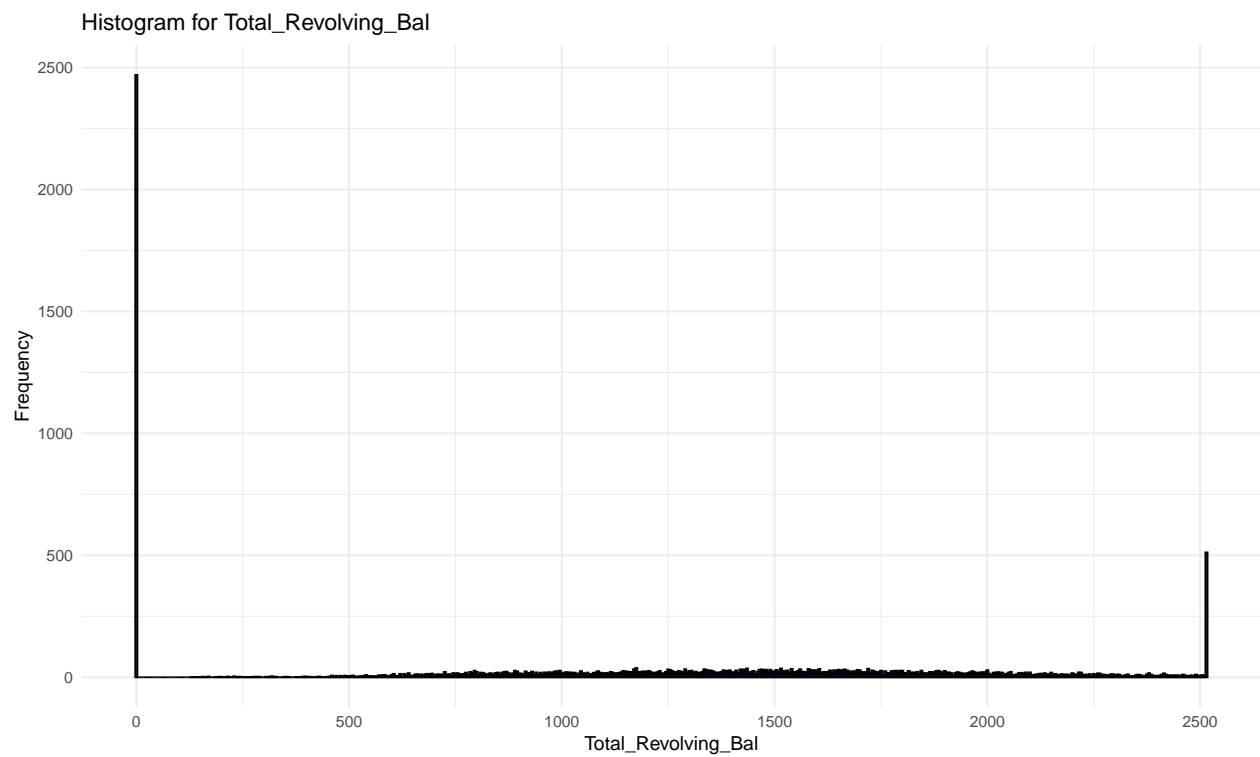
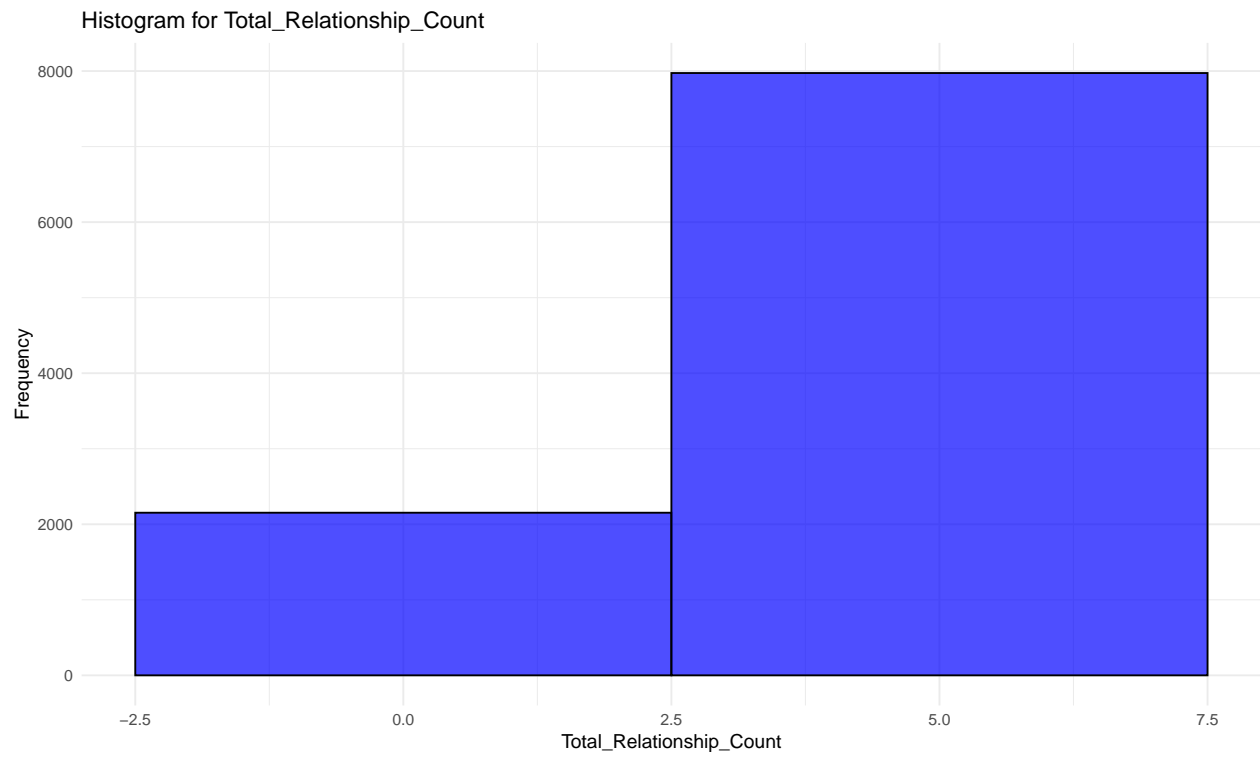


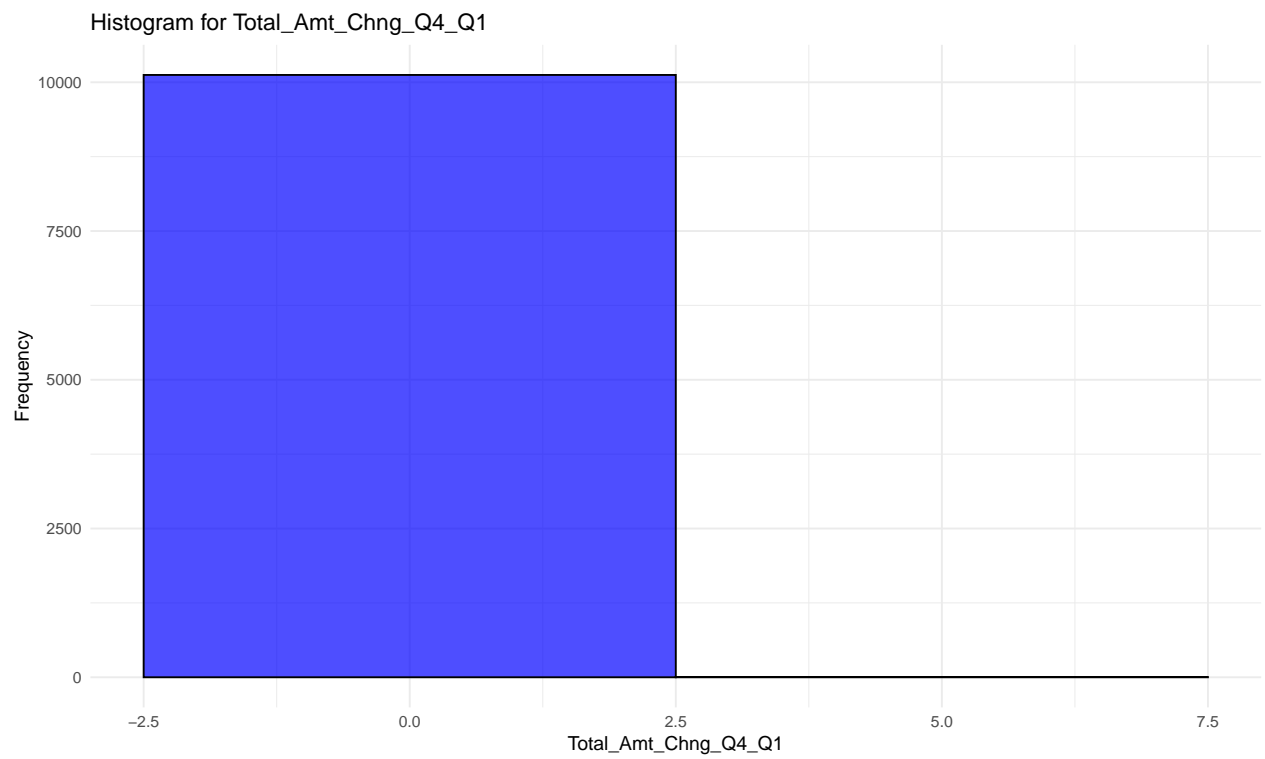
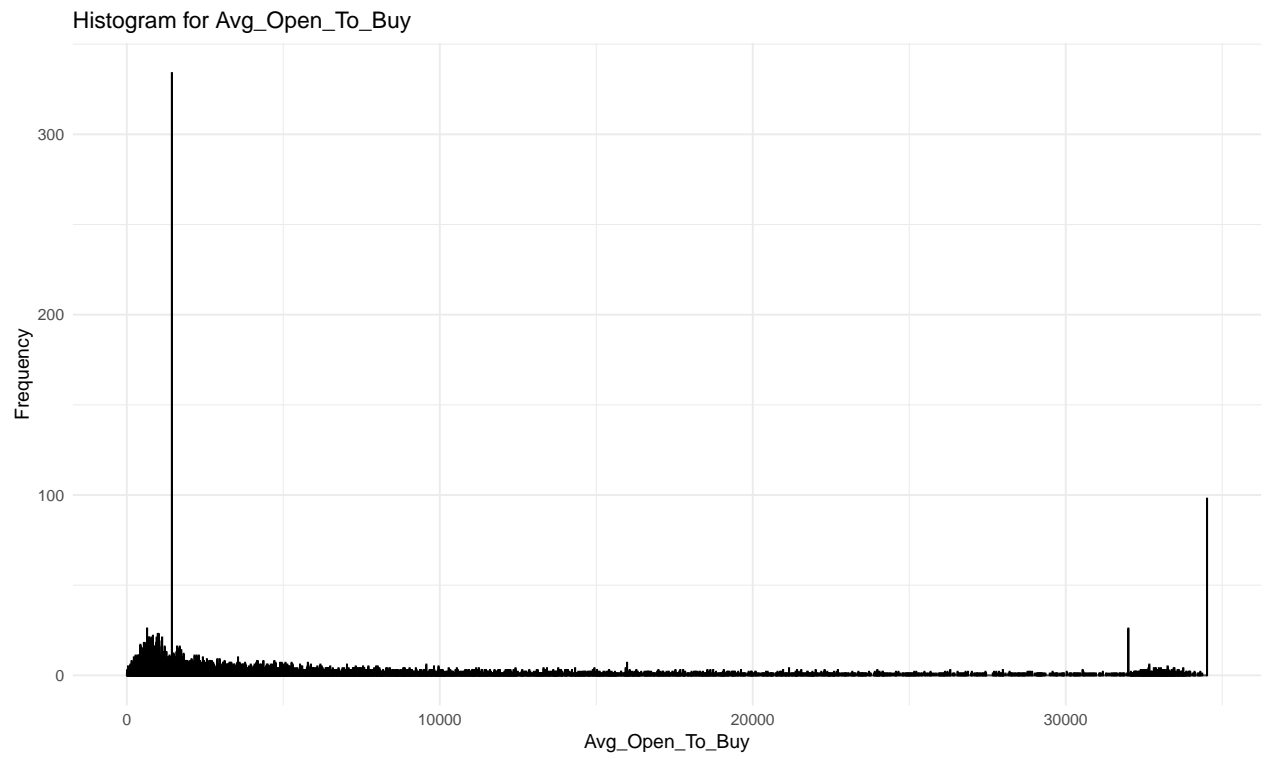


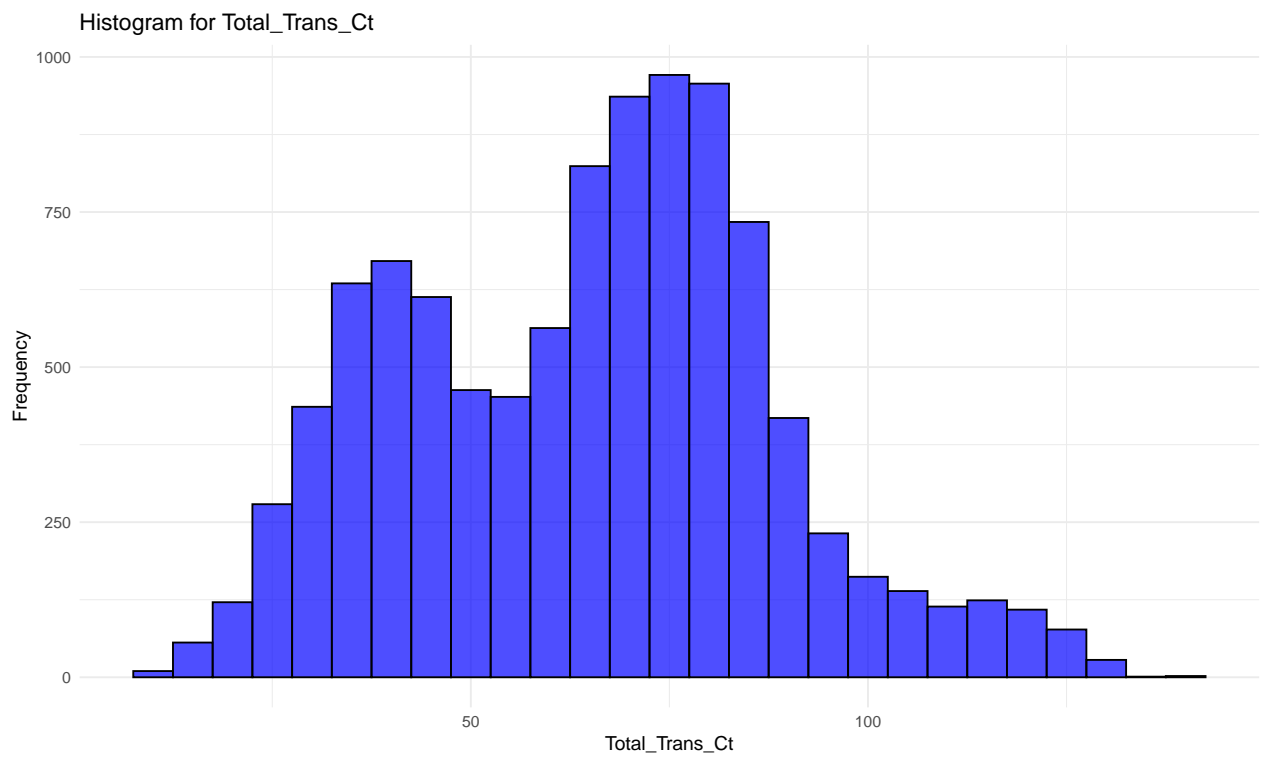
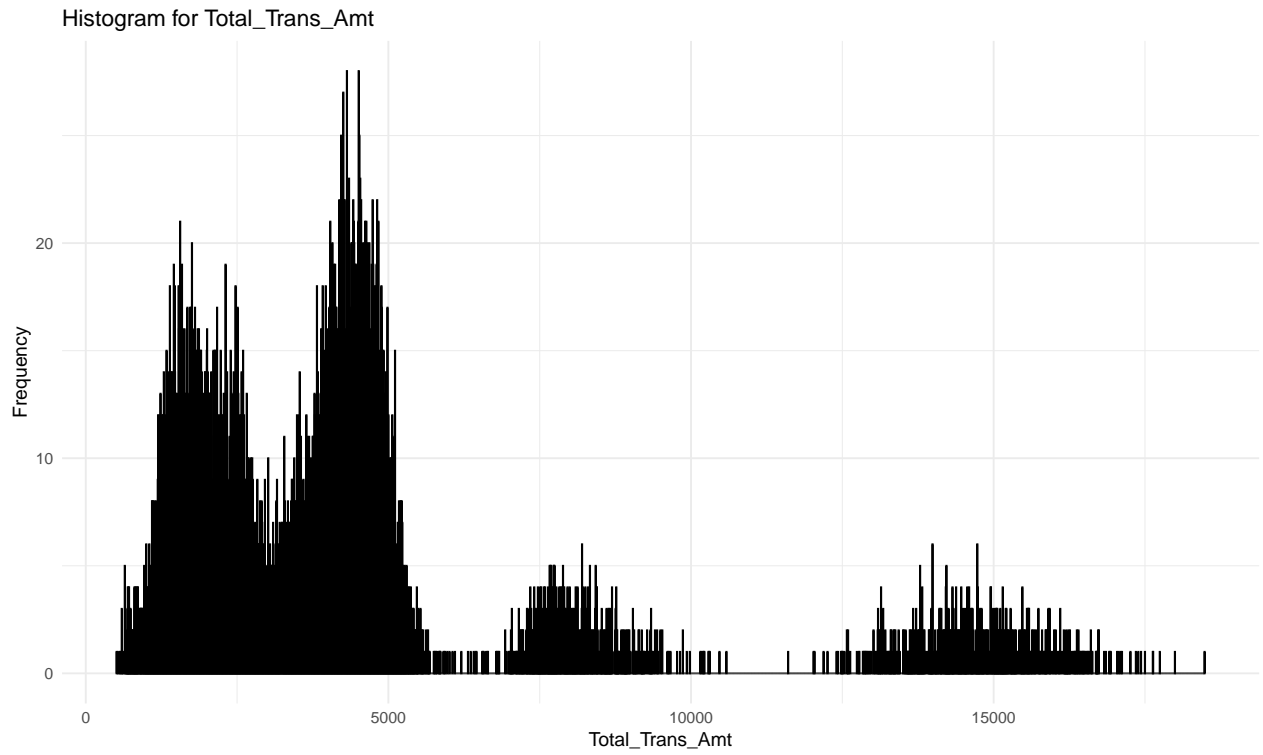
## Visualisations pour les variables continues

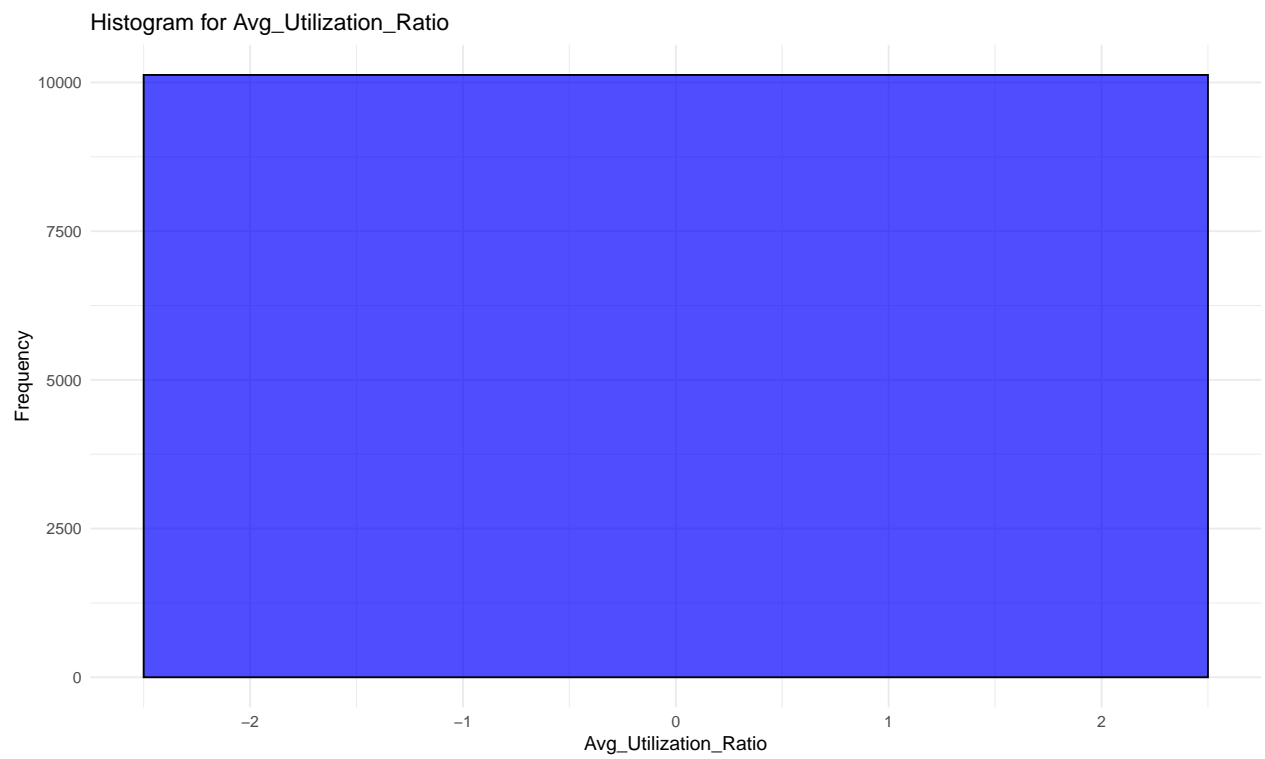
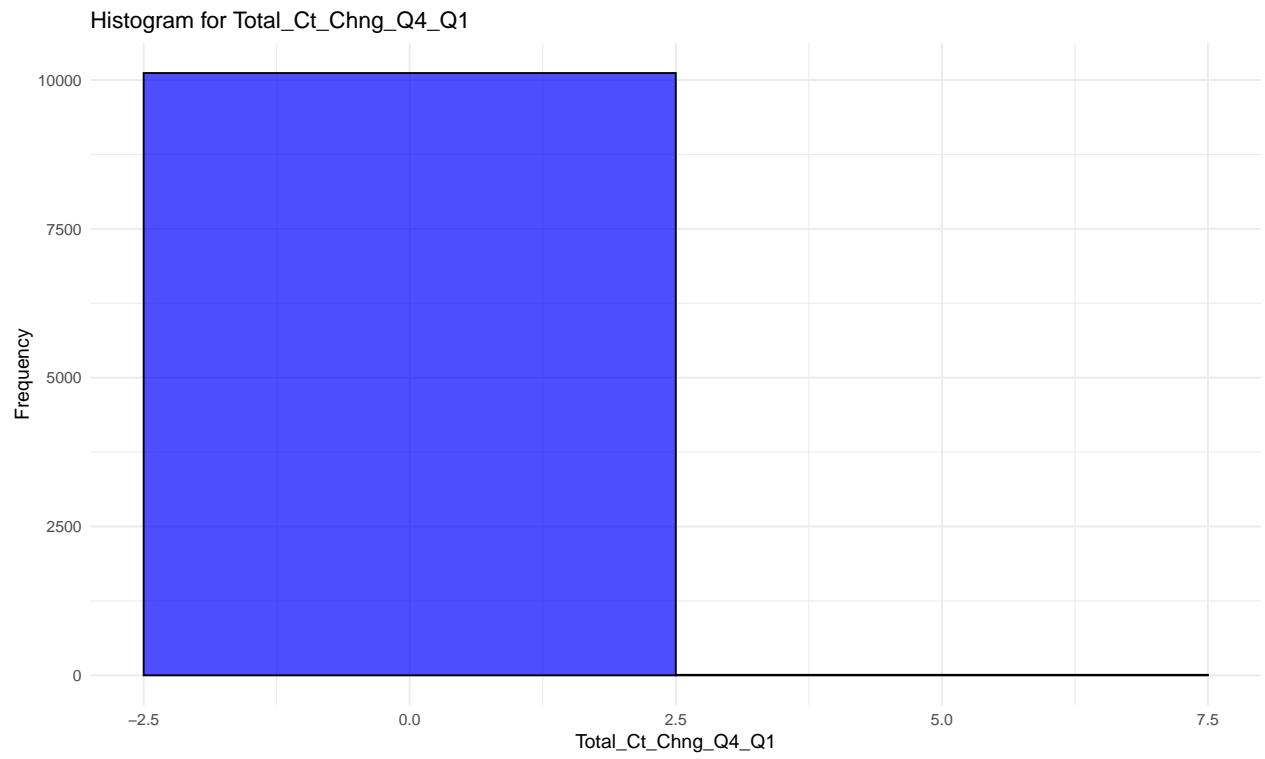












# ANALYSE DES STATISTIQUES DESCRIPTIVES

```
print(skim(tab[, -c((ncol(tab) - 1):ncol(tab))]))
```

```
## -- Data Summary -----
##                               Values
## Name                         tab[, -c((ncol(tab) - 1):...
## Number of rows               10127
## 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      7          0
## 4 Marital_Status      0           1 6 8     0      4          0
## 5 Income_Category     0           1 7 14    0      6          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 739177606. 36903783.
## 2 Customer_Age       0           1      46.3      8.02
## 3 Dependent_count    0           1       2.35      1.30
## 4 Months_on_book     0           1      35.9      7.99
## 5 Total_Relationship_Count 0           1       3.81      1.55
## 6 Months_Inactive_12_mon 0           1       2.34      1.01
## 7 Contacts_Count_12_mon 0           1       2.46      1.11
## 8 Credit_Limit       0           1     8632.     9089.
## 9 Total_Revolving_Bal 0           1     1163.      815.
## 10 Avg_Open_To_Buy   0           1     7469.     9091.
## 11 Total_Amt_Chng_Q4_Q1 0           1       0.760      0.219
## 12 Total_Trans_Amt   0           1     4404.     3397.
## 13 Total_Trans_Ct    0           1       64.9      23.5
## 14 Total_Ct_Chng_Q4_Q1 0           1       0.712      0.238
## 15 Avg_Utilization_Ratio 0           1       0.275      0.276
##
##      p0      p25      p50      p75      p100 hist
## 1 708082083 713036770. 717926358 773143533 828343083
## 2      26      41      46      52      73
## 3       0       1       2       3       5
## 4      13      31      36      40      56
## 5       1       3       4       5       6
## 6       0       2       2       3       6
## 7       0       2       2       3       6
## 8    1438.    2555    4549    11068.    34516
## 9       0      359    1276    1784    2517
```

## 10	3	1324.	3474	9859	34516
## 11	0	0.631	0.736	0.859	3.40
## 12	510	2156.	3899	4741	18484
## 13	10	45	67	81	139
## 14	0	0.582	0.702	0.818	3.71
## 15	0	0.023	0.176	0.503	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.