Scoring des Risques de Crédit

Mathys Rosse & Romain Habib

L'objectif de notre analyse sera de déterminer les facteurs nous permettant de prédire le défaut ou non d'un client sur un crédit bancaire. Nous allons d'abord analyser les variables de la base de données, puis nous évaluerons le modèle par régression logistique avant de convertir nos trouvailles en grille de score.

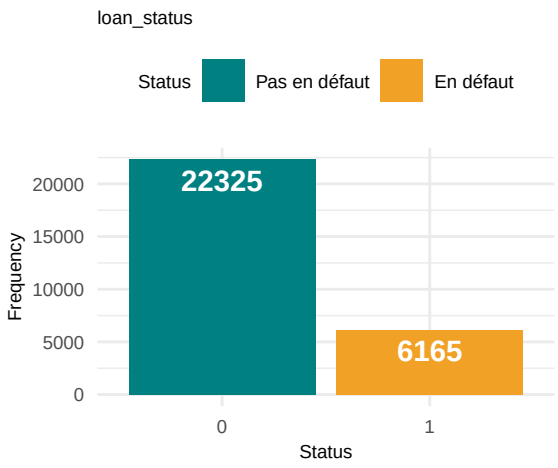
Exploration & Transformation des Données

Statistiques univariées :

Présentons les statistiques descriptives univariées en séparant les variables qualitatives et quantitatives :

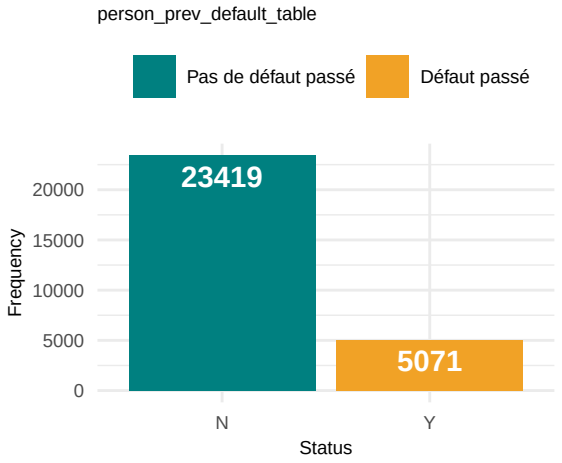
Les variables qualitatives sont : person_prev_default, loan_status, loan_intent, person_home_ownership

Présentons les :



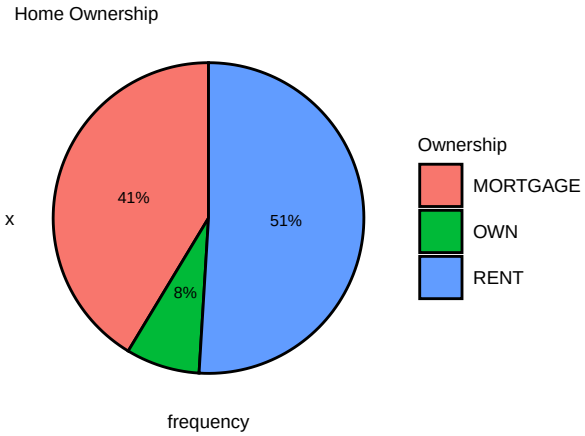
Loan_status	Fréquence
0	0.78
1	0.22

Pour commencer, étudions premièrement la proportion de clients en défaut de paiement. Grâce au graphique effectués nous voyons qu'il y a plus de clients qui ne sont pas en défaut de paiements que l'inverse. Nous en retirons une fréquence de 78.4% de clients qui ne sont pas en défaut de paiement contre 21.6% qui le sont.

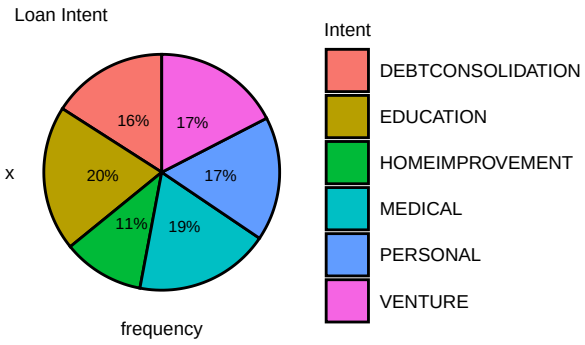


person_prev_default	Fréquence
N	0.82
Y	0.18

Parmi les clients, peu importe qu'ils soient en défaut de paiement ou non, 82.2% d'entre eux ont déjà été en défaut de remboursement dans le passé.



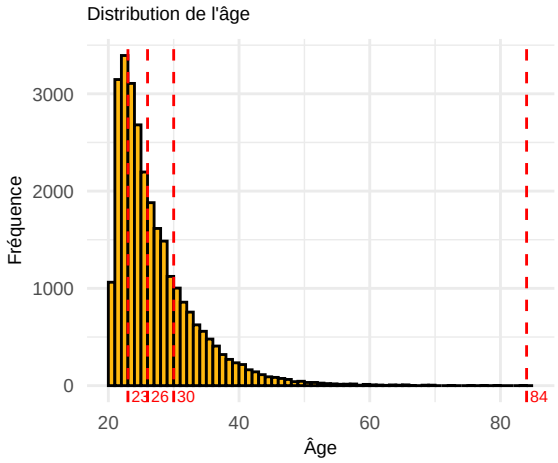
Nous pouvons en retirer que la population observée est majoritairement locataire à 51%, ou propriétaire avec un emprunt à la banque à hauteur de 41.3% de notre échantillon. Très peu sont propriétaire sans emprunt soit 7.7% de la population totale.



Le motif de crédit de tous ces clients est représentés par une proportion plutôt homogène soit 16% pour consolider un bien, 19.9% pour l'éducation, 11.2% pour une amélioration de leur maison, 18.5% pour le médical, 17% pour un usage personnel et 17.4% pour une entreprise (venture).

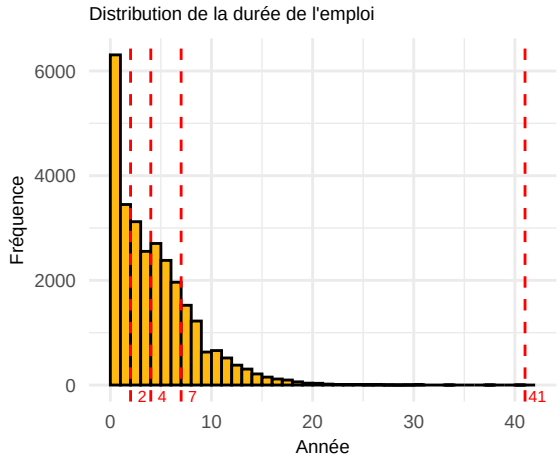
Pour ce qui est des autres variables, elles sont quantitatives.

Présentons les :

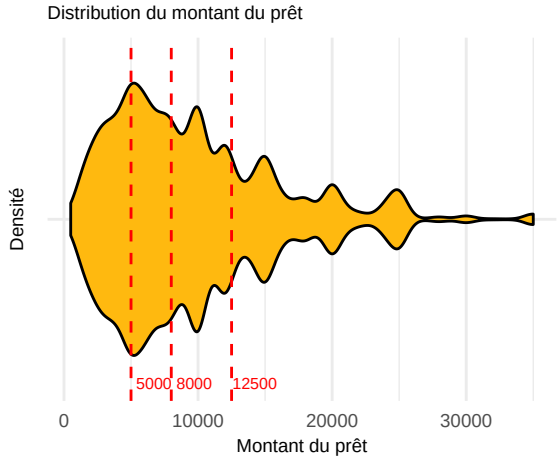


Concernant l'âge de notre population, nous avons plutôt une jeune population avec une densité plus important d'individus ayant la vingtaine selon la distribution de l'âge qui forme une courbe

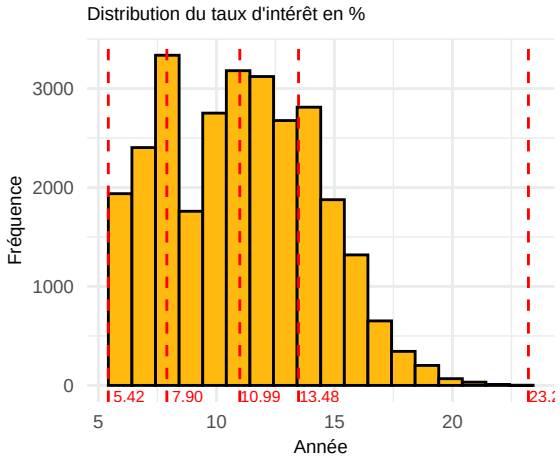
qui, à partir de 23 ans, décroit en tendant vers 0. Nous trouvons donc qu'il y a 75% de notre échantillon qui se trouve en-dessous de 30 ans avec une moyenne d'âge de la population de 27 ans.



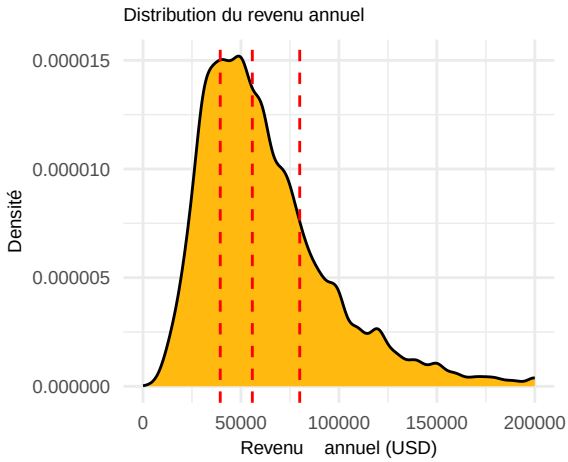
Parlons des durées des emplois des individus. Nous avons une durée dans l'emploi qui décroit au fil du temps ce qui est logique car il est moins fréquent d'avoir le même emploi durant 20 ans que 2 ans. La moyenne de la durée dans l'emploi est d'un peu plus de 4 ans et demi (4.785 ans). On a 50% de gens possèdent une durée d'emploi inférieur à 4 ans et 50% des gens supérieur à 4 ans. Nous avons un individu possédant une durée d'emploi de 41 ans.



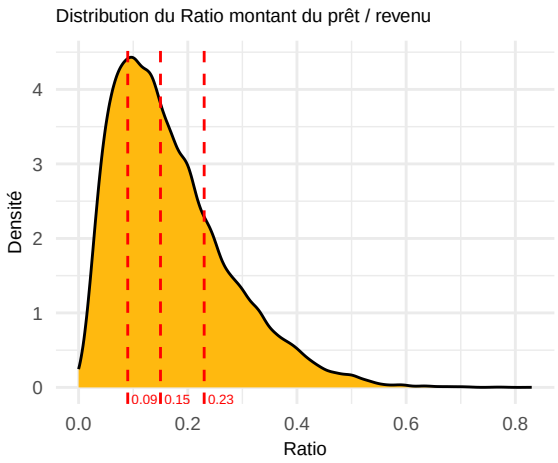
Globalement, le montant moyen du prêt est de 9,651$ et varie de 500 jusqu'à 35,000$. Seulement 10% des individus ont contracté un prêt supérieur à 19,400$. Selon la distribution du montant des prêt, le prêt contracté le plus fréquent se trouve être d'une valeur autour de 5,000$.



Le taux d'intérêt moyen est de 11.04%. On a 25% de l'échantillon qui possède un taux d'intérêt inférieur à 7.90%, de plus, le taux d'intérêt le plus bas est de 5.42%. La distribution des taux d'intérêts suggère que 50% des gens ont un taux d'intérêt compris entre 7.90% et 13.48%.



La valeurs des Q1, Q2 et Q3 sont respectivement 39,438, 55,821 et 80,000. La population totale gagne en moyenne 66,404$/an, avec un individu aberrant touchant jusqu'à 2,039,684$/an. Cependant, 90% de la population gagne moins de 112,000$/an.



Pour le ratio prêt/revenus, un ratio faible proche de zéro suggère un montant de prêt modeste par rapport au revenu annuel de l'emprunteur, indiquant une gestion prudente des revenus pour le remboursement, tandis qu'un ratio élevé proche de 1 révèle un niveau de dette plus important par rapport aux revenus, augmentant le risque de défaut de paiement. On voit que dans notre population, 75% des individus possèdent un ratio montant du prêt/revenu inférieur à 0.23. Le ratio moyen étant de 0.1694.

Discrétisation des variables

Afin de rendre nos données adaptées à la création de notre modèle de scoring, nous allons tout d'abord segmenter nos variable continues en 4 modalités suivant les valeurs de leurs quartiles. Ensuite, nous procéderons à la création de dummy de chacune de ces modalités afin de pouvoir déceler les similarités entre modalités lors de l'estimation de notre modèle de régression logistique. Cette transformation en dummy concernera également les variables originellement catégorielles (loan_intent & person_home_ownership)

Nous effectuons cette étape avant l'analyse bivariée afin de pouvoir vérifier l'indépendance ou non de nos nouvelles variables discrètes avec notre variable à estimer (test du Chi2 sur loan_status).

Statistiques Bivariées

Considérant nos variables qualitatives, nous avons six tableaux de profils lignes possible en relation à notre variable loan_status :

Les données révèlent que parmi les individus sans défaut de paiement ,environ 86% ne présentent aucun antécédent de défaut de remboursement, tandis que près de 14% ont un défaut de

Table 1: Tableau des profils lignes pour loan_status (en ligne) et person_prev_default (en colonnes

	0	1
0	0.86	0.14
1	0.69	0.31

Table 2: Tableau des profils lignes pour loan_status et loan_intent

	0	1
DEBTCONSOLIDATION	0.15	0.21
EDUCATION	0.21	0.16
HOMEIMPROVEMENT	0.11	0.13
MEDICAL	0.17	0.23
PERSONAL	0.17	0.15
VENTURE	0.19	0.12

remboursement passé. En revanche, pour ceux dont le statut de prêt est "En défaut", environ 69% n'ont aucun antécédent de défaut, tandis que près de 31% ont déjà connu un défaut précédent.

Parmi les emprunteurs ayant un objectif de prêt "MÉDICAL", environ 23% d'entre eux sont en défaut de paiement (loan_status=1).

Ici, on voit que parmi les individus ayant un statut de prêt de "En défaut", environ 74% d'entre eux sont locataires (person_home_ownership=RENT).

Table 4: Tableau des profils lignes pour loan_intent et person_home_ownership

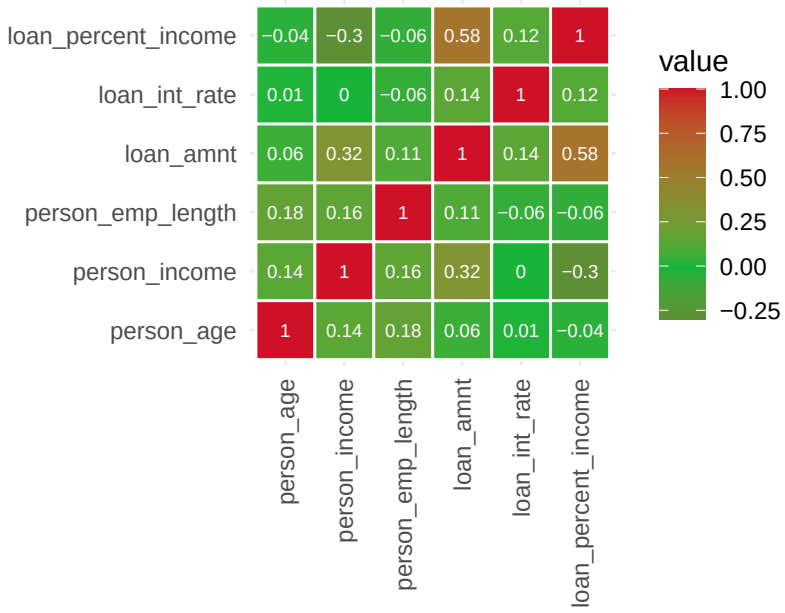
	MORTGAGE	OWN	RENT
DEBTCONSOLIDATION	0.44	0.01	0.54
EDUCATION	0.41	0.08	0.51
HOMEIMPROVEMENT	0.49	0.09	0.43
MEDICAL	0.36	0.07	0.57
PERSONAL	0.43	0.08	0.50
VENTURE	0.39	0.13	0.47

Table 3: Tableau des profils lignes pour loan_status et person_home_ownership

	MORTGAGE	OWN	RENT
0	0.46	0.09	0.45
1	0.24	0.02	0.74

Environ 57% des emprunteurs ayant comme objectif de prêt “MÉDICAL” sont des locataires (person_home_ownership=RENT).

Quant à nos variables quantitatives, nous effectuerons une matrice des corrélations :



L’analyse des données révèle des corrélations significatives entre plusieurs variables. Une corrélation positive relativement forte de 0.58 est observée entre le montant du prêt (loan_amnt) et le taux d’intérêt (loan_int_rate). Cette constatation indique que lorsque le montant emprunté augmente, le taux d’intérêt appliqué tend également à augmenter. De même, une corrélation positive de 0.32 est mise en évidence entre le revenu de l’emprunteur (person_income) et le montant du prêt (loan_amnt). Il semble que les individus disposant de revenus plus élevés aient tendance à contracter des prêts de montants plus élevés. En revanche, une corrélation négative de -0.3 est observée entre le montant du prêt (loan_amnt) et le pourcentage du revenu alloué au remboursement du prêt (loan_percent_income). Cette corrélation traduit qu’à mesure que le montant du prêt augmente, la proportion du revenu consacrée au remboursement diminue.

Comparons la variable loan_status (qualitative) et la variable person_age (quantitative) :

Table 5: Tableau récapitualtif des statistiques d’age en fonction de loan_status

loan_status	count	mean	median	q1	q3	min	max	sd
0	22325	27.78889	26	23	30	20	84	6.158125
1	6165	27.45223	26	23	30	20	70	6.213292

Pour les individus avec un statut de prêt “En défaut” (loan_status = 1) l’âge moyen est d’environ 27,45 ans (contre 27,79 ans pour la population qui n’est pas en défaut), avec une médiane de 26 ans. Le premier quartile (Q1) est à 23 ans et le troisième quartile (Q3) est à 30 ans. L’âge minimum est de 20 ans et l’âge maximum est de 70 ans.

Le test du Chi-deux évalue l’indépendance entre variables, où l’hypothèse nulle (H0) stipule que la paire de variables est indépendante, tandis que l’alternative suggère une dépendance entre elles.

D’après nos analyses et les tableaux générés, toutes les p-values sont inférieures au seuil de 5% défini par alpha, à l’exception des variables person_age_gr_2, person_age_gr_3 et person_emp_length_gr_2. Ceci indique que nous rejetons l’hypothèse nulle d’indépendance pour toutes les variables, suggérant ainsi une association entre les variables testées, à l’exception des 3 cas spécifiques qui sont donc déclarés dépendant de la variable loan_status. Nous garderons en tête ces caractéristiques lors de l’évaluation de notre modèle.

Estimation du Modèle de Regression Logistique

L’estimation de notre modèle se fera en plusieurs étapes. Premièrement, nous effecturons une estimation “naïve” avec toutes les modalités de toutes les variables (hormis les modalités de référence de chaque variables).

```
Call:
glm(formula = loan_status ~ ., family = binomial(link = "logit"),
    data = credit_binary)

Coefficients:
                              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)                  -6.473971   0.143914 -44.985  < 2e-16 ***
person_age_gr_1               0.206826   0.050621   4.086 4.39e-05 ***
person_age_gr_2               0.069974   0.048351   1.447  0.14784
person_age_gr_3               0.007443   0.051925   0.143  0.88603
person_home_ownership_MORTGAGE 1.351074   0.100828  13.400  < 2e-16 ***
person_home_ownership_RENT    2.226293   0.097374  22.863  < 2e-16 ***
loan_intent_DEBTCONSOLIDATION 0.956490   0.061407  15.576  < 2e-16 ***
loan_intent_EDUCATION         0.180622   0.062222   2.903  0.00370 **
loan_intent_HOMEIMPROVEMENT   1.016128   0.068939  14.740  < 2e-16 ***
loan_intent_MEDICAL           0.831164   0.059865  13.884  < 2e-16 ***
loan_intent_PERSONAL          0.408175   0.063440   6.434 1.24e-10 ***
person_prev_default           0.121791   0.045767   2.661  0.00779 **
loan_amnt_gr_1                1.084240   0.059887  18.105  < 2e-16 ***
```

```
loan_amnt_gr_2                 0.299183   0.055325   5.408 6.38e-08 ***
loan_amnt_gr_4                 0.056630   0.049820   1.137  0.25567
loan_percent_income_gr_2       0.445577   0.058382   7.632 2.31e-14 ***
loan_percent_income_gr_3       1.025986   0.062897  16.312  < 2e-16 ***
loan_percent_income_gr_4       2.782044   0.067241  41.375  < 2e-16 ***
loan_int_rate_gr_2             0.341227   0.058087   5.874 4.24e-09 ***
loan_int_rate_gr_3             0.619471   0.056783  10.909  < 2e-16 ***
loan_int_rate_gr_4             2.091285   0.057892  36.124  < 2e-16 ***
person_emp_length_gr_1         0.372757   0.047533   7.842 4.43e-15 ***
person_emp_length_gr_3         0.053606   0.053403   1.004  0.31547
person_emp_length_gr_4         0.162805   0.058169   2.799  0.00513 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 29761  on 28489  degrees of freedom
Residual deviance: 21593  on 28466  degrees of freedom
AIC: 21641

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Dans notre modèle, nous avons sélectionné nos modalités de référence pour chaque variable de sorte à ce que tous nos coefficients β soit positifs (la modalité de réference ayant un coefficient de 0, nous devions choisir la variable ayant le coefficient le plus faible).

Nous pouvons cependant oberver que certaines de nos modalités ne présentent pas de coefficients différents de 0. 0 étant le coefficient de la modalité de référence, les modalités concernés ne sont en réalité pas significativement différente de la modalité de référence, nous procéderons donc à la fusion de ces modalité.

En pratique, nous fusionnerons les modalités de groupes d'age 2, 3 et 4. Ne restera donc dans notre modèle que la variable person_age_1 (age < 23) présentant un coefficient positif. Nous furionnerons également la modalité loan_amnt_4 avec la modalité de référence loan_amnt_3 ainsi que la modalité person_emp_length_gr_3 avec person_emp_length_gr_2.

```
Call:
glm(formula = loan_status ~ ., family = binomial(link = "logit"),
    data = credit_binary_2)

Coefficients:
                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
```

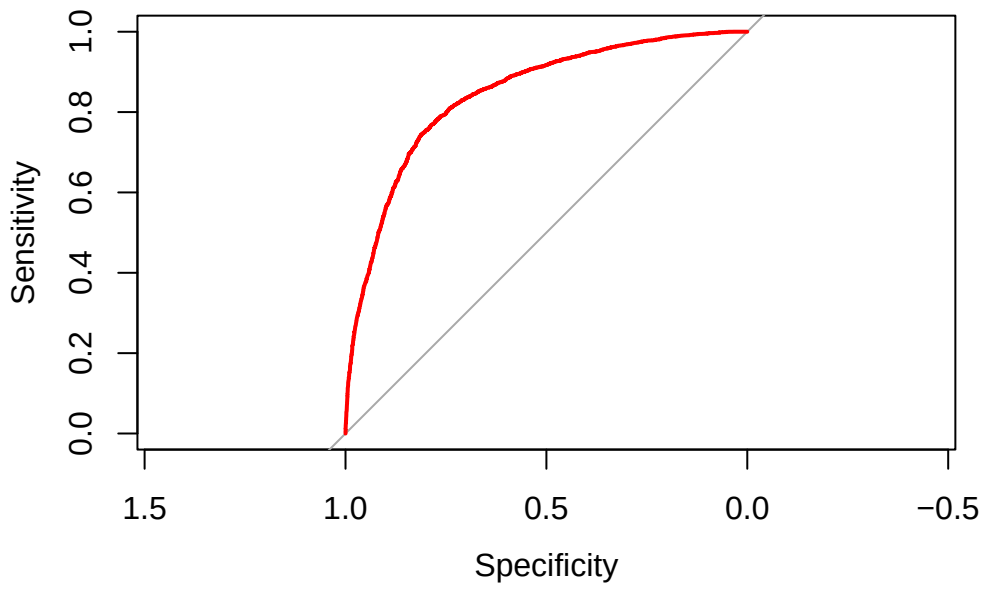
```
(Intercept)                    -6.39880    0.13692 -46.735  < 2e-16 ***
person_age_gr_1                 0.18132    0.04079   4.445 8.80e-06 ***
person_home_ownership_MORTGAGE  1.36047    0.10071  13.509  < 2e-16 ***
person_home_ownership_RENT      2.22749    0.09738  22.874  < 2e-16 ***
loan_intent_DEBTCONSOLIDATION   0.95618    0.06140  15.573  < 2e-16 ***
loan_intent_EDUCATION           0.17963    0.06220   2.888  0.00388 **
loan_intent_HOMEIMPROVEMENT     1.01645    0.06890  14.754  < 2e-16 ***
loan_intent_MEDICAL             0.82980    0.05985  13.865  < 2e-16 ***
loan_intent_PERSONAL            0.40613    0.06342   6.404 1.51e-10 ***
person_prev_default             0.12137    0.04575   2.653  0.00797 **
loan_amnt_gr_1                  1.05934    0.05608  18.889  < 2e-16 ***
loan_amnt_gr_2                  0.27285    0.05000   5.457 4.83e-08 ***
loan_percent_income_gr_2        0.44530    0.05835   7.631 2.33e-14 ***
loan_percent_income_gr_3        1.02911    0.06276  16.398  < 2e-16 ***
loan_percent_income_gr_4        2.79339    0.06629  42.142  < 2e-16 ***
loan_int_rate_gr_2              0.34336    0.05803   5.917 3.28e-09 ***
loan_int_rate_gr_3              0.62246    0.05665  10.988  < 2e-16 ***
loan_int_rate_gr_4              2.09491    0.05768  36.318  < 2e-16 ***
person_emp_length_gr_1          0.34377    0.03842   8.948  < 2e-16 ***
person_emp_length_gr_4          0.13836    0.05107   2.709  0.00674 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 29761  on 28489  degrees of freedom
Residual deviance: 21598  on 28470  degrees of freedom
AIC: 21638

Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Maintenant que nous avons procédé à notre première vague de fusion de variables, toutes nos modalités restantes sont significativement différentes de 0 (et donc de leur modalité de référence) à un seuil de 1%.

Pour finir, nous procéderons à une serie de test de wald afin de déterminer si nos modalités restantes présente des impacts similaires sur la probabilité de défaut des individus. L'hypothèse$_0$ de chacun de ces test est $\beta_{m1} = \beta_{m2}$ avec $m1$ et $m2$ les deux modalités testées.

Nous pouvons conclure à la suite de ces tests que nos modalités ont toutes des impacts mesurés différents sur la probabilité de défaut des individus.

Nous procéderons maintenant à l'estimation du seuil de probabilité prédite nous permettant d'obtenir le modèle possédant le compromis sensibilité/spécificité le plus équilibré. Nous utiliserons la courbe ROC de notre modèle pour guider notre décision.




```
Area under the curve: 0.8441
```

```
[1] "Optimal Cutoff Point: 0.256"
```

L'aire sous la courbe roc de notre modèle est de 0.84. Une valeur de 1 représentant un modèle parfait, nous avons un modèle performant bien mieux que le hasard pour prédire le défaut d'un individu.

Suivant la valeur nous permettant d'acquérir le meilleur trade-off entre sensibilité et spécificité, notre seuil sera donc 0.256. Si un individus présente une probabilité de défaut supérieur à ce seuil, il sera considéré comme à risque de défaut.

```
Confusion Matrix and Statistics
```

```
          Reference
Prediction     0     1
         0 18126  1577
         1  4199  4588
```

```
               Accuracy : 0.7973
                 95% CI : (0.7925, 0.8019)
    No Information Rate : 0.7836
    P-Value [Acc > NIR] : 8.907e-09

                  Kappa : 0.4819

 Mcnemar's Test P-Value : < 2.2e-16

            Sensitivity : 0.8119
            Specificity : 0.7442
         Pos Pred Value : 0.9200
         Neg Pred Value : 0.5221
             Prevalence : 0.7836
         Detection Rate : 0.6362
   Detection Prevalence : 0.6916
      Balanced Accuracy : 0.7781

       'Positive' Class : 0
```

Nous observons ici la matrice de confusion tirée de notre prédictions sur notre jeu d'entrainement. Nous pouvons ainsi voir que nous obtenons un score de précision de 79.73% avec un taux de vrai-positifs de 52.21% et un taux de faux positif de 81.19%. Notre modèle semble donc "sur-estimer" la probabilité de défaut d'un individu.

Nous procéderons maintenant à la création de notre grille de score se basant sur notre modèle.

Scoring et Interprétation

Afin de pouvoir établir notre grille de score, nous allons procéder à la mise à l'échelle de nos coefficients. L'impact d'une modalité sur le score final d'un individu sera défini par la formule : $100\frac{\beta_m}{\text{somme des coefs max}}$ avec la somme des coefficients maximum la somme des coefficients correspondant aux modalités définissant l'individu théorique le plus à risque.

Dans notre cas, l'individu théorique le plus à risque est un client de moins de 23 ans, locataire, empruntant pour des rénovations immobilières un montant faible d'argent ($< 5000\$$) avec un taux d'intérêt élevé ($> 13.48\%$), le montant de l'emprunt représente plus 23% de son revenu, sa durée d'emploi est faible (< 2 ans). il a également fait défaut d'un emprunt par le passé. La somme des coefficients associés à ces caractéristiques est 9.83804. Voici donc les nouveaux coefficients associés à chaque modalité.

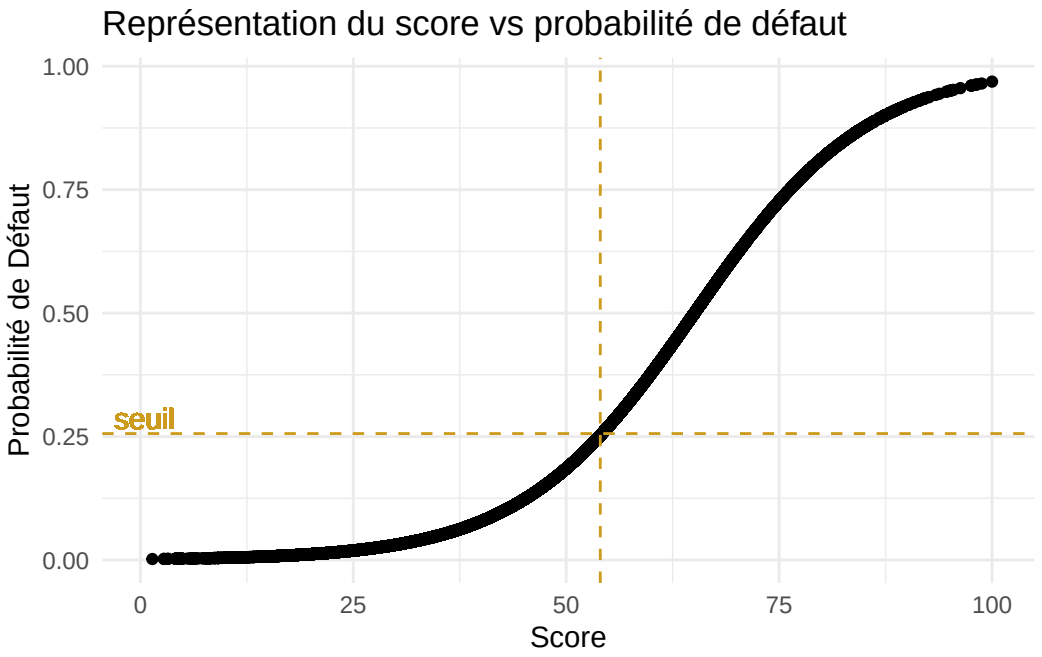
```
            person_age_gr_1 person_home_ownership_MORTGAGE
                   1.843003                      13.828671
person_home_ownership_RENT  loan_intent_DEBTCONSOLIDATION
                 22.641626                       9.719216
     loan_intent_EDUCATION    loan_intent_HOMEIMPROVEMENT
                   1.825844                      10.331854
       loan_intent_MEDICAL           loan_intent_PERSONAL
                   8.434607                       4.128208
       person_prev_default                 loan_amnt_gr_1
                   1.233693                      10.767786
            loan_amnt_gr_2       loan_percent_income_gr_2
                   2.773384                       4.526327
  loan_percent_income_gr_3       loan_percent_income_gr_4
                 10.460507                      28.393771
       loan_int_rate_gr_2            loan_int_rate_gr_3
                   3.490138                       6.327053
       loan_int_rate_gr_4         person_emp_length_gr_1
                 21.293932                       3.494322
    person_emp_length_gr_4
                   1.406341
```

Nous observons bien que suivant ces nouveaux coefficients, un individu correspondant à la description ci-dessus obtiendra bien un score de 100%.

Suivant l'interprétation des coefficients, nous pouvons observer que les facteurs les plus à même de prédire le défaut d'un client sont le ratio emprunt/revenu, si l'emprunteur est locataire et le montant du taux d'intérêt.

Passons maintenant à l'étape de prédiction sur données de test, nous allons devoir dans un premier temps effectuer sur les données de test les mêmes transformations que nous avons effectué sur les données d'entrainement.

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  1.407  34.600  44.996  46.392  57.653 100.000
```



L'intégralité de nos individus de tests ont obtenu des scores entre 8.112 et 83.3 avec un score moyen de 46.392.

Nous pouvons ensuite observer que suivant la distribution de notre score en parallèle de notre probabilité de défaut, un score de 54 semble correspondre avec une probabilité de défaut au delà de notre seuil de 0.256. Les individus présentant un score supérieur à 54 doivent donc être soigneusement étudiés avant que leur prêt ne soit accepté.

Il semblerait que 42% de nos individus de test ont été déclaré comme étant des individus à haut risque de défaut. Ce nombre est plus élevé que même nos prédictions dans le jeu d'entraînement.