Big Data I - présentation de projet

Construction d'un modèle de prédiction

Rémy Decocq Sam Boosko Dimitri Waelkens

Faculté des Sciences
Université de Mons

20 mai 2019

Sélection du type de modèle

Ensemble de données

- Les données se présentent sous la forme d'un tableau contenant des informations relatives à un individu.

	Age	job	marital	...	y
1	56	housemaid	married	...	0
2	57	services	married	...	0
3	37	services	married	...	0
...	...	...	...	...	...
30436	61	retired	married	...	0

FIGURE – Dataset Dtrain.csv

- Où la variable y vaut 1 si cet indivi a ouvert un compte en banque, 0 sinon.

Sélection du type de modèle

- Au vu des données et de la prédiction recherchée, nous pouvons en déduire qu'il s'agit d'un problème de classification.
- 2 méthodes de classifications vue au cours testées :
  1. Logistic Regression
  2. Linear Discriminant Analysis (LDA)
- LDA est plus stable quand les prédicteurs suivent une distribution gaussienne. Or, les données n'ont pas cette distribution.
- Donnant de meilleurs résultats, la régression logistique a été retenue.

Analyse et preprocessing du dataset

Analyse du dataset

- L'analyse des données montre :
  1. seulement **3** observations de **default** valent **yes** sur **30436**.
  2. le nombre de **1** n'est pas proportionnel nombre de **0**
  3. il y a **1316** observations où

$$pdays = 999 \wedge previous \geq 1$$

dont **108** se rapportent à $\mathbf{y = 1}$

yes	no	unknown
3	7532	22901

FIGURE – table of people$default

1	0	total
2342	28094	30436

FIGURE – table of people$y

Analyse et preprocessing du dataset

Sélection des observations pour le training et la validation

age	job	marital	...	y
56	housemaid	married	...	0
57	services	married	...	0
37	services	married	...	0
...	...	...	...	...
35	blue-collar	single	...	1
61	retired	married	...	0

y = 0

y = 1

30.436 - ***k*** = 28.094 observations

age	job	marital	...	y
56	housemaid	married	...	0
57	services	married	...	0
37	services	married	...	0
40	admin.	married	...	0
56	services	married	...	0
45	services	married	...	0
59	admin.	married	...	0
41	blue-collar	married	...	0
24	technician	single	...	0
25	services	single	...	0
41	blue-collar	married	...	0
66	unemployed	single	...	0
88	retired	divorced	...	0
63	retired	married	...	0
38	management	married	...	0
...	...	...	...	...
57	entrepreneur	married	...	0
61	retired	married	...	0

t * balance observations pour le training

v observations pour la validation

age	job	marital	...	y
41	blue-collar	divorced	...	1
49	entrepreneur	married	...	1
49	technician	married	...	1
41	technician	married	...	1
...	...	...	...	1
25	unknown	single	...	1
56	entrepreneur	married	...	1
35	blue-collar	single	...	1

k observations

k - *t* = *v* observations pour le training

k / *prop_ok* = *t* obervations pour la validation

Analyse et preprocessing du dataset

Preprocessing du dataset

- Catégorisation des valeurs des variables **job** et **pdays**.
  - **jobs** : $poor = \begin{cases} blue-collar \\ housemaid \\ services \\ technician \\ unknown \end{cases}$, $middle = \begin{cases} admin. \\ entrepreneur \\ management \\ self-employed \\ unemployed \end{cases}$,
    $good = \begin{cases} retired \\ student \end{cases}$
  - **pdays** : $999 =$ never, $> 5 =$ late, $\leq 5 =$ recent

Sélection des prédicteurs

- Analyse de la signification des variables.

```
             Df Deviance Resid. Df Resid. Dev  Pr(>Chi)
NULL                         12647      11397
job           2    83.49     12645      11314 < 2.2e-16 ***
marital       3    18.01     12642      11296 0.0004371 ***
contact       1   108.98     12641      11187 < 2.2e-16 ***
month         8   475.58     12633      10711 < 2.2e-16 ***
day_of_week   4    17.93     12629      10693 0.0012730 **
campaign      1     9.31     12628      10684 0.0022823 **
pdays         1    24.83     12627      10659 6.269e-07 ***
previous      1    19.05     12626      10640 1.271e-05 ***
default       2     3.37     12624      10637 0.1858031
loan          2     0.06     12622      10637 0.9694916
housing       1     0.18     12621      10637 0.6728589
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

- 3 variables ne sont pas significatives :
  1. default
  2. loan
  3. housing

Résultats du modèle

- Ce modèle fait l'hypothèse que la relation avec la variable expliquée est linéaire.
- Calcul des prédictions sur :
  1. les données du training set où de l'overfitting est observable.

```
[1] "Predictions on TRAINING give logloss : 0.42057297823954 and prop y wrongly predicted as 0 : 0.900853889943074"
      0    1
0 10442 1899
1    98  209
```

FIGURE – Training Set Confusion Matrix

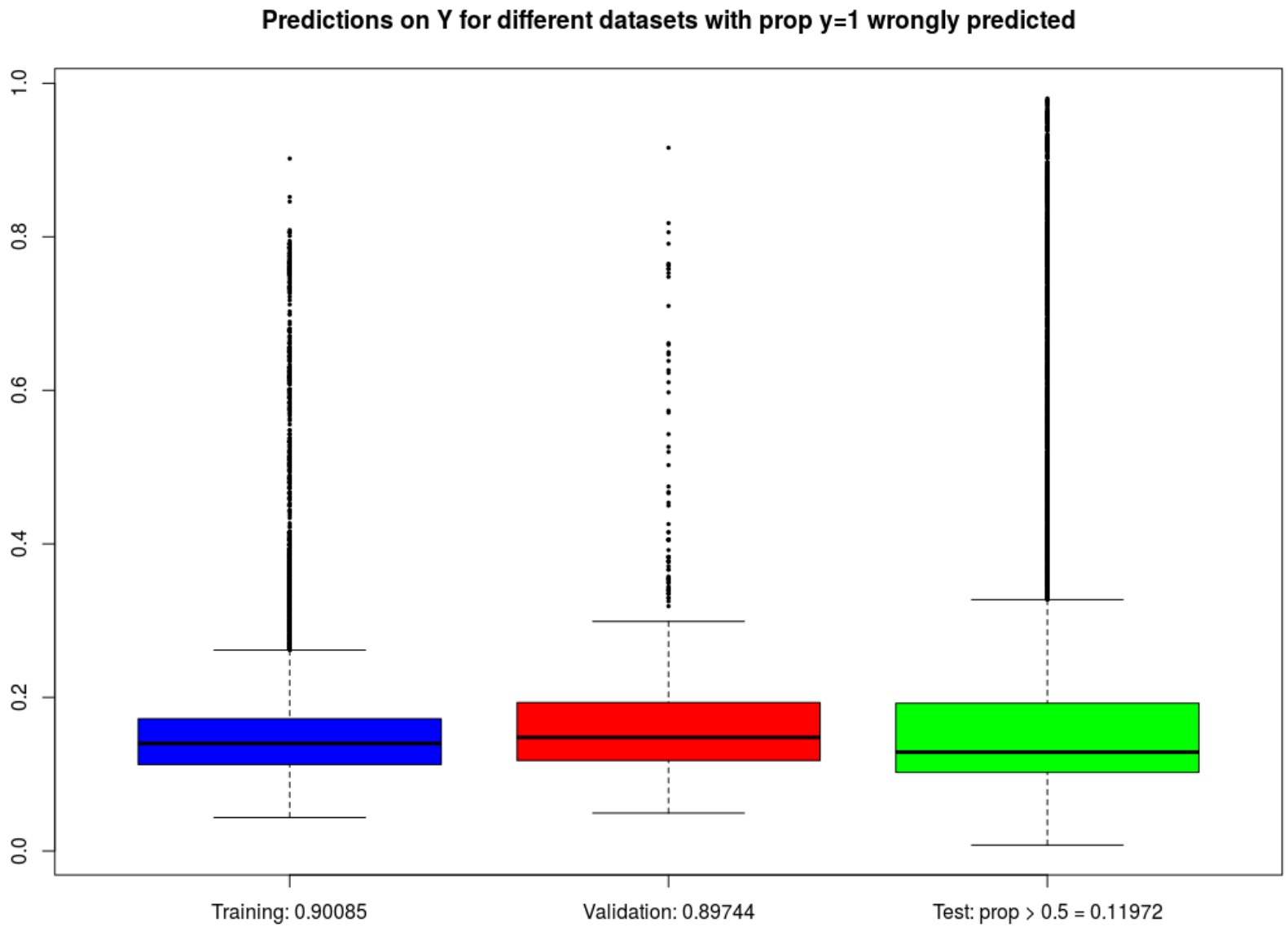
  2. les données du validation set.

```
[1] "Predictions on VALIDATION give logloss : 0.909976484720567 and prop y wrongly predicted as 0 : 0.897435897435897"
    0   1
0 231 210
1   3  24
```

FIGURE – Validation Set Confusion Matrix

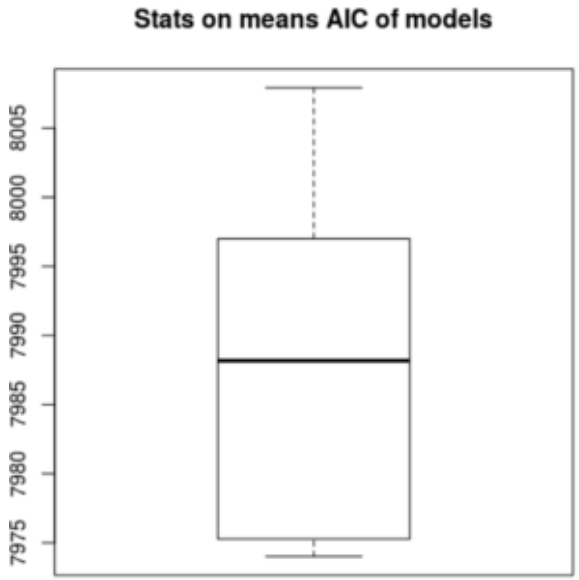
- Cette classification a été effectuée considérant un seuil de 0.5 .

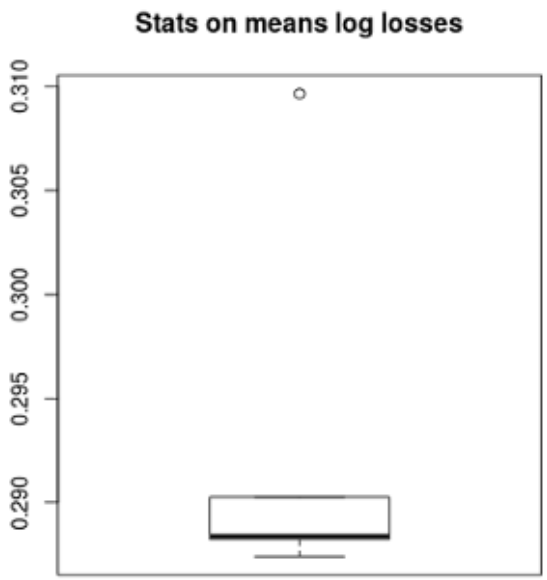
Résultats du modèle

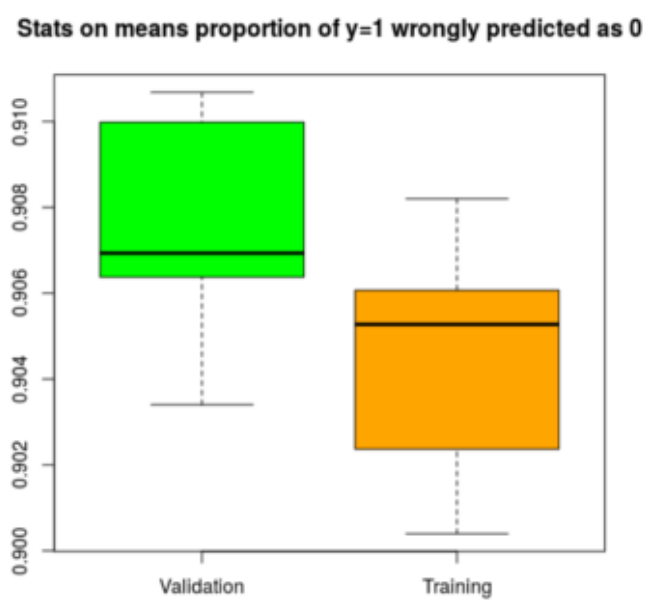


Cross-Validation de la procédure

- La procédure de cross-validation va permettre :
  1. d'estimer l'erreur de test.
  2. de mettre en évidence la stabilité du modèle.







Conclusion