LNG-1100 : Méthodes expérimentales et analyse de données

Les variables binaires et le nettoyage des données

Guilherme D. Garcia

fr.gdgarcia.ca^C

11



La météo



- Comment interpréter 40 % (p. ex., à 18h)?
- D'où vient cette prévision?



Un dé



- 1. Quelle est la probabilité de lancer un 4? Et de lancer un nombre pair?
- 2. Quelles sont les cotes pour lancer un 4? Et de lancer un nombre pair?



Un dé

1. Quelle est la probabilité de lancer un 4? Et de lancer un nombre pair?

$$P(4) = \frac{1}{6} \approx 0.17$$
 $P(pair) = \frac{3}{6} = \frac{1}{2} = 0.5$

2. Quelles sont les cotes pour lancer un 4?

$$\frac{P(4)}{P(-4)} \rightarrow \frac{\frac{1}{6}}{\frac{5}{6}} = \frac{1}{6} \times \frac{6}{5} = \frac{1}{5}$$

Pour chaque fois qu'on lance un 4, il y a 5 fois où on ne lance pas

Et les cotes pour lancer un nombre pair?

$$\frac{\frac{3}{6}}{\frac{3}{6}} = \frac{3}{6} \times \frac{6}{3} = \mathbf{1}$$

Les cotes pour lancer un nombre pair et de ne le lancer pas sont égales : 1



Terminologie de la séance

Deux concepts importants

- En statistique, la **probabilité** est une mesure <mark>allant de 0 à 1</mark>, représentant la fréquence attendue d'un événement.
- Les cotes (ou le rapport des cotes) représentent le rapport entre la probabilité que l'événement ait lieu et la probabilité qu'il ne se produise pas : $\frac{P(x)}{P(\neg x)}$
- La probabilité est **partout** : la météo, les primes d'assurance, la sélection de candidats, la santé publique (épidémiologie), les jeux de hasard, les recommandations de films/produits, les systèmes de transport, la gestion des risques en entreprise, etc.

Plan de la séance

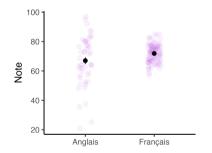
- 1. Révision : régression linéaire
- 2. Les réponses binaires : log-odds et probabilité

Régression linéaire

Villes

- 1. Importez villes2.csv et ajoutez une nouvelle colonne : francophone (0/1)
- 2. Créez une figure qui examine l'effet de la francophonie sur la note des apprenants
- 3. Créez un modèle aligné à la figure
- 4. Rapportez les résultats

Régression linéaire



Langue officielle de la ville

- Effet positif : $\hat{\beta} = 4.9, p = 0.01$
- IC 95 % = [1.186, 8.552]

Donc, la langue officielle de la ville affecte positivement la note moyenne des apprenants

Problème: les variances sont très différentes¹

¹On ignore ce problème dans notre cours.

Régression linéaire

```
Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

(Intercept) 67.009 1.522 44.034 < 2e-16 ***

francophone1 4.869 1.864 2.613 0.00991 **

---

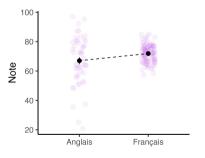
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 ''. 0.1 '' 1
```

- $\hat{eta}_0
 ightarrow la$ note moyenne quand francophone = 0 (anglais)
- $\hat{\beta}_1 \rightarrow$ le slope (la différence entre français et anglais)

La régression estime les moyennes

Régression linéaire : note ~ francophone

• On n'utilise pas des droites dans un graphique dont la variable x est catégorielle Mais c'est utile de l'ajouter au graphique ici :



Langue officielle de la ville

• La droite ici représente notre $\hat{\beta}_1$ Les hypothèses nulles :

- 1. Du modèle : pas d'effet de francophone
- 2. De l'intercept : $\beta_0 = 0$
- 3. Du slope : $\beta_1=0$ (pas de différence entre β_0 et β_1)
- on rejette ces hypothèses ici :

notre modèle confirme un effet significatif



- On vient d'analyser note ~ francophone, où la variable de réponse est continue²
- Et si on voulait analyser la relation contraire?

Si la réponse est binaire (0/1), il faudra penser aux probabilités :

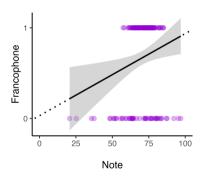
P. ex. Prenons la note 79 : quelle est la **probabilité** que l'apprenant soit dans une ville francophone?

$$P(francophone = 1|note = 79) (1)$$



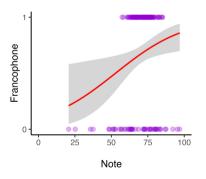
· Pourquoi ne pas utiliser la même méthode?

 $lm(francophone \sim note, data = d)$



- Une régression linéaire ne nous donne pas la probabilité d'un résultat
- Probabilité : toujours limitée à l'intervalle [0,1]
- Donc, il faut « adapter » notre modèle

• Une régression logistique



alm(francophone ~ note. data = d. family = "binomial")

- Probabilité : toujours limitée à l'intervalle [0,1]
- Notez que la ligne est courbe
- Notre interprétation des résultats sera différente

Visualiser un exemple interactif ici[□]



La logique

- 1. On veut utiliser la même architecture de modèle : une droite (changement constant)
- 2. Mais cela n'est pas compatible avec la notion de probabilité
- 3. On pourrait utiliser les cotes (odds), qui sont linéaires; mais elles sont asymétriques
- 4. Solution : on utilise les logs de cotes (log-odds) = c'est le logit de la probabilité

```
Régression linéaire :  \hat{y} = \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1}X + \hat{e}  Régression logistique :  logit(P) = \hat{\beta_0} + \hat{\beta_1}X
```

Le modèle nous donnera des coefficients en log-odds (moins intuitif)

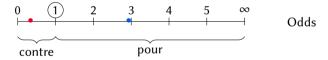
On utilisera la fonction glm(..., family = "binomial") en R



Odds et log-odds

Supposez la note 79. On verra plus tard que :

- Les cotes pour être dans une ville francophone = 2.9
- Les cotes pour **n**'être **pas** dans une ville francophone = **0.3**

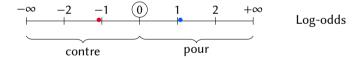


Les cotes (odds) ne sont pas symétriques, ce qui les rend moins intuitives

Odds et log-odds

Supposez la note 79. On verra plus tard que :

- Le log des cotes (*log-odds*) pour être dans une ville francophone = 1.08
- Le log des cotes (log-odds) pour n'être pas dans une ville francophone = -1.08



Les logs des cotes (*log-odds*) sont symétriques, ce qui les rend plus intuitifs

La probabilité

- Nos résultats seront toujours en log-odds
- Comment calculer P(francophone = 1|note = 79) en R?

```
# Manuellement :
exp(1.08) / (1 + exp(1.08))

# Automatiquement :
library(arm) # vous devez installer l'extension
invlogit(1.08)
```

Pour les détails mathématiques, consultez (Garcia, 2021, p. 147)

Probabilités, odds et log-odds

· Voici un tableau de conversion rapide

L'hypothèse nulle est toujours la même : $\hat{\beta} = 0$, c'est-à-dire P = 0.5

0.11	
	-2.20
0.25	-1.39
0.43	-0.85
0.67	-0.41
1.00	0.00
1.50	0.41
2.33	0.85
4.00	1.39
9.00	2.20
	0.43 0.67 1.00 1.50 2.33 4.00

(Garcia 2021, p. 146)

Villes

Dans le fichier villes2.csv:

- 1. Quel type de graphique pourrait être utilisé ici? La figure déjà créée est-elle suffisante?
- 2. Créez un modèle logistique
- 3. Rapportez les résultats

Correction

- L'intercept $(\hat{\beta_0})$: log-odds de francophone = 1 quand la note = 0
- Le slope (\hat{eta}_1) : le changement en log-odds de francophone = 1 pour chaque unité de note

```
P. ex. Si la note = 79 \left| -2.17676 + 79 \times 0.04119 \approx 1.08 \text{ (log-odds)} \approx 75\% \text{ (probabilité)} \right|
```



Bonus

• Voici comment rapporter les résultats d'une façon détaillée :

Notre modèle confirme un effet significatif de la variable note sur la variable francophone $(\hat{\beta}=0,04,IC~95~\%=[0,0094;0,0076],p=0,0149)$. Ces résultats indiquent que, pour chaque augmentation de 10 points dans la note d'un apprenant, les log-odds d'être dans une ville francophone augmente de 0,4. Autrement dit, les cotes pour être dans une ville francophone augmentent d'un facteur de 1,5.3

On évite l'interprétation avec des probabilités car sa ligne de tendance n'est pas constante. Donc, le degré de changement dépende de l'intervalle considéré dans l'axe x. Si vous voulez utiliser des probabilités, considérez quelques notes spécifiques et calculez ses probabilités.



• Voici une façon rapide de prévoir une probabilité (ou plusieurs probabilités) :

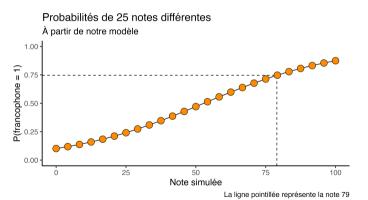
```
predict(mod1, newdata = tibble(note = 79), type = "response")
1
0.7459201

predict(mod1, newdata = tibble(note = c(50, 60, 70, 80)), type = "response")
1
2
3
4
0.4706742 0.5730795 0.6695812 0.7536465
```

r Veuillez noter que les distances entre les probabilités dans la ligne 7 ne sont pas identiques

Prévision de nouvelles valeurs

• Simulation : les probabilités prévues pour 25 nouvelles notes à partir de notre modèle



Questionnaire 2

- 1. Chargez le fichier francais.csv
- 2. Créez une figure et exécutez une régression logistique pour analyser l'effet des variables. Quelle pourrait être la question de recherche?

Extra

Calculs de transformations

```
# a) Probabilités à partir de log(cotes) :
 2 log_odds <- 1.2 # exemple
   prob <- exp(log_odds) / (1 + exp(log_odds))</pre>
   # b) Log(cotes) à partir de probabilités :
   p <- 0.75 # une probabilité
   log odds <- log(p / (1 - p))
 8
   # c) Cotes à partir de log-odds :
10 log odds <- 1.2
   odds <- exp(log odds)
12
   # d) Cotes à partir de probabilités :
   p <- 0.75 # une probabilité
   odds \leftarrow p / (1 - p)
16
17 # e) Probabilités à partir de cotes :
   odds <- 3
   prob <- odds / (1 + odds)
```

 Voici le code pour jouer avec les transformations et mieux comprendre leurs relations

Extra

Comment créer la figure des prédictions de la séance

```
# Créer un tibble avec quelques notes hypothétiques :
   nd = tibble(note = seq(0, 100, length.out = 25))
   pred = tibble(note = seg(0, 100, length.out = 25),
                 pred = predict(fit3, newdata = nd, type = "response"))
   # Figure :
   qqplot(data = pred, aes(x = note, v = pred)) +
 8
     geom line() +
 9
     theme classic(base size = 15) +
101
     scale v continuous(limits = c(0.1)) +
11
     annotate("segment", x = 79, x = 79, y = -Inf, y = 0.7459201,
12
              linetype = "dashed") +
13
     annotate("segment", x = -Inf, xend = 79, y = 0.7459201, yend = 0.7459201,
14
              linetype = "dashed") +
15
     geom_point(shape = 21, fill = "darkorange", size = 5) +
16
     labs(v = "P(francophone = 1)".
17
          x = "Note simulée".
18
          title = "Probabilités de 25 notes différentes".
19
          subtitle = "À partir de notre modèle".
20
          caption = "La ligne pointillée représente la note 79")
```

Références I

Garcia, G. D. (2021). Data visualization and analysis in second language research. Routledge, New York NY.

