Statistique et aide à la décision Session 2

David Causeur Agrocampus Ouest IRMAR CNRS UMR 6625

Plan

1 Modèle de régression logistique

Extensions multi-classe et multi-effets

Modèle de régression pour un risque

Soit *Y* une variable à *K* groupes $\{y_1, \ldots, y_K\}$.

Soit *X* une variable explicative, quantitative ou catégorielle.

Il y a **un effet de** X **sur** Y si, pour deux valeurs $x \neq x'$,

$$\{\pi_1(x), \ldots, \pi_K(x)\} \neq \{\pi_1(x'), \ldots, \pi_K(x')\},\$$

où
$$\pi_k(x) = \mathbb{P}(Y = y_k \mid X = x), \ k = 1, ..., K.$$

Modèle de régression pour un risque

Soit Y une variable à K = 2 groupes $\{y_1 = -1, y_2 = +1\}$. Soit X une variable explicative, quantitative ou catégorielle.

If y a un effet de X sur Y si, pour deux valeurs $x \neq x'$,

$$\pi(x) \neq \pi(x'),$$

où
$$\pi(X) = \mathbb{P}(Y = +1 \mid X = X), \ k = 1, ..., K.$$



On suppose que

- Si Y = +1 alors $X \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma)$
- Si Y = -1 alors $X \sim \mathcal{N}(\mu_0, \sigma)$

... comme en analyse de la variance à un facteur.

Si on observe que $x \le X \le x + h$, que vaut

$$\pi(x; h) = \mathbb{P}(Y = +1 \mid x \le X \le x + h)$$
?

D'après le théorème de Bayes,

$$\pi(x;h) = \frac{\mathbb{P}(x \le X \le x + h \mid Y = +1)}{\mathbb{P}(x \le X \le x + h)} \mathbb{P}(Y = +1),$$
$$= \frac{\mathbb{P}(x \le X \le x + h \mid Y = +1)}{\mathbb{P}(x \le X \le x + h)} p,$$

où $p = \mathbb{P}(Y = +1)$ est la probabilité a priori de Y = +1.

On en déduit l'expression de l'odds :

$$\begin{aligned} \mathsf{odds}(x;h) &= \frac{\pi(x;h)}{1-\pi(x;h)}, \\ &= \frac{\mathbb{P}(x \leq X \leq x+h \mid Y=+1)}{\mathbb{P}(x \leq X \leq x+h \mid Y=-1)} \frac{p}{1-p}, \\ &= \frac{F_{\mu_1,\sigma}(x+h)-F_{\mu_1,\sigma}(x)}{F_{\mu_0,\sigma}(x+h)-F_{\mu_0,\sigma}(x)} \frac{p}{1-p}, \\ \mathsf{où} \ F_{\mu,\sigma}(x) &= \mathbb{P}(U \leq x), \ \mathsf{avec} \ U \sim \mathcal{N}(\mu,\sigma). \end{aligned}$$

Lorsque h tend vers 0:

odds(x) =
$$\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \lim_{h \to 0} \frac{\pi(x; h)}{1 - \pi(x; h)}$$
,

Lorsque h tend vers 0:

$$\begin{array}{lll} \mathsf{odds}(x) & = & \frac{p}{1-p} \lim_{h \to 0} \frac{\frac{F_{\mu_1,\sigma}(x+h) - F_{\mu_1,\sigma}(x)}{h}}{\frac{F_{\mu_0,\sigma}(x+h) - F_{\mu_0,\sigma}(x)}{h}}, \\ & = & \frac{p}{1-p} \frac{F'_{\mu_1,\sigma}(x)}{F'_{\mu_0,\sigma}(x)}, \end{array}$$

où $F'_{\mu,\sigma}(x) = f_{\mu,\sigma}(x)$:

$$f_{\mu,\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right).$$

On simplifie:

$$\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \frac{p}{1 - p} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left((x - \mu_1)^2 - (x - \mu_0)^2 \right) \right],$$

$$= \frac{p}{1 - p} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left(-2(\mu_1 - \mu_0)x + (\mu_1^2 - \mu_0^2) \right) \right],$$

$$= \frac{p}{1 - p} \exp\left[\frac{\mu_1 - \mu_0}{\sigma^2} \left(x - \frac{\mu_1 + \mu_0}{2} \right) \right].$$

Par conséquent.

- Si $\mu_0 = \mu_1$, alors $\pi(x) \equiv p$.
- L'effet de x sur $\pi(x)$ dépend de $(\mu_1 \mu_0)/\sigma^2$.

Finalement:

$$\log \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} = \log \frac{p}{1 - p} + \frac{\mu_1 - \mu_0}{\sigma^2} \left(x - \frac{\mu_1 + \mu_0}{2} \right),$$

$$\log \operatorname{id} \pi(x) = \operatorname{logit} p + \left[\frac{\mu_1 - \mu_0}{\sigma^2} \left(x - \frac{\mu_1 + \mu_0}{2} \right) \right].$$

où logit : $\pi \mapsto \log \pi/(1-\pi)$.

Le modèle de régression logistique de $Y = \pm 1$ sur X est :

$$logit \mathbb{P}(Y = +1 \mid X = X) = \beta_0 + \beta_1 X.$$

où β_0 et β_1 sont les paramètres du modèle.

▶ mod = glm(y~x, family=binomial(link=logit)...)

► R Studio

odds-ratio lorsque X est quantitative

odds-ratio =
$$\frac{\text{odds}(x+1)}{\text{odds}(x)}$$
,
= $\frac{\exp(\beta_0 + \beta_1(x+1))}{\exp(\beta_0 + \beta_1 x)}$,
= $\exp(\beta_1)$.

questionr::odds.ratio(mod)

▶ RStudio

Plan

Modèle de régression logistique

2 Extensions multi-classe et multi-effets

Le modèle de régression logistique multinomiale de $Y \in \{y_1, \dots, y_K\}$ sur X est :

$$\begin{cases} \log \frac{\mathbb{P}(Y = y_2 \mid X = x)}{\mathbb{P}(Y = y_1 \mid X = x)} &= \beta_0^{(2)} + \beta_1^{(2)} x \\ \log \frac{\mathbb{P}(Y = y_3 \mid X = x)}{\mathbb{P}(Y = y_1 \mid X = x)} &= \beta_0^{(3)} + \beta_1^{(3)} x \\ & \vdots \\ \log \frac{\mathbb{P}(Y = y_K \mid X = x)}{\mathbb{P}(Y = y_1 \mid X = x)} &= \beta_0^{(K)} + \beta_1^{(K)} x \end{cases}$$

où $\beta_0^{(k)}$ et $\beta_1^{(k)}$ sont les 2(K-1) paramètres du modèle.

- > mod = multinom(y~x,data=...)
 - ▶ RStudio

Modèles avec plusieurs effets

Deux variables explicatives quantitatives

logit
$$\mathbb{P}(Y = +1) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2$$
,
où $\pi(x) = \mathbb{P}(Y = +1 \mid X_1 = x_1, X_2 = x_2)$.

Deux facteurs

$$logit \pi_{ii} = \mu + \alpha_i + \beta_i$$

où $\pi_{ij} = \mathbb{P}(Y = +1)$ pour un individu de modalité *i* pour le 1er facteur et du groupe *j* pour le 2ème facteur.

Modèles avec plusieurs effets

Deux facteurs et leur interaction

$$logit \pi_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \gamma_{ij}$$

Une variable explicative quantitative et un facteur

$$logit \pi_i(x) = \mu + \alpha_i + (\beta + \gamma_i)x$$

où $\pi_i(x) = \mathbb{P}(Y = +1 \mid X = x)$ pour un individu de modalité *i*.

