

# Oxford : Smooth fit to log-odds ratios

Vincent Guitteny, Freddie Joly, Tom Léchappé et Elyes Zribi

05 avril 2022

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Présentation du jeu de données</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Présentation du modèle</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Calculs des lois conditionnelles pleines</b>	<b>3</b>
3.1	Calcul pour $\sigma^2$ . . . . .	3
3.2	Exemple de calcul pour une loi non identifiable . . . . .	4
<b>4</b>	<b>Implémentation et résultats</b>	<b>4</b>
<b>5</b>	<b>Annexe</b>	<b>4</b>
5.1	Loi conditionnelle pleine du paramètre $\beta_1$ . . . . .	4
5.2	Loi conditionnelle pleine du paramètre $\beta_2$ . . . . .	4
5.3	Loi conditionnelle pleine du paramètre $b_i$ . . . . .	4
5.4	Loi conditionnelle pleine du paramètre $\mu_i$ . . . . .	4

## 1 Présentation du jeu de données

## 2 Présentation du modèle

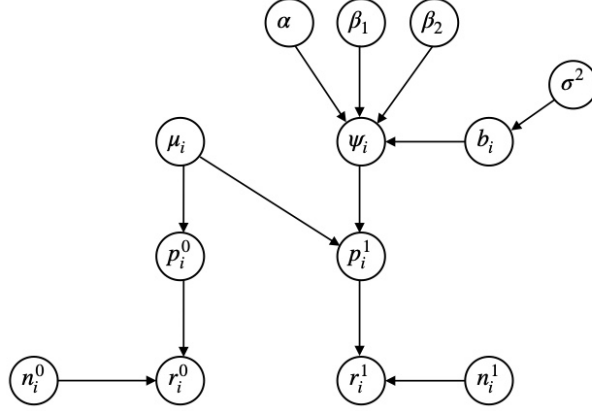


Figure 1: Modèle hiérarchique

## 3 Calculs des lois conditionnelles pleines

On veut maintenant calculer les lois conditionnelles pleines de nos paramètres afin de mettre en oeuvre un échantillonneur de Gibbs sur ce modèle. Bien que la loi conditionnelle pleine de  $\sigma^2$  soit identifiable, celles des autres paramètres ne sont pas identifiables. On donne ici un exemple de calcul pour le paramètre  $\alpha$ , les autres calculs sont donnés en annexe. Les nœuds de notre modèle représentés par  $\log(\psi_i)$ ,  $p_i^0$  et  $p_i^1$  étant non stochastiques dans notre modèle, on peut les ignorer lors du calcul des lois conditionnelles pleines.

### 3.1 Calcul pour $\sigma^2$

On calcule la loi conditionnelle pleine du paramètre  $\sigma^2$ .

$$\begin{aligned} \Pi(\sigma^2 | \dots) &\propto \Pi(\sigma^2) \prod_{i=1}^n \Pi(b_i | \sigma^2) \\ &\propto \exp \frac{-b_\sigma}{\sigma^2} (\sigma^2)^{-a_\sigma - 1} \prod_{i=1}^n \exp \left( \frac{-b_i^2}{2\sigma^2} \right) (\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \\ &\propto (\sigma^2)^{-a_\sigma - 1 - \frac{n}{2}} \exp \left( \frac{-2b_\sigma - \sum_{i=1}^n b_i^2}{2\sigma^2} \right) \end{aligned}$$

Ainsi, on identifie une loi inverse gamma :

$$\Pi(\sigma^2 | \dots) \sim \text{InvGamma} \left( \frac{n}{2} + a_\sigma, \frac{2b_\sigma + \sum_{i=1}^n b_i^2}{2} \right)$$

### 3.2 Exemple de calcul pour une loi non identifiable

On calcule la loi conditionnelle pleine du paramètre  $\alpha$ .

$$\begin{aligned}\Pi(\alpha|\dots) &\propto \Pi(\alpha) \prod_{i=1}^n \Pi(r_i^1|\dots) \\ &\propto \exp^{\frac{-\alpha^2}{2\sigma_\alpha^2}} \prod_{i=1}^n \left( (p_i^1)^{r_i^1} (1 - p_i^1)^{n_i^1 - r_i^1} \right)\end{aligned}$$

où  $p_i^0 = \text{sigmoid}(\mu_i)$  et  $p_i^1 = \text{sigmoid}(\mu_i + \alpha + \beta_1 \text{year}_i + \beta_2 (\text{year}_i^2 - 22) + b_i)$ .

## 4 Implémentation et résultats

## 5 Annexe

### 5.1 Loi conditionnelle pleine du paramètre $\beta_1$

$$\begin{aligned}\Pi(\beta_1|\dots) &\propto \Pi(\beta_1) \prod_{i=1}^n \Pi(r_i^1|\dots) \\ &\propto \exp^{\frac{-\beta_1^2}{2\sigma_{\beta_1}^2}} \prod_{i=1}^n \left( (p_i^1)^{r_i^1} (1 - p_i^1)^{n_i^1 - r_i^1} \right)\end{aligned}$$

### 5.2 Loi conditionnelle pleine du paramètre $\beta_2$

$$\begin{aligned}\Pi(\beta_2|\dots) &\propto \Pi(\beta_2) \prod_{i=1}^n \Pi(r_i^1|\dots) \\ &\propto \exp^{\frac{-\beta_2^2}{2\sigma_{\beta_2}^2}} \prod_{i=1}^n \left( (p_i^1)^{r_i^1} (1 - p_i^1)^{n_i^1 - r_i^1} \right)\end{aligned}$$

### 5.3 Loi conditionnelle pleine du paramètre $b_i$

$$\begin{aligned}\Pi(b_i|\dots) &\propto \Pi(b_i|\sigma^2) \Pi(r_i^1|\dots) \\ &\propto \exp^{\frac{-b_i^2}{2\sigma^2}} \left( (p_i^1)^{r_i^1} (1 - p_i^1)^{n_i^1 - r_i^1} \right)\end{aligned}$$

### 5.4 Loi conditionnelle pleine du paramètre $\mu_i$

$$\begin{aligned}\Pi(\mu_i|\dots) &\propto \Pi(\mu_i) \Pi(r_i^0|\mu_i) \Pi(r_i^1|\dots) \\ &\propto \exp^{\frac{-\mu_i^2}{2\sigma_\mu^2}} \left( (p_i^0)^{r_i^0} (1 - p_i^0)^{n_i^0 - r_i^0} \right) \left( (p_i^1)^{r_i^1} (1 - p_i^1)^{n_i^1 - r_i^1} \right)\end{aligned}$$