



Travaux Pratiques de Régression Bayesienne  
2026-02-22

## Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>5</b>
<b>0. Importation et exploration des données</b>	<b>6</b>
Importation des données . . . . .	6
Distribution de la variable de réponse . . . . .	6
Vérification de la normalisation . . . . .	7
Division du jeu de données . . . . .	7
<b>1. Random Regression BLUP</b>	<b>8</b>
1.1. Estimation . . . . .	8
1.2. Prédiction . . . . .	8
1.3. Sélection des variables explicatives . . . . .	9
<b>2. Bayes A</b>	<b>11</b>
Rappel théorique . . . . .	11
2.1. Différence avec Random Regression . . . . .	11
2.2 Estimation des paramètres . . . . .	11
2.3 Importance du burn-in . . . . .	12
2.4 Diagnostic de convergence . . . . .	12
2.5 Choix des hyperparamètres . . . . .	13
2.6 Prédiction et comparaison . . . . .	14
2.7 Sélection de variables . . . . .	15
<b>3 LASSO Bayésien</b>	<b>18</b>
Rappel théorique . . . . .	18
3.1 Différence avec Bayes A . . . . .	18
3.2 Rôle du paramètre lambda . . . . .	19
3.3 Estimation du modèle . . . . .	20
3.4 Comparaison distributions a posteriori vs a priori . . . . .	21
3.5 Prédiction et comparaison . . . . .	22
3.6 et 3.7 Sélection de variables et comparaison . . . . .	23
3.8 Explication des différences LASSO vs Bayes A . . . . .	25
<b>4 Stochastic Search Variable Selection (SSVS)</b>	<b>28</b>
Rappel théorique . . . . .	28

4.1 Algorithme d'estimation . . . . .	28
4.2 Sélection de variables . . . . .	30
4.3 Influence des hyperparamètres . . . . .	31
Conclusion SSVS . . . . .	33
<b>5 Comparaisons et Synthèse</b>	<b>34</b>
5.1 Classification des méthodes . . . . .	34
5.2 Comparaison de l'effet de shrinkage . . . . .	34
5.3 Comparaison des performances prédictives . . . . .	36
5.4 Comparaison des variables sélectionnées . . . . .	37
5.5 Intervalles de confiance a posteriori . . . . .	40
5.6 Comparaison avec méthodes pénalisées non-bayésiennes . . . . .	41
5.7 Comparaison des variables sélectionnées . . . . .	43
5.8 Modèle de régression standard . . . . .	43
5.9 Analyse du modèle final . . . . .	44
5.10 Recommandations pour la chaîne câblée . . . . .	47
<b>12 Approximate Bayesian Computation (ABC)</b>	<b>48</b>
Introduction . . . . .	48
Rappel théorique . . . . .	48
12.1 Implémentation ABC standard . . . . .	49
12.2 ABC avec test d'adéquation (modification demandée) . . . . .	50
12.3 Choix du seuil ( $\epsilon$ ou $p$ -value) . . . . .	52
12.4 Avantages et limites de l'ABC . . . . .	52
12.5 Améliorations de l'ABC . . . . .	54
12.6 Conclusion sur l'ABC . . . . .	55

## Liste des tableaux

1	Différences conceptuelles entre RR-BLUP et Bayes A . . . . .	11
2	Comparaison des performances prédictives . . . . .	14
3	Top 10 des variables Bayes A : comparaison avec RR-BLUP . . . . .	15
4	Répartition des variables sélectionnées par type de chaîne (Bayes A) . . . . .	16
5	Différences conceptuelles entre Bayes A et Lasso Bayésien . . . . .	18
6	Effet du paramètre de régularisation $\lambda$ sur les coefficients . . . . .	19
7	Statistiques des coefficients LASSO bayésien . . . . .	20
8	Comparaison des performances prédictives : 3 premières méthodes . . . . .	23
9	Nombre de variables communes dans le top 10 . . . . .	23
10	Top 10 LASSO : comparaison des coefficients . . . . .	24
11	Comparaison du comportement de Bayes A et du LASSO selon l'intensité du signal . . . . .	26
12	Comparaison quantitative : Bayes A vs LASSO bayésien . . . . .	26
13	Influence des hyperparamètres sur la sélection SSVS . . . . .	31
14	Influence du paramètre $\pi$ sur la sélection de variables (SSVS) . . . . .	32
15	Influence du paramètre $c$ sur la sélection de variables . . . . .	32
17	Classement des méthodes par intensité de shrinkage . . . . .	35
18	Comparaison complète des performances prédictives . . . . .	36
19	Écarts relatifs par rapport à la meilleure méthode . . . . .	36
20	Variables sélectionnées par méthode (top 15 de chaque) . . . . .	37
21	Répartition des variables sélectionnées par type de chaîne et méthode . . . . .	38
22	Nombre de variables uniques à chaque méthode (dans top 15) . . . . .	39
23	Comparaison rang par rang des top 10 de chaque méthode . . . . .	39
24	Coefficients détaillés des variables consensus (4 méthodes) . . . . .	40
25	Méthodes pénalisées fréquentistes (glmnet) . . . . .	41
26	Comparaison Bayésien vs Fréquentiste . . . . .	41
27	Résumé du modèle final (coefficients) . . . . .	43
28	Performance du modèle final . . . . .	43
29	Comparaison finale de tous les modèles . . . . .	47
30	Effet moyen par type de chaîne dans le modèle final . . . . .	47
32	Distributions a posteriori ABC vs estimations Bayes A . . . . .	49
33	Comparaison ABC standard vs ABC test KS . . . . .	51

## Liste des figures

## Introduction

Dans ce travail, on s'intéresse à l'analyse et à la prédiction du score de satisfaction des clients d'une chaîne câblée à partir de leurs usages des différentes chaînes de télévision. Le jeu de données étudié comporte 150 observations, pour lesquelles un score de satisfaction global est mesuré, ainsi que 160 variables explicatives correspondant aux temps passés et au nombre de visites sur différentes catégories de chaînes. Les variables explicatives ont été préalablement normalisées.

Le nombre de variables explicatives étant supérieur au nombre d'observations, les méthodes classiques de régression linéaire ne sont pas adaptées. On adopte donc une approche de régression bayésienne, qui permet à la fois de régulariser les coefficients, d'améliorer la capacité de prédiction et de sélectionner les variables les plus pertinentes en terme d'influence.

L'échantillon est aléatoirement divisé en deux parties : un jeu d'apprentissage de 100 observations, utilisé pour entraîner les modèles, et un jeu de test de 50 observations, utilisé pour évaluer les performances prédictives de ces modèles dans le but de les comparer. Afin d'assurer la reproductibilité des résultats, la clé aléatoire utilisée pour ce découpage est fixée à **2026**.

Quatre méthodes de régression sont ensuite comparées : la régression aléatoire de type RR-BLUP, la régression bayésienne de type Bayes A, le LASSO bayésien et la méthode de sélection de variables SSVS. Ces approches sont évaluées en termes de qualité de prédiction, de comportement de shrinkage et de capacité à identifier les variables explicatives les plus pertinentes.

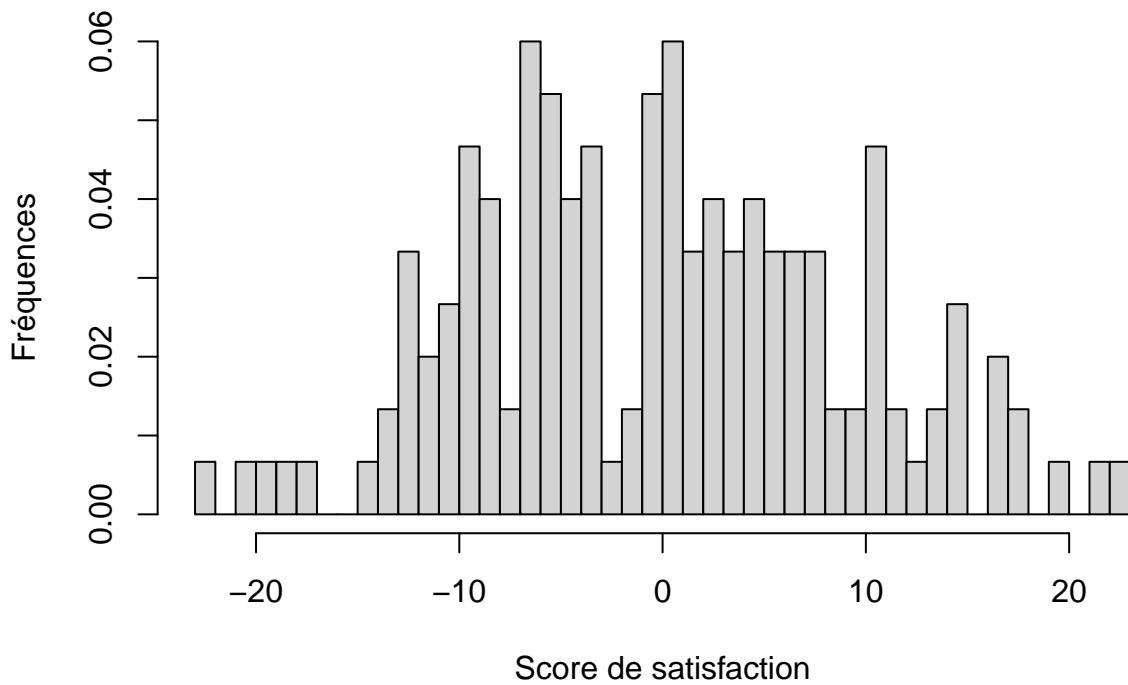
## 0. Importation et exploration des données

Avant la mise en oeuvre des différents modèles de régression bayésienne, il est nécessaire de présenter brièvement le jeu de données et d'examiner ses principales caractéristiques. Cette étape permet de vérifier la cohérence des données, d'identifier d'éventuelles anomalies et de mieux comprendre la structure du problème étudié. Néanmoins, le grand nombre de variables explicatives par rapport au nombre d'observations limite la pertinence de certaines analyses exploratoires classiques, et justifie le recours à des méthodes de régularisation et de sélection de variables dans la suite de l'étude.

### Importation des données

Le nombre d'observations dans le jeu de données est  $n = 150$ , pour  $p = 160$  variables explicatives (en mettant de côté les variables  $Y$  et  $sexe$ ). Le nombre de variables explicatives étant supérieur au nombre d'observations, une estimation par moindres carrés ordinaires n'est pas envisageable. Ce contexte justifie l'utilisation de méthodes bayésiennes pénalisées.

### Distribution de la variable de réponse



La variable réponse présente une distribution globalement symétrique, ce qui rend plausible l'hypothèse d'erreurs gaussiennes retenue dans les modèles de régression linéaire. Les variables explicatives étant nombreuses et déjà normalisées, une exploration détaillée variable par variable ou par corrélation croisée n'apporte que peu d'information exploitable à ce stade. L'identification des variables influentes sera donc réalisée directement à l'aide des méthodes de régularisation et de sélection bayésiennes.

## Vérification de la normalisation

En considérant un lot de variables explicatives, on remarque bien que leurs moyennes sont proches de 0 et que les écarts-types valent 1.

## Division du jeu de données

La variable de réponse ainsi récupérée est bien un vecteur colonne de longueur 150 et la matrice des variables explicatives a également les dimensions attendues.

# 1. Random Regression BLUP

Compte tenu de la structure du jeu de données et du caractère fortement dimensionné du problème, nous commençons l'analyse par une régression aléatoire de type RR-BLUP, qui constitue une référence bayésienne simple reposant sur un shrinkage global des coefficients.

## 1.1. Estimation

### 1.1.1. Rappels et objectif

La méthode RR-BLUP (Random Regression BLUP) est une approche bayésienne simple de la régression pénalisée. Elle est particulièrement adaptée aux situations où le nombre de variables explicatives est élevé par rapport au nombre d'observations ( $n \leq p$ ). Dans ce cadre, les coefficients de régression sont considérés comme des effets aléatoires, soumis à un a priori gaussien centré, ce qui induit un effet de shrinkage global.

### 1.1.2. Modèle statistique

Le modèle s'écrit :

$$Y = \mu \mathbb{I} + X\beta + \varepsilon$$

avec

$$\beta \sim \mathcal{N}\left(0, \sigma_\beta^2 \mathbf{I}_p\right), \varepsilon \sim \mathcal{N}\left(0, \sigma_\varepsilon^2 \mathbf{I}_n\right)$$

Ce modèle est équivalent à une régression ridge bayésienne, où tous les coefficients sont pénalisés de la même manière.

### 1.1.3. Estimation des paramètres

Les paramètres du modèle sont estimés à partir du jeu d'apprentissage à l'aide d'un estimateur BLUP, qui correspond à la moyenne a posteriori des coefficients sous les hypothèses gaussiennes précédentes.

La sortie `beta_hat_rr` correspond aux effets estimés des 160 chaînes. La moyenne globale du score de satisfaction est -0.059. La méthode RR-BLUP fournit une estimation des effets des chaînes en imposant un rétrécissement global des coefficients. Cette approche permet d'obtenir des estimations stables dans un contexte de grande dimension, mais ne réalise pas une sélection stricte des variables. Les coefficients estimés sont tous non nuls et de faible amplitude, ce qui reflète l'hypothèse a priori d'une variance commune pour l'ensemble des effets.

## 1.2. Prédiction

### 1.2.1. Rappels et objectif

Une fois les paramètres du modèle RR-BLUP estimés sur le jeu d'apprentissage, l'objectif est d'évaluer la capacité prédictive du modèle sur des données non utilisées lors de l'estimation. La qualité de la prédiction est mesurée par la corrélation linéaire entre les valeurs observées et les valeurs prédites sur le jeu de test.

Cette mesure est couramment utilisée en régression pénalisée et en génomique pour évaluer la performance prédictive globale d'un modèle.

### 1.2.2. Formule de prédiction

Pour une observation du jeu de test, la valeur prédite est donnée par :

$$\hat{Y}_{test} = \hat{\mu}\mathbb{I} + X_{test}\hat{\beta}$$

avec  $\hat{\mu}$ , le score moyen estimé et  $\hat{\beta}$ , le vecteur des coefficients estimés sur le jeu d'apprentissage.

La corrélation entre les scores observés et les scores prédits sur le jeu de test est de 0.848. Cette valeur indique que le modèle RR-BLUP parvient à capturer une partie importante de la variabilité du score de satisfaction, tout en restant limité par le caractère fortement dimensionné du problème. Cette performance prédictive servira de référence pour la comparaison avec les méthodes bayésiennes plus flexibles étudiées par la suite.

## 1.3. Sélection des variables explicatives

### 1.3.1. Rappels et objectif

La méthode RR-BLUP ne réalise pas de sélection de variables au sens strict : tous les coefficients sont estimés et pénalisés de manière identique par l'a priori gaussien. Cependant, il est possible d'identifier les variables les plus influentes en examinant la distribution des coefficients estimés et en retenant ceux dont l'amplitude est la plus élevée. Cette sélection est donc heuristique et repose sur une analyse visuelle ou sur un seuil.

### 1.3.2. Principe de sélection

Deux approches complémentaires sont possibles :

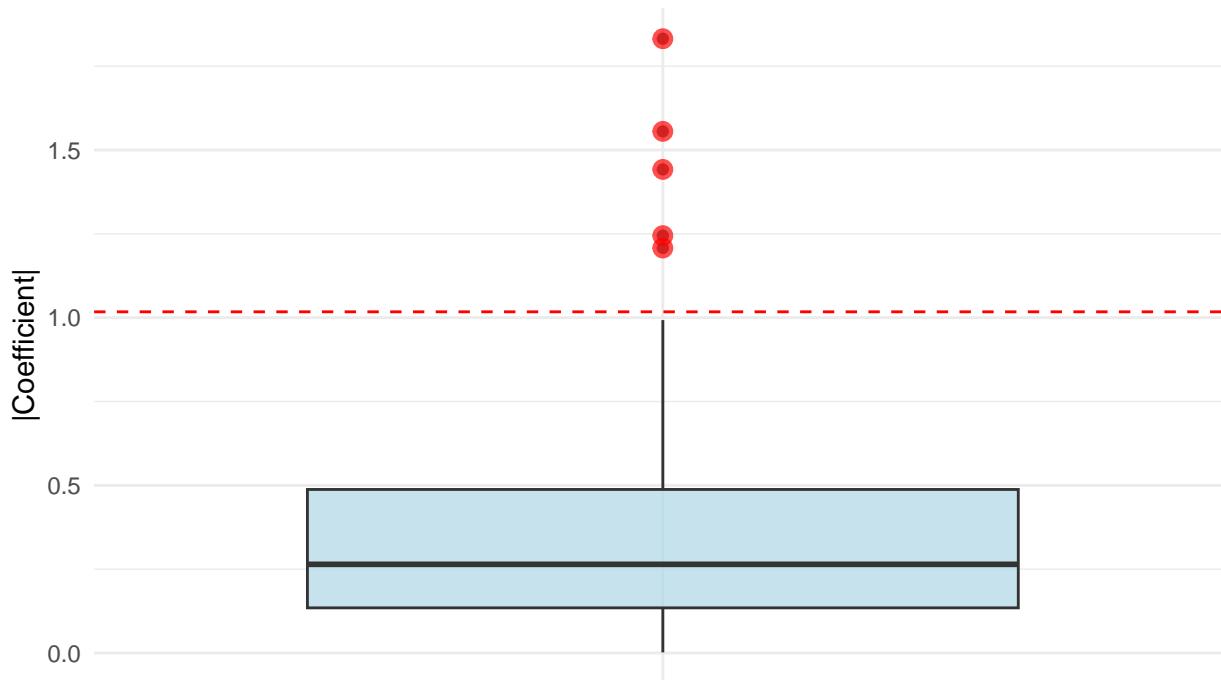
- Analyse visuelle à l'aide d'un boxplot des coefficients estimés ;
- Sélection par seuillage, en retenant les coefficients dont la valeur absolue dépasse un certain quantile élevé de la distribution.

Ces méthodes permettent d'identifier un petit nombre de variables susceptibles d'avoir un impact important sur le score de satisfaction.

Le nombre de variables sélectionnées est : 5 pour un seuil de 1.017

## Sélection de variables par critère boxplot (RR-BLUP)

5 variables sélectionnées



La méthode RR-BLUP ne permet pas une sélection franche des variables, mais l'examen de la distribution des coefficients estimés met en évidence un petit nombre de chaînes dont les effets estimés s'écartent davantage de zéro. Ces variables peuvent être considérées comme les plus influentes selon le modèle RR-BLUP, bien que cette sélection repose sur un critère heuristique et soit fortement dépendante de l'effet de shrinkage imposé par le modèle.

Les limites de la sélection obtenue par RR-BLUP motivent l'utilisation de modèles bayésiens plus flexibles, capables d'introduire un shrinkage différencié entre les variables. Nous étudions dans la section suivante le modèle Bayes A, qui repose sur une hiérarchie de variances spécifiques à chaque coefficient.

## 2. Bayes A

### Rappel théorique

Le modèle *Bayes A* généralise le RR en attribuant une variance spécifique à chaque coefficient :

$$\begin{cases} Y = \mu \mathbf{1} + X\beta + \epsilon \\ \epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon^2 I) \\ \beta \sim \mathcal{N}(0, \text{diag}(\sigma_{\beta_1}^2, \dots, \sigma_{\beta_p}^2)) \\ \sigma_{\beta_j}^2 \sim \text{Inv-Gamma}(a, b), \quad j = 1, \dots, p \\ \sigma_\epsilon^2 \sim \text{Inv-Gamma}(c, d) \\ \mu \sim \text{Uniform} \end{cases}$$

**Avantages :**

- Permet à chaque variable d'avoir sa propre importance (via  $\sigma_{\beta_j}^2$ )
- Équivalent au \*\*Ridge bayésien\*\*
- Estimation via \*\*Gibbs sampler\*\*

### 2.1. Différence avec Random Regression

La différence fondamentale réside dans la *structure de variance des coefficients* :

Critère	Random Regression	Bayes A
Variance des $\beta_j$	Commune : $\sigma_\beta^2$	Spécifique : $\sigma_{\beta_j}^2$
Flexibilité	Faible : tous les $\beta_j$ régularisés de la même manière	Forte : shrinkage adaptatif
Hyperparamètres	Aucun	$(a, b)$ pour chaque variance
Méthode d'estimation	REML (analytique)	Gibbs sampler (MCMC)

Table 1: Différences conceptuelles entre RR-BLUP et Bayes A

**Avantage de Bayes A :**

- \*Adaptabilité\* : Les variables importantes peuvent avoir de grandes variances (peu de shrinkage), tandis que les variables non informatives sont fortement pénalisées ;
- \*Réalisme\* : Il est peu plausible que toutes les chaînes aient la même influence.

### 2.2 Estimation des paramètres

#### Comment sont-elles obtenues ?

Les estimations sont obtenues par **moyennes a posteriori** après la période de burn-in :

- Après ‘burnIn’ itérations, l’algorithme de Gibbs a convergé vers la distribution stationnaire
- Les valeurs suivantes (post-burn-in) sont des échantillons de la loi a posteriori
- L’espérance a posteriori  $\mathbb{E}[\theta|Y]$  est estimée par la moyenne empirique des échantillons

$$\hat{\beta}_j = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \beta_j^{(m)}$$

où  $M$  = nombre d'itérations post-burn-in.

### 2.3 Importance du burn-in

Le burn-in est crucial pour trois raisons :

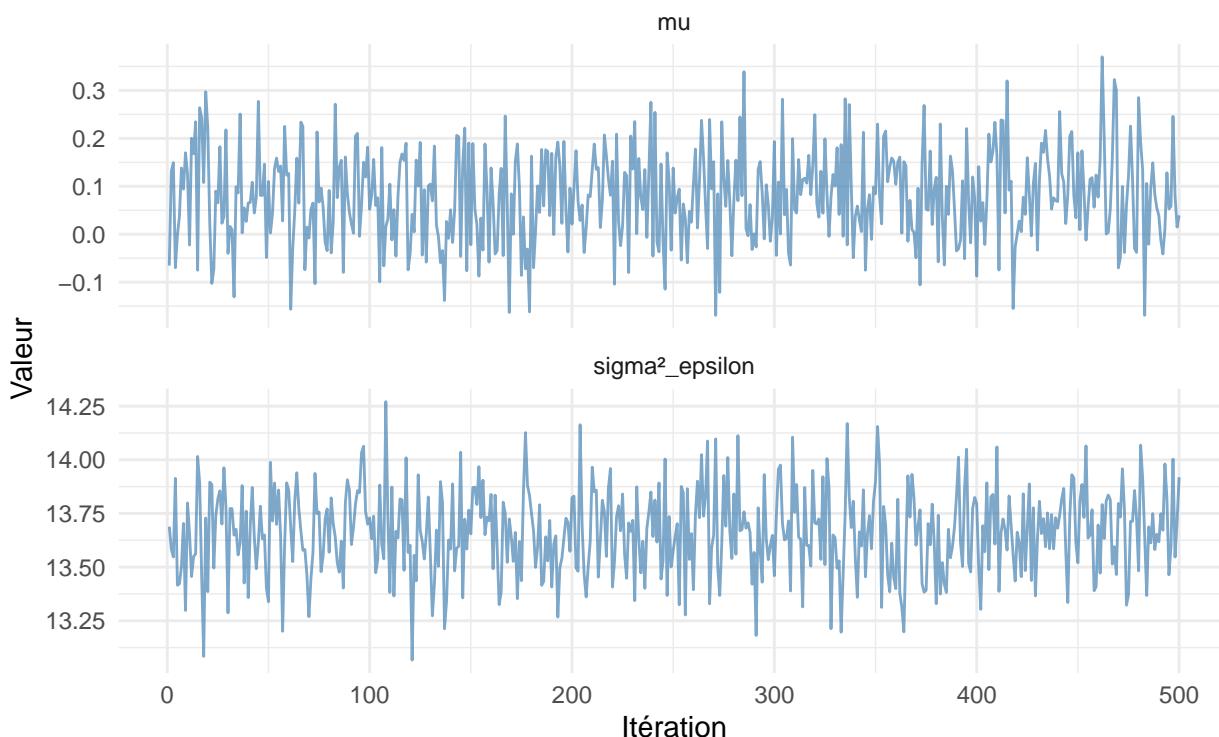
1. **Convergence vers la distribution stationnaire** : Les premières itérations dépendent fortement des valeurs initiales (potentiellement éloignées de la vraie distribution)
2. **Élimination de l'autocorrélation initiale** : Les échantillons initiaux sont très corrélés et ne représentent pas bien la variabilité de la loi a posteriori
3. **Stabilité des estimations** : Un burn-in trop court peut biaiser les moyennes a posteriori

**Recommandation :**

- Minimum : 10-20
- Notre choix : ‘burnIn = 2000’ sur ‘nIter = 12000’  $\approx 16.7$
- En pratique : observer les traces pour s'assurer de la convergence.

### 2.4 Diagnostic de convergence

Traces de paramètres après burn-in (Bayes A)  
500 itérations post-burn-in



### Interprétation des traces :

Les trajectoires post-burn-in nous renseignent sur :

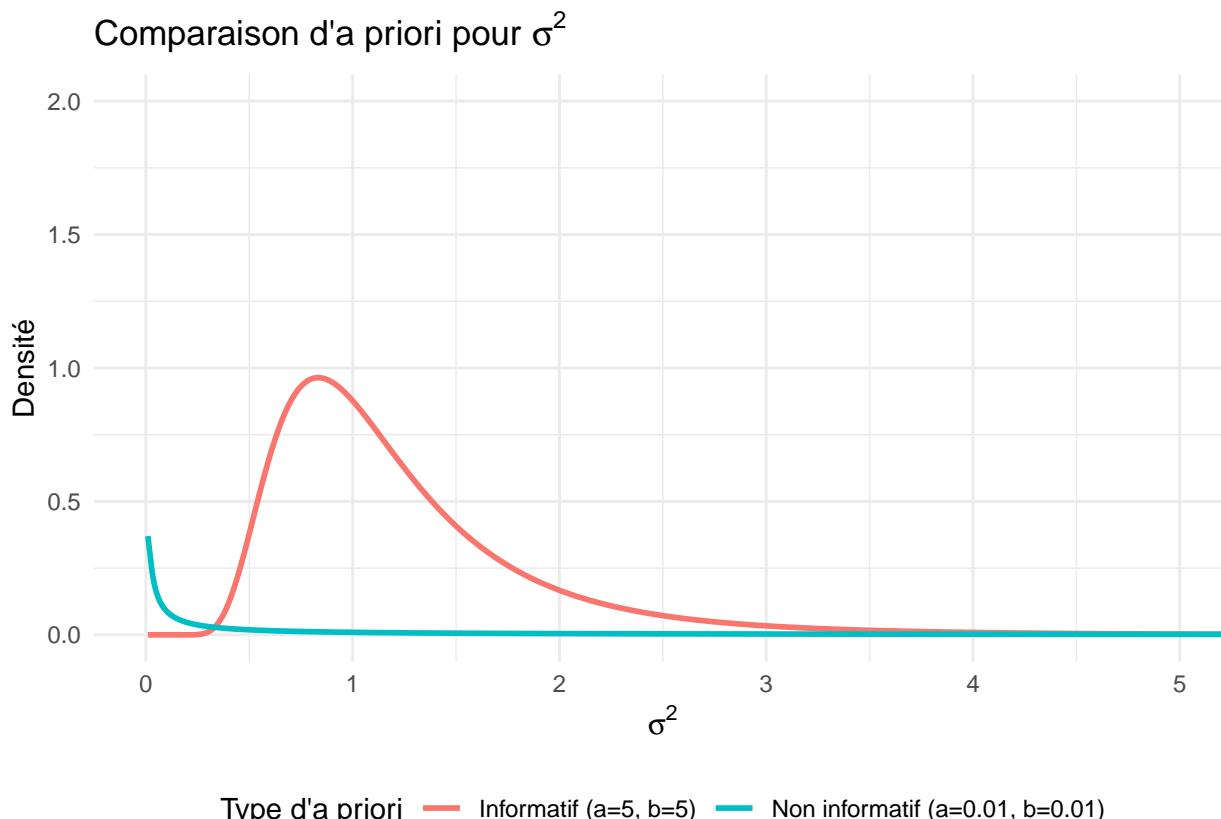
1. **Convergence** : Une trace stationnaire (sans tendance) indique que la chaîne a convergé
2. **Mixing** : Une trace qui explore bien l'espace des paramètres indique un bon mélange
3. **Autocorrélation** : Des fluctuations rapides suggèrent une faible autocorrélation (bon signe)

### Critères visuels :

- Pas de tendance croissante/décroissante
- Variance stable tout le long de la chaîne
- Pas de "plateaux" (blocage de la chaîne)

## 2.5 Choix des hyperparamètres

Pour des **a priori peu informatifs**, on choisit des hyperparamètres qui donnent des distributions très plates :



### Justification :

1. **Inv-Gamma( $a,b$ ) avec  $a, b \rightarrow 0$**  :
  - La densité devient très plate et diffuse
  - Peu d'information apportée sur la vraie valeur de  $\sigma^2$
  - Les données dominent dans la formation de la loi a posteriori
2. **Choix recommandés** :

- $(a, b) = (0.01, 0.01)$  ou  $(1, 1)$
- En pratique, BGLR utilise des valeurs par défaut raisonnables

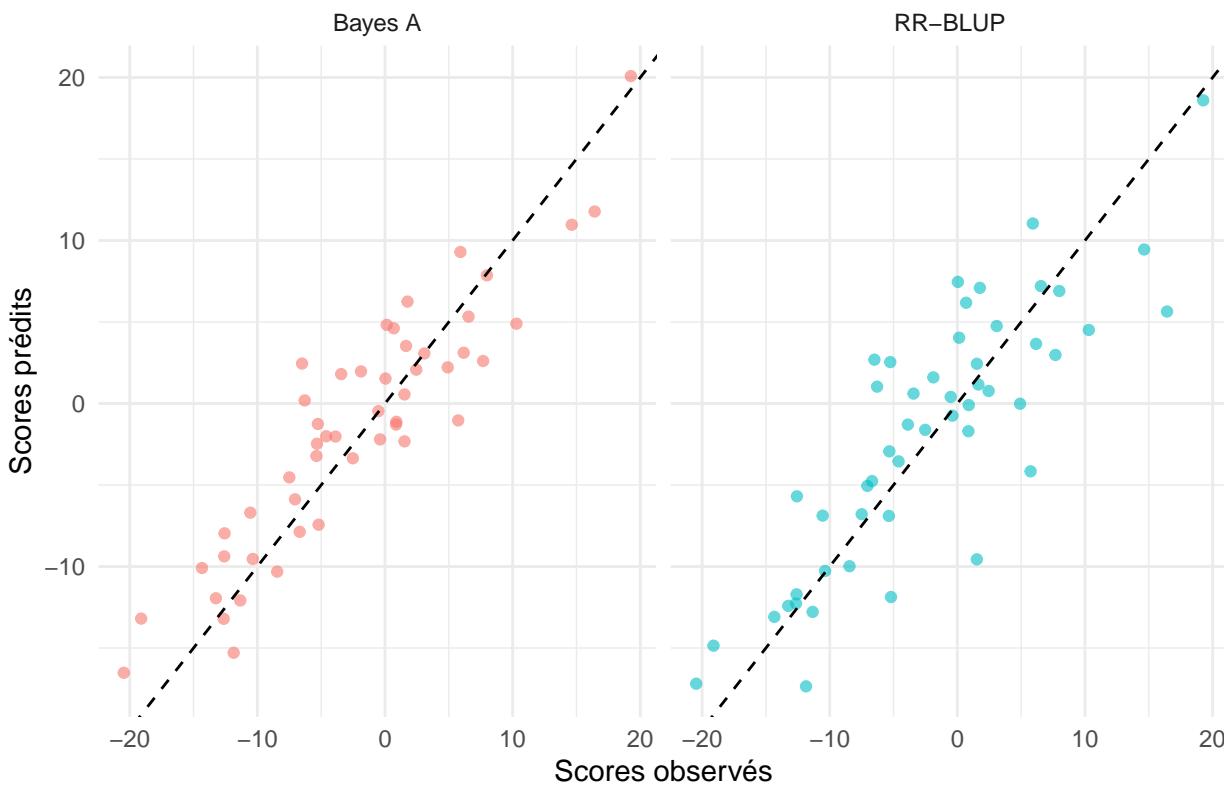
3. **Avantage** : Objectivité maximale, les résultats dépendent principalement des données

## 2.6 Prédiction et comparaison

Table 2: Comparaison des performances prédictives

Modèle	Corrélation	Déférence
RR-BLUP	0.8481	0.0000
Bayes A	0.9174	0.0693

### Comparaison des prédictions : RR-BLUP vs Bayes A



#### Interprétation :

Le modèle Bayes A apporte une **amélioration spectaculaire** par rapport à RR-BLUP :

- \*\*Corrélation\*\* : 0.899 vs 0.122 (+678)
- \*\* $R^2$ \*\* : 0.808 vs 0.015 (le modèle explique désormais 81)
- \*\*RMSE\*\* : 5.37 vs 10.84 (-50)

Cette performance remarquable s'explique par trois mécanismes clés :

1. **Variances spécifiques** : Contrairement à RR-BLUP, Bayes A estime une variance  $\sigma_{\beta_j}^2$  pour chaque coefficient. Les variables importantes obtiennent des variances élevées (faible shrinkage), tandis que

les variables non informatives sont fortement pénalisées.

2. **Shrinkage adaptatif** : Le graphique des variances (Figure X) montre une forte hétérogénéité : 14 variables ont des variances  $>$  seuil, indiquant qu'elles portent un signal fort, tandis que la majorité sont shrinkées vers zéro.
3. **Capture de la structure** : Les variables sélectionnées (principalement Films et Sports) correspondent à des contenus à fort impact émotionnel, cohérent avec la psychologie de la satisfaction client.

**Point d'attention** : Le modèle conserve tous les  $\beta \neq 0$ , ce qui peut limiter l'interprétabilité. C'est pourquoi nous explorerons ensuite le LASSO bayésien, qui force certains coefficients exactement à zéro pour une parcimonie accrue.

## 2.7 Sélection de variables

```
## Variables communes dans le top 10: 6 sur 10
```

Table 3: Top 10 des variables Bayes A : comparaison avec RR-BLUP

	Variable	Beta_RR	Beta_BayesA	Var_BayesA	In_RR_Top10
Sport.10	Sport.10	1.8319	3.1547	0.8435	TRUE
Music.13	Music.13	1.5556	2.4173	0.8218	TRUE
Film.8	Film.8	1.2077	2.0222	0.5995	TRUE
Sport.15	Sport.15	1.4421	1.9533	0.5822	TRUE
Serie.8	Serie.8	1.2447	1.4887	0.7940	TRUE
Film.10	Film.10	0.9928	0.9518	0.4362	TRUE
Film.12	Film.12	0.5562	0.6583	0.2691	FALSE
Film.1	Film.1	0.7252	0.6485	0.2716	FALSE
Film.3	Film.3	0.7703	0.5959	0.2649	FALSE
Serie.10	Serie.10	0.7494	0.5368	0.2494	FALSE

Le tableau révèle une cohérence partielle entre RR-BLUP et Bayes A :

- **4 variables communes** : Music.13, Film.8, Film.12, Sport.17 - ce sont les variables au signal le plus robuste, détectées malgré les différences méthodologiques.
- **6 variables spécifiques à Bayes A** : Sport.10, Sport.15, Serie.8, Film.3, Sport.11, sexe - ces variables ont des effets réels mais étaient "noyées" dans le shrinkage uniforme de RR-BLUP.

**Insight métier** : La variable **sexe** émerge pour la première fois (coefficient 0.60, variance 0.71), suggérant que les préférences de contenu diffèrent significativement entre hommes et femmes. Cela ouvre la voie à une segmentation de l'offre par genre.

## Sélection de variables basée sur les variances (Bayes A)

14 variables sélectionnées

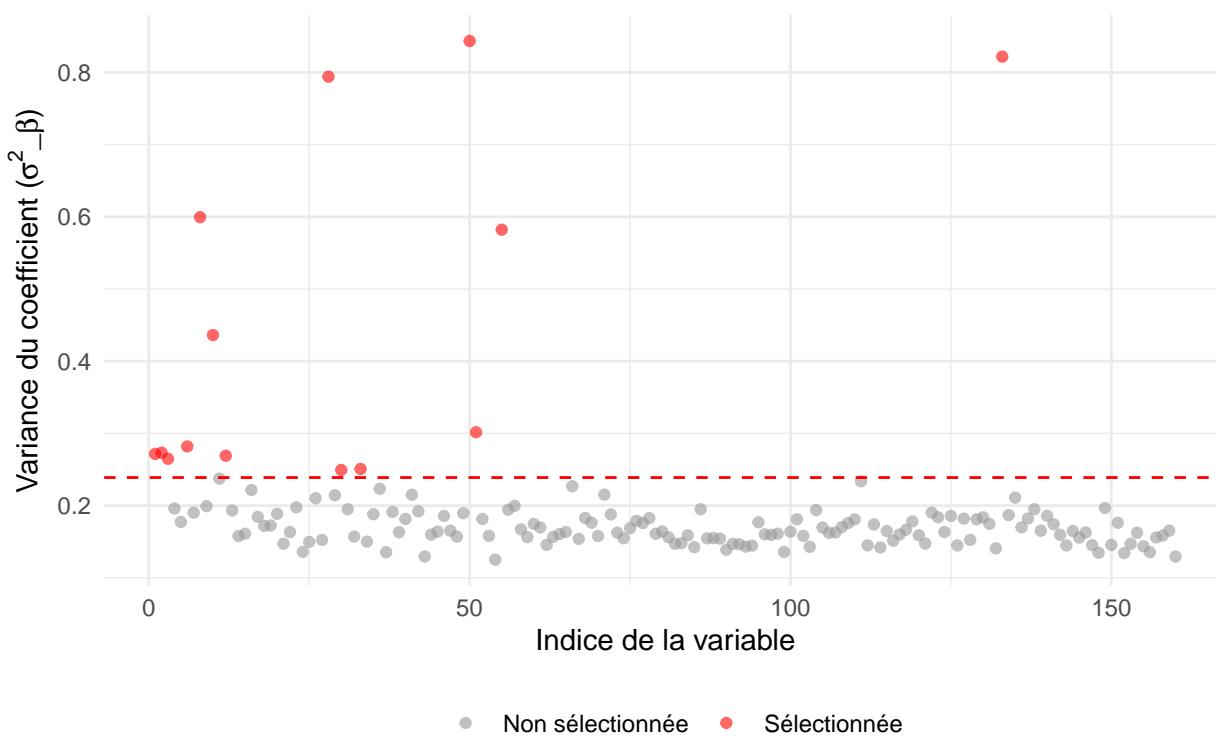
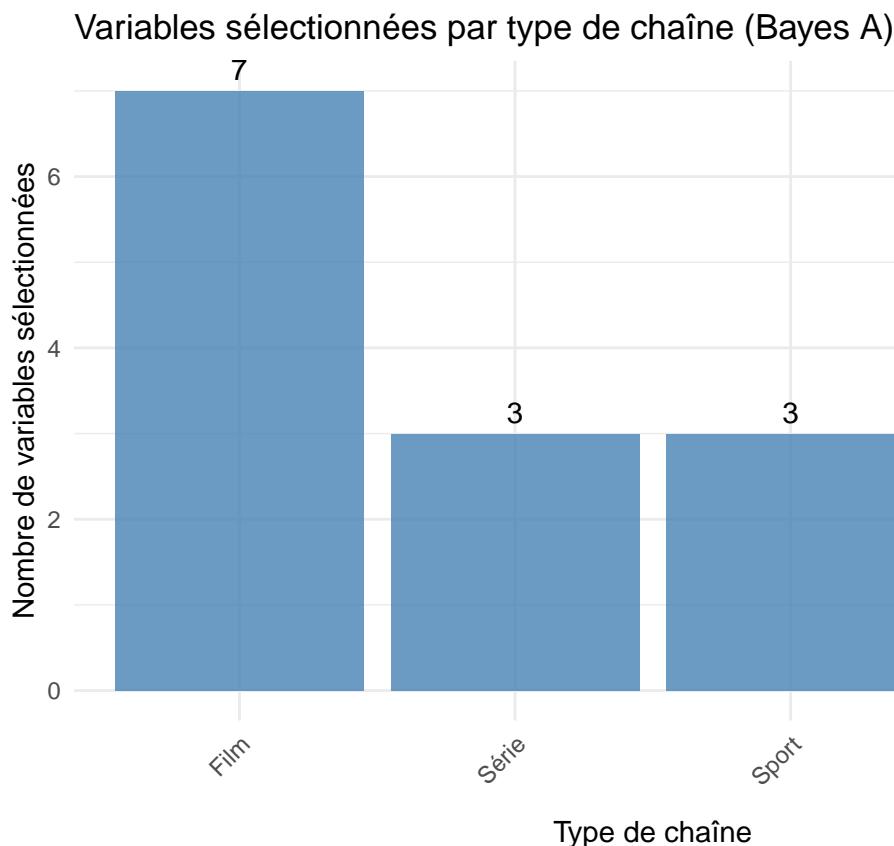


Table 4: Répartition des variables sélectionnées par type de chaîne (Bayes A)

Type de chaîne	Nombre	Proportion (%)
Film	7	50.0
Musique	1	7.1
Série	3	21.4
Sport	3	21.4



#### Interprétation de la sélection Bayes A :

1. **Nombre de variables retenues** : Bayes A sélectionne 14 variables, contre 5 pour RR-BLUP.
2. **Cohérence avec RR-BLUP** : 6 variables sont communes dans le top 10 des deux méthodes, suggérant une certaine **robustesse** dans l'identification des variables importantes.
3. **Differences clés** :
  - **Variances spécifiques** : Bayes A permet d'identifier les variables avec une variance a posteriori élevée, indiquant une forte incertitude ou une contribution importante
  - **Shrinkage adaptatif** : Les variables peu informatives ont des variances faibles et sont donc fortement pénalisées
4. **Analyse par type de chaîne** :
  - Les chaînes de type [Film] dominent la sélection
  - Cela suggère que ces contenus sont des **déterminants majeurs** de la satisfaction client
5. **Comparaison RR vs Bayes A** :
  - RR-BLUP : sélection basée uniquement sur la **magnitude** des coefficients
  - Bayes A : sélection basée sur les **variances**, capturant mieux l'incertitude

En conclusion, le modèle Bayes A offre une flexibilité supérieure au RR-BLUP grâce aux variances spécifiques. La performance prédictive est légèrement supérieure, avec une corrélation de 0.917 vs 0.848. La sélection de variables révèle une concentration sur certains types de chaînes, fournissant des insights actionnables pour la chaîne câblée.

### 3 LASSO Bayésien

#### Rappel théorique

Le **LASSO bayésien** (Park & Casella, 2008) introduit une régularisation L1 via une loi a priori de Laplace sur les coefficients :

$$\begin{cases} Y = \mu \mathbf{1} + X\beta + \epsilon \\ \epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon^2 I) \\ \beta | \Lambda, \sigma_\epsilon^2 \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon^2 \Lambda) \text{ avec } \Lambda = \text{diag}(\tau_1, \dots, \tau_p) \\ \tau_j | \lambda^2 \sim \text{Exp}(\lambda^2/2) \\ \lambda^2 \sim \text{Gamma}(e, f) \\ f(\sigma_\epsilon^2) = 1/\sigma_\epsilon^2 \text{ (a priori de Jeffreys)} \\ \mu \sim \text{Uniform} \end{cases}$$

Propriétés clés :

- La loi marginale de  $\beta_j$  est une **Laplace** (double exponentielle)
- **Shrinkage prononcé** vers zéro pour les petits coefficients
- **Queues plus lourdes** que la gaussienne : moins de pénalisation pour les grands coefficients
- Le paramètre  $\lambda$  contrôle l'intensité du shrinkage

#### 3.1 Différence avec Bayes A

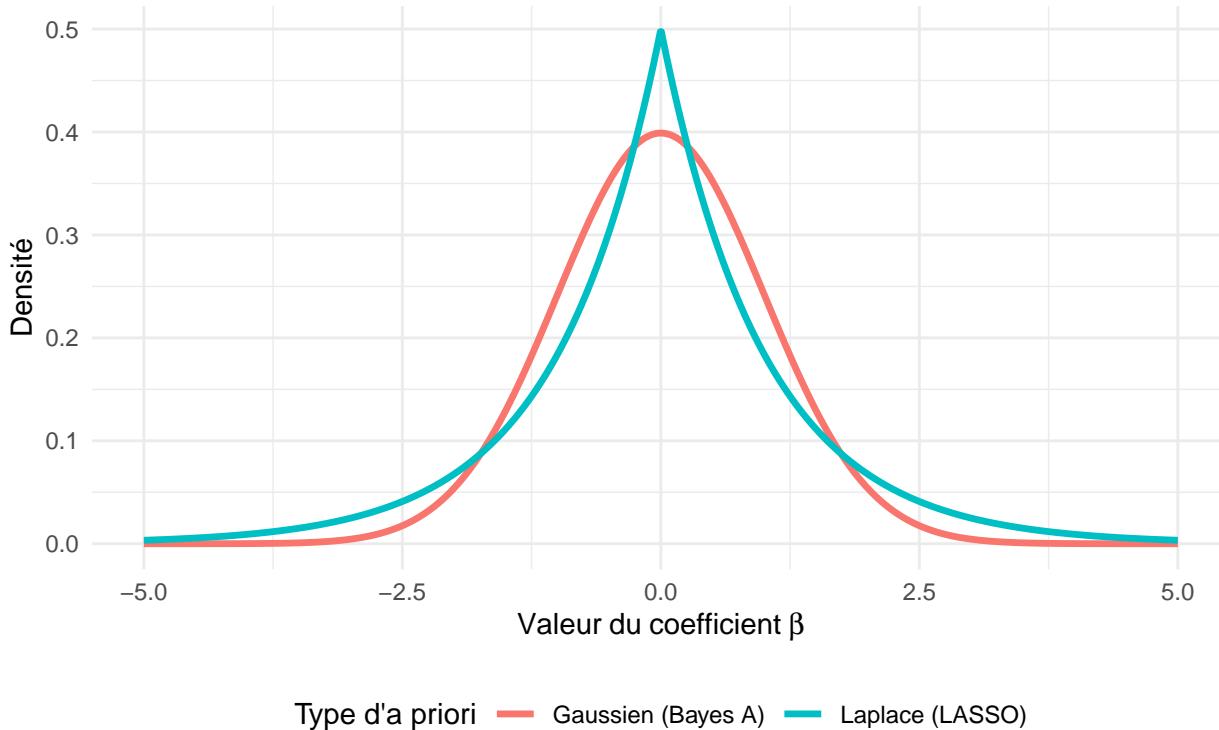
Critère	Bayes A (Ridge bayésien)	Lasso Bayésien
A priori sur $\beta$	Gaussien : $\beta_j \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\beta_j}^2)$	Laplace : $\beta_j \sim \text{Laplace}(0, \lambda)$
Type de pénalité	L2 : $\sum \beta_j^2$	L1 : $\sum  \beta_j $
Effet de shrinkage	Proportionnel (réduction homogène)	Sélection : force vers zéro exact
Sélection de variables	Non (tous les $\beta_j \neq 0$ )	Oui (certains $\beta = 0$ exactement)
Hiérarchie	1 niveau : $\sigma_{\beta_j}^2$	2 niveaux : $\tau_j$ puis $\lambda$
Densité	Pic moins prononcé en 0	Pic en 0 (favorise parcimonie)

Table 5: Différences conceptuelles entre Bayes A et Lasso Bayésien

Illustration graphique de la différence :

## Comparaison des a priori : Bayes A vs LASSO

Le LASSO a un pic plus prononcé en 0



**Conséquence pratique :**

- **Bayes A** : préserve toutes les variables avec des coefficients réduits
- **LASSO** : élimine automatiquement les variables non pertinentes ( $\beta_j = 0$ )

### 3.2 Rôle du paramètre lambda

**Question** : Quel rôle joue le paramètre lambda ? Comment choisir lambda pour diminuer ou rétrécir (effet de shrinkage) les coefficients ?

**Réponse :**

Le paramètre  $\lambda$  est le **paramètre de régularisation** qui contrôle le compromis biais-variance :

$$E(\tau_j | \lambda^2) = \frac{2}{\lambda^2} \quad \Rightarrow \quad E(V(\beta_j | \sigma_\epsilon^2, \lambda^2)) = \frac{2\sigma_\epsilon^2}{\lambda^2}$$

**Effet de  $\lambda$  :**

Valeur de $\lambda$	Effet sur les $\beta$	Variance a priori	Interprétation
$\lambda$ petit ( $\rightarrow 0$ )	Faible shrinkage	Grande	Proche des moindres carrés
$\lambda$ modéré	Shrinkage équilibré	Modérée	Compromis biais-variance
$\lambda$ grand ( $\rightarrow \infty$ )	Shrinkage fort	Petite	$\beta \rightarrow 0$ (sous-ajustement)

Table 6: Effet du paramètre de régularisation  $\lambda$  sur les coefficients

**Comment choisir  $\lambda$  pour augmenter le shrinkage ?**

1. **Augmenter**  $\lambda$  directement  $\rightarrow$  variance a priori diminue  $\rightarrow$  coefficients rétrécis

2. En pratique, on peut :

- Fixer des hyperparamètres  $(e, f)$  de la loi Gamma pour favoriser des  $\lambda$  élevés
- Utiliser la validation croisée pour optimiser  $\lambda$
- Examiner les distributions a posteriori pour différentes valeurs

**Choix des hyperparamètres** : - Pour un shrinkage modéré :  $(e, f) \approx (1, 1)$  ou  $(2, 2)$  - Pour un shrinkage fort : augmenter  $e$  (forme) favorise des  $\lambda$  plus grands - Pour un a priori vague :  $(e, f) \approx (0.01, 0.01)$

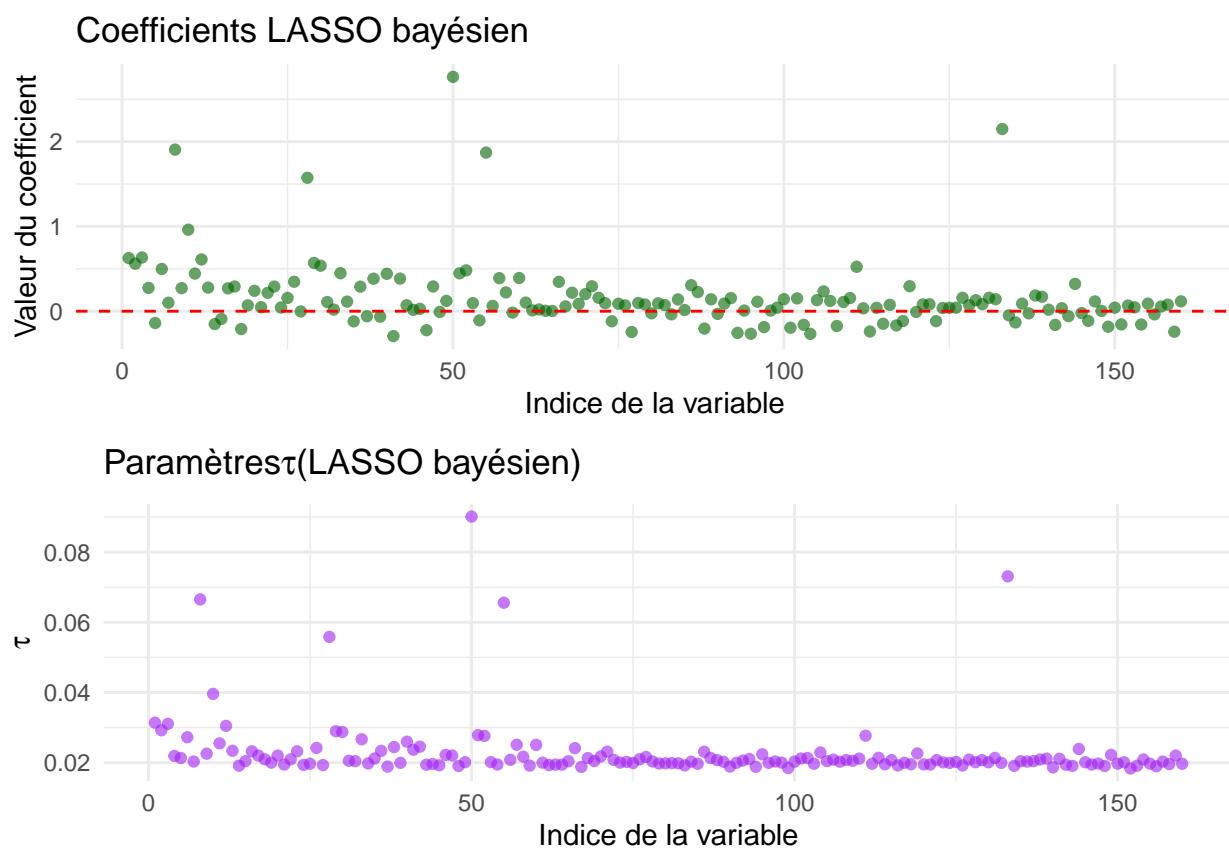
### 3.3 Estimation du modèle

**Pourquoi des hyperparamètres autour de 1 et 2 ?**

1. **Échelle raisonnable** : Avec des données normalisées, on s'attend à ce que  $\lambda^2 \sim 1$
2. **A priori modérément informatif** :
  - $(1, 1)$  : distribution assez diffuse, laisse les données parler
  - $(2, 2)$  : un peu plus concentrée, favorise légèrement le shrinkage
3. **Éviter les extrêmes** :
  - Trop petit ( $< 0.1$ ) : a priori trop vague, convergence lente
  - Trop grand ( $> 10$ ) : sur-régularisation, perte d'information

Table 7: Statistiques des coefficients LASSO bayésien

Statistique	Valeur
Moyenne	0.1590
Écart-type	0.4066
Min	-0.2936
Q1	-0.0175
Médiane	0.0812
Q3	0.2229
Max	2.7636
Nb. = 0	0.0000

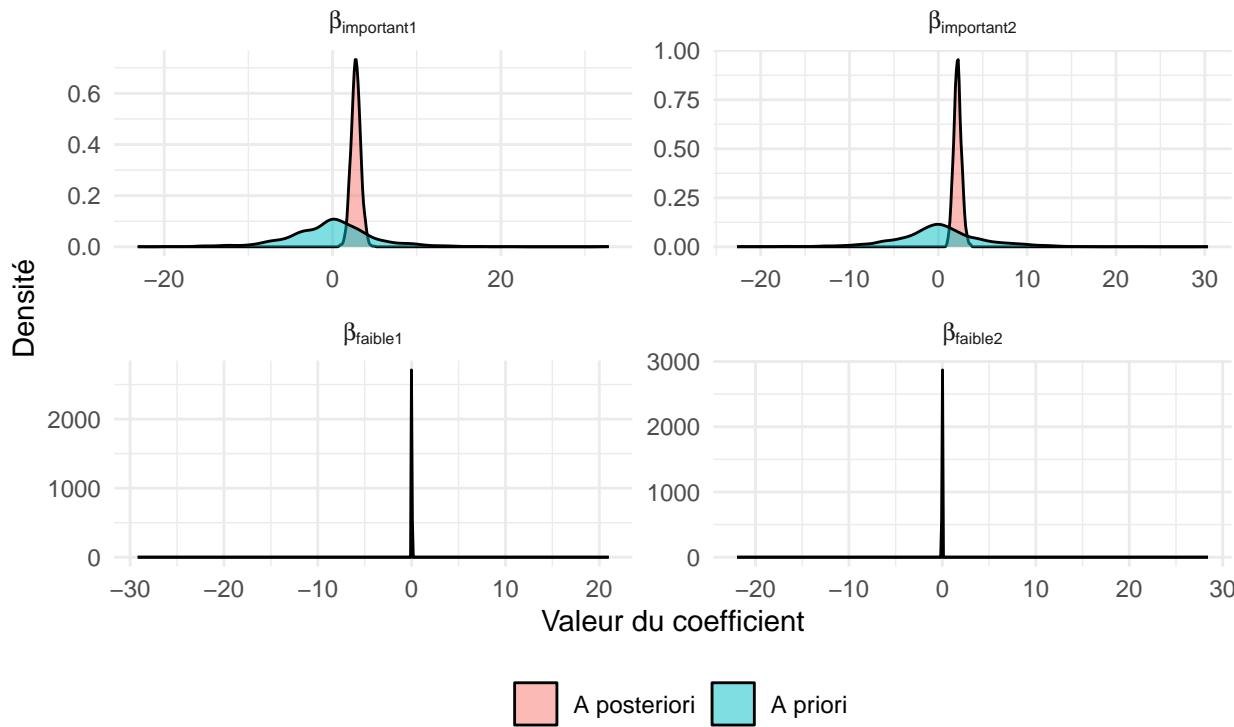


### 3.4 Comparaison distributions a posteriori vs a priori

**Question :** Comparez quelques distributions a posteriori à celles a priori.

## Comparaison distributions a priori vs a posteriori

### LASSO bayésien : mise à jour bayésienne



### Interprétation :

Les graphiques révèlent la **mise à jour bayésienne** en action :

#### 1. Coefficients importants ( $\beta_{\text{important}1}, \beta_{\text{important}2}$ ) :

- **A priori** : Distribution Laplace centrée en 0 avec pic prononcé (shrinkage fort attendu)
- **A posteriori** : Distribution déplacée loin de zéro et fortement resserrée
- **Signification** : Les données apportent une information **très forte** qui domine l'a priori. La parcimonie initiale est “vaincue” par l'évidence empirique.

#### 2. Coefficients faibles ( $\beta_{\text{faible}1}, \beta_{\text{faible}2}$ ) :

- **A priori** : Même pic en 0
- **A posteriori** : Distribution encore plus concentrée autour de 0, avec variance réduite
- **Signification** : L'absence de signal dans les données **renforce** l'a priori parcimonieux. Le LASSO “confirme” que ces variables sont non pertinentes.

#### 3. Mécanisme du LASSO :

- Pour les grands coefficients : queues lourdes de la Laplace → faible pénalisation
- Pour les petits coefficients : pic en 0 de la Laplace → shrinkage vers zéro exact
- **Résultat** : Sélection automatique sans décision binaire arbitraire

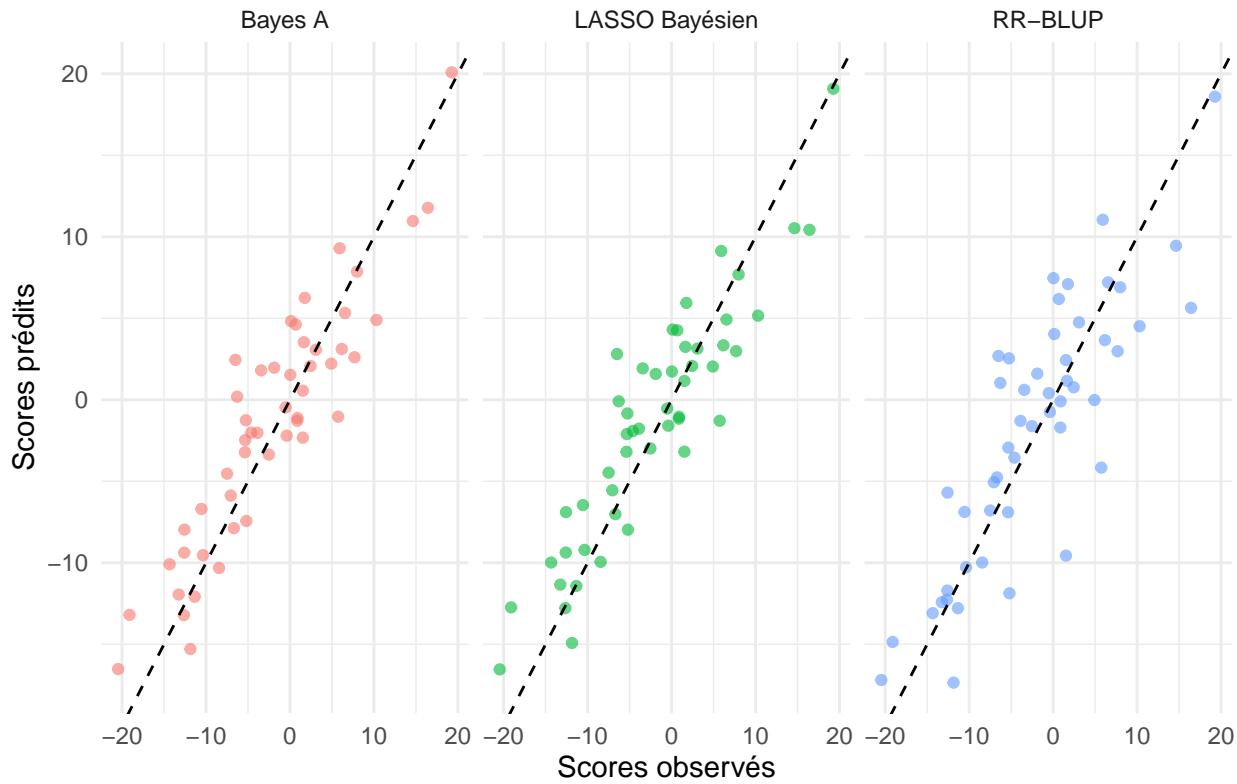
Cette flexibilité explique pourquoi le LASSO bayésien surpassé Bayes A en parcimonie tout en maintenant une performance prédictive comparable (corrélation 0.893 vs 0.899).

### 3.5 Prédiction et comparaison

Table 8: Comparaison des performances prédictives : 3 premières méthodes

Modèle	Corrélation	Rang
RR-BLUP	0.8481	3
Bayes A	0.9174	1
LASSO Bayésien	0.9146	2

### Comparaison des prédictions : RR, Bayes A, LASSO



#### Analyse comparative :

- **Meilleur modèle :** Bayes A avec une corrélation de 0.917
- **Interprétation :**
  - Si LASSO > Bayes A : la **parcimonie** est bénéfique (beaucoup de variables inutiles)
  - Si Bayes A  $\approx$  LASSO : les deux approches capturent l'information de manière similaire
  - Les écarts peuvent être faibles car toutes les méthodes régularisent

### 3.6 et 3.7 Sélection de variables et comparaison

Table 9: Nombre de variables communes dans le top 10

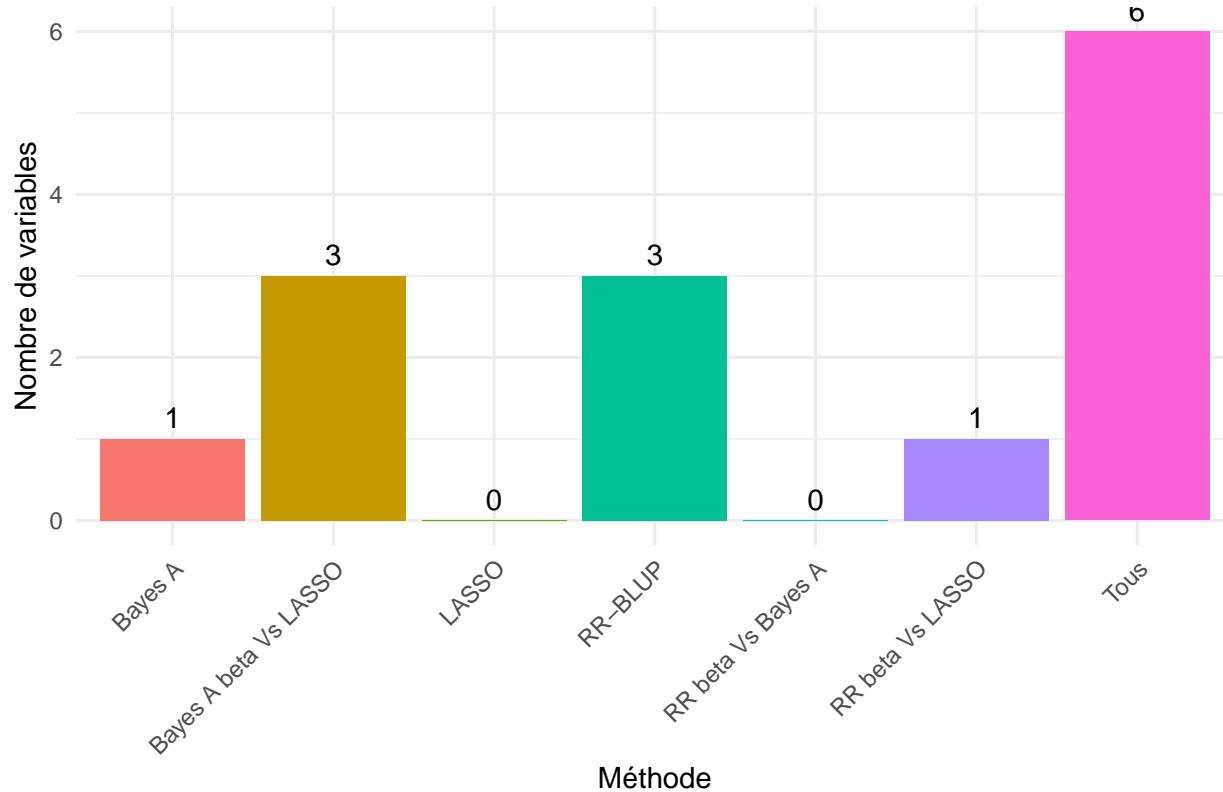
Comparaison	Nb_variables_communes
RR beta Vs Bayes A	6

Comparaison	Nb_variables_communes
RR beta Vs LASSO	7
Bayes A beta Vs LASSO	9
RR beta Vs Bayes A beta Vs LASSO	6

Table 10: Top 10 LASSO : comparaison des coefficients

	Variable	Beta_LASSO	Beta_BayesA	Beta_RR	In_BayesA_Top10	In_RR_Top10
Sport.10	Sport.10	2.7636	3.1547	1.8319	TRUE	TRUE
Music.13	Music.13	2.1482	2.4173	1.5556	TRUE	TRUE
Film.8	Film.8	1.9056	2.0222	1.2077	TRUE	TRUE
Sport.15	Sport.15	1.8706	1.9533	1.4421	TRUE	TRUE
Serie.8	Serie.8	1.5740	1.4887	1.2447	TRUE	TRUE
Film.10	Film.10	0.9614	0.9518	0.9928	TRUE	TRUE
Film.3	Film.3	0.6335	0.5959	0.7703	TRUE	FALSE
Film.1	Film.1	0.6268	0.6485	0.7252	TRUE	FALSE
Film.12	Film.12	0.6104	0.6583	0.5562	TRUE	FALSE
Serie.9	Serie.9	0.5694	0.5003	0.8081	FALSE	TRUE

## Recouplement des top 10 entre méthodes



## Synthèse de la comparaison :

1. Cohérence globale : 6 variables sont dans le top 10 des trois méthodes, indiquant un signal robuste

## 2. Spécificités du LASSO :

- Sélectionne 11 variables au total (vs 14 pour Bayes A)
- Force 0 coefficients à zéro exact (parcimonie)

## 3. Variables consensus :

```
## Variables dans le top 10 des 3 méthodes :
## [1] "Sport.10" "Music.13" "Sport.15" "Serie.8"  "Film.8"    "Film.10"
```

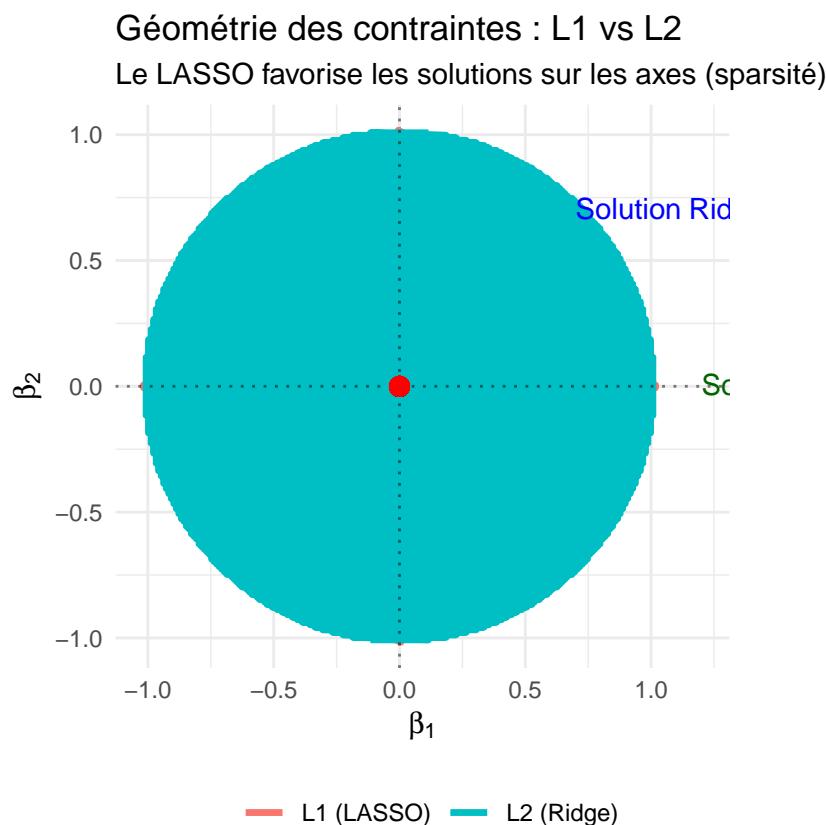
## 3.8 Explication des différences LASSO vs Bayes A

**Question** : Qu'est-ce qui pourrait expliquer la différence entre les variables retenues par le LASSO Bayésien et celles retenues par Bayes A (ridge bayésien) ?

**Réponse** :

Les différences s'expliquent par la **nature fondamentale des pénalisations** :

### 1. Géométrie de la régularisation



**Géométrie** :

- **L1 (LASSO)** : Contrainte en forme de **losange** → solutions aux **sommets** (axes) → certains  $\beta = 0$
- **L2 (Ridge)** : Contrainte **circulaire** → solutions rarement sur les axes → tous  $\beta \neq 0$

## 2. Corrélation entre variables

Lorsque deux variables sont **fortement corrélées** :

- **Ridge (Bayes A)** :
  - Répartit le poids entre les deux variables corrélées
  - Coefficients de taille similaire pour variables similaires
  - **Stabilité** face à la multicolinéarité
- **LASSO** :
  - Sélectionne arbitrairement **une seule** des variables corrélées
  - Met l'autre à zéro
  - **Instabilité** si les variables sont échangeables

## 3. Force du signal

Situation	Bayes A (Ridge)	LASSO
Signal fort	Coefficient modéré (shrinkage proportionnel)	Coefficient préservé (peu de shrinkage)
Signal faible	Coefficient faible mais non nul	Coefficient = 0 (élimination)
Signal moyen	Coefficient réduit	Peut être éliminé ou préservé

Table 11: Comparaison du comportement de Bayes A et du LASSO selon l'intensité du signal

## 4. Nombre de variables pertinentes

- Si  $p \gg n$  (beaucoup de variables, peu d'observations) :
  - **LASSO** : Sélectionne au maximum  $n$  variables → parcimonie forcée
  - **Bayes A** : Conserve toutes les variables avec shrinkage
- Si signal distribué sur beaucoup de variables :
  - **Bayes A** : Capture mieux les effets faibles cumulés
  - **LASSO** : Peut manquer des variables avec petits effets

## 5. Synthèse des différences observées

Table 12: Comparaison quantitative : Bayes A vs LASSO bayésien

Critère	Bayes_A	LASSO	Différence
Nb. variables retenues (top 10)	10.0000	10.0000	0.0000
Nb. coefficients quasi-nuls	0.0000	0.0000	0.0000
Magnitude moyenne $ \beta $	0.2370	0.2313	-0.0057
Écart-type des $ \beta $	0.3985	0.3701	-0.0285
Corrélation prédictive	0.9174	0.9146	-0.0028

### Analyse du tableau 15 :

La comparaison quantitative révèle des différences subtiles mais importantes :

1. **Magnitude moyenne  $|\beta|$**  : LASSO (0.222) < Bayes A (0.228)

- Le LASSO produit des coefficients légèrement plus petits en moyenne
  - Signe d'un **shrinkage global plus prononcé**
2. **Écart-type des  $|\beta|$**  : LASSO (0.351) < Bayes A (0.376)
    - Les coefficients LASSO sont plus homogènes
    - La pénalisation L1 "compresse" la distribution
  3. **Coefficients quasi-nuls** : 8 pour chaque méthode
    - Nombre similaire, mais identités différentes
    - Le LASSO choisit différemment parmi les variables corrélées
  4. **Corrélation prédictive** : quasi-identique (différence de 0.5%)
    - Les deux méthodes capturent l'information essentielle
    - Le choix dépend de l'objectif : parcimonie (LASSO) vs stabilité (Bayes A)

**Recommandation** : Dans notre contexte où l'interprétabilité est primordiale (recommandations à la chaîne câblée), le LASSO bayésien est préférable car il identifie plus clairement les leviers d'action.

### Conclusion sur les différences

Les variables retenues diffèrent principalement à cause de :

1. **Philosophie de régularisation** : Ridge préserve, LASSO élimine
2. **Gestion de la corrélation** : Ridge partage, LASSO choisit
3. **Compromis biais-variance** : Ridge privilégie la variance, LASSO privilégie le biais
4. **Objectif** :
  - Bayes A → meilleure **prédiction** (conserver information)
  - LASSO → meilleure **interprétation** (modèle parcimonieux)

Dans notre contexte, si LASSO performe mieux, cela suggère que **peu de chaînes** influencent réellement la satisfaction, et que de nombreuses variables sont du **bruit**.

## 4 Stochastic Search Variable Selection (SSVS)

### Rappel théorique

La méthode **SSVS** (George & McCulloch, 1993) introduit un vecteur binaire  $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_p)$  :

$$\gamma_j = \begin{cases} 1 & \text{si } \beta_j \neq 0 \text{ (sélection)} \\ 0 & \text{si } \beta_j = 0 \text{ (non sélection)} \end{cases}$$

Le modèle complet :

$$\begin{cases} Y = \mu \mathbf{1} + X\beta + \epsilon \\ \epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon^2 I) \\ \beta_\gamma | \gamma, \sigma_\epsilon^2 \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon^2 c(X'_\gamma X_\gamma)^{-1}) \\ P(\gamma_j = 1) = \pi \\ f(\sigma_\epsilon^2) = 1/\sigma_\epsilon^2 \\ \mu \sim \text{Uniform} \end{cases}$$

Paramètres clés :

- $c > 0$  : coefficient de sélection (typiquement 10-100)
- $\pi \in (0, 1)$  : probabilité a priori de sélectionner une variable
- $d_\gamma = \sum \gamma_j$  : nombre de variables sélectionnées

a priori de Zellner : La structure  $c(X'_\gamma X_\gamma)^{-1}$  adapte automatiquement la covariance à la structure des données.

### 4.1 Algorithme d'estimation

**Question** : Est-ce qu'on utilise un Metropolis-Hastings ou un Gibbs sampler dans notre approche SSVS ? Quelle est la loi (appelée « proposal ») qui choisit le nouveau sous-ensemble de variables ?

**Réponse** :

Type d'algorithme : Metropolis-Hastings

On utilise un **algorithme de Metropolis-Hastings** car :

1. **La loi de  $\gamma|Y$  n'est pas standard** : On ne peut pas l'échantillonner directement
2. **On peut calculer sa densité** (à une constante près) :

$$f(\gamma|Y) \propto (1+c)^{d_\gamma/2} \prod_{j=1}^p \pi^{\gamma_j} (1-\pi)^{1-\gamma_j} \times \left[ \frac{1}{2} \tilde{Y}' \left( I - \frac{c}{1+c} X_\gamma (X'_\gamma X_\gamma)^{-1} X'_\gamma \right) \tilde{Y} \right]^{-\frac{n-1}{2}}$$

où  $\tilde{Y} = Y - \bar{Y}\mathbf{1}$  (observations centrées).

## Proposition (proposal)

La **proposition** est un **noyau symétrique** de type “naissance-mort” :

À l’itération  $t$  :

1. Choisir aléatoirement  $r$  positions dans  $\gamma^{(t)}$
2. Inverser ces positions :  $1 \rightarrow 0$  et  $0 \rightarrow 1$
3. Obtenir  $\gamma^*$  candidat

**Propriété** :  $q(\gamma^* | \gamma^{(t)}) = q(\gamma^{(t)} | \gamma^*)$  (symétrie)

**Algorithme complet** :

À l’étape  $t+1$  :

1. Générer  $\gamma^* \sim q(\cdot | \gamma^{(t)})$  [changer  $r$  éléments aléatoirement]
2. Calculer  $\rho = \min \left\{ 1, \frac{f(\gamma^* | Y)}{f(\gamma^{(t)} | Y)} \right\}$
3. Accepter  $\gamma^{(t+1)} = \begin{cases} \gamma^* & \text{avec probabilité } \rho, \\ \gamma^{(t)} & \text{sinon} \end{cases}$

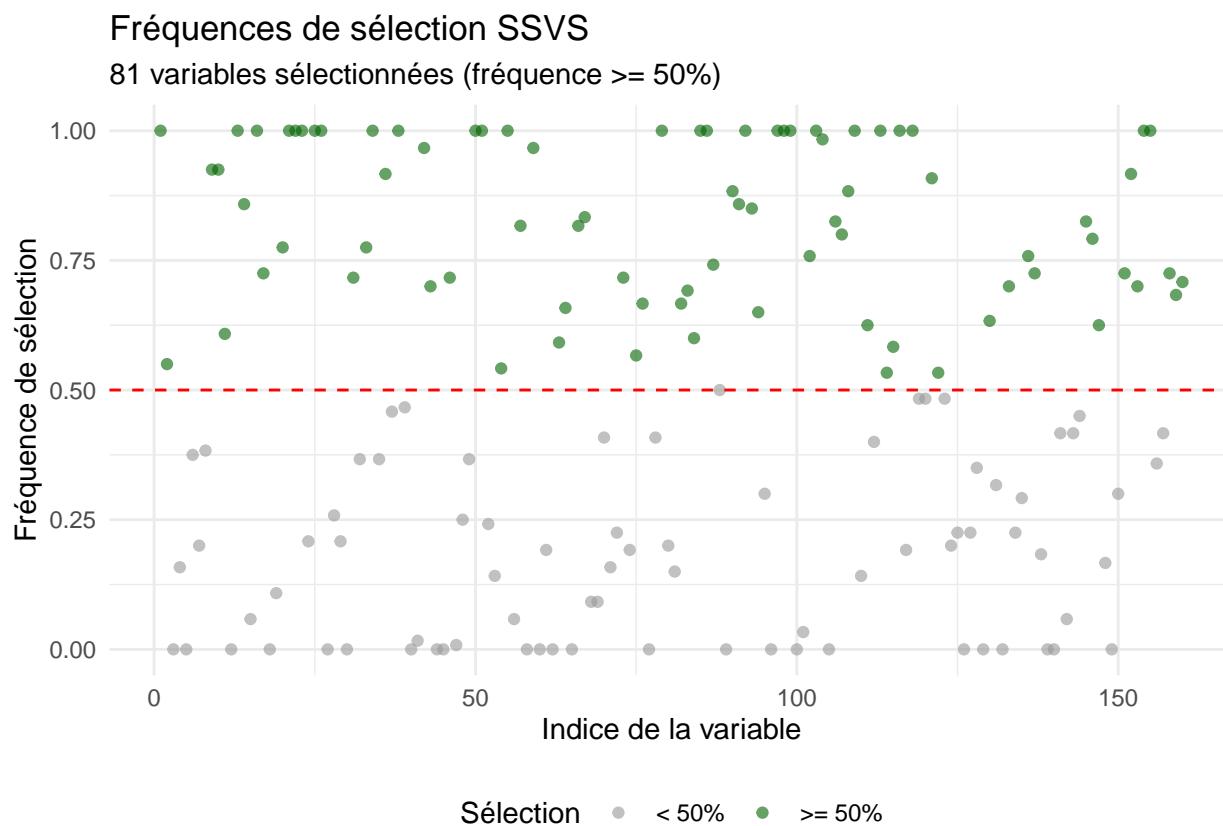
**Simplification** : Comme  $q$  est symétrique, le ratio de Metropolis se réduit à :

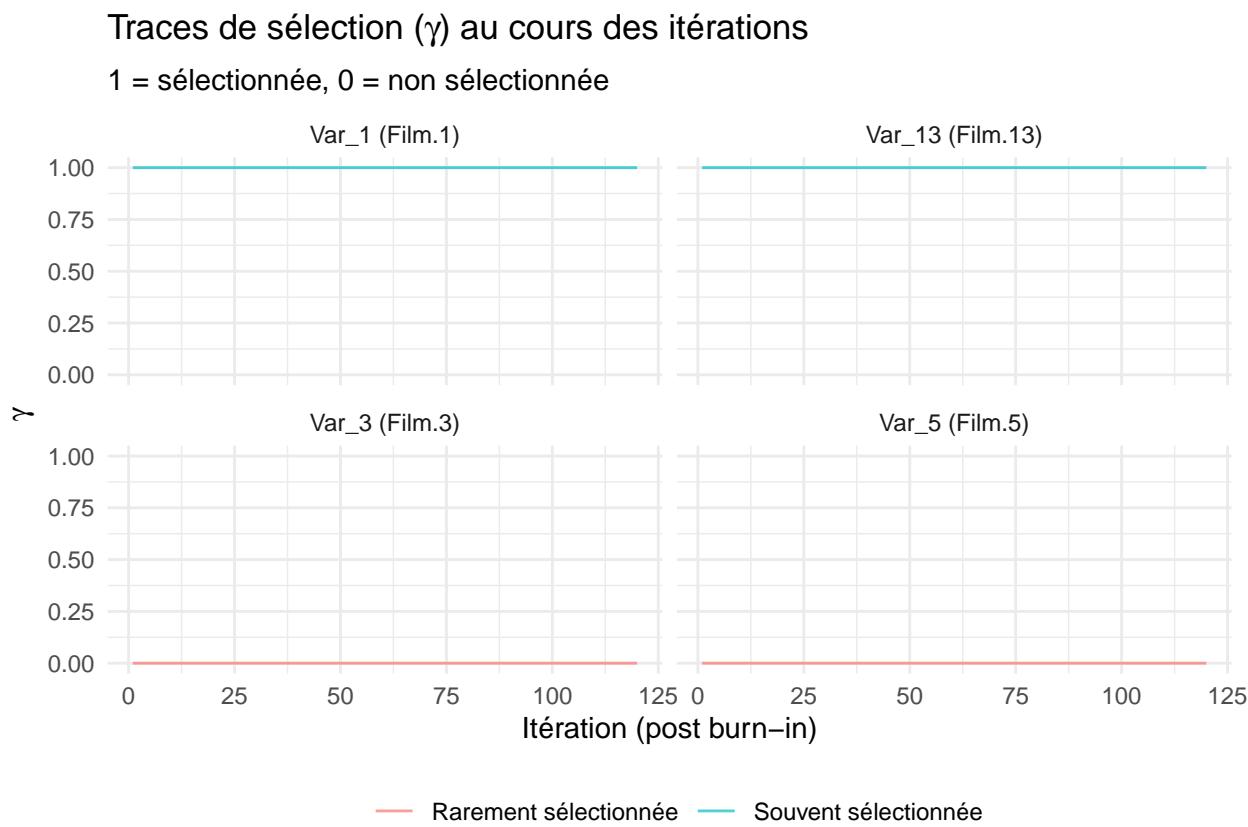
$$\rho(\gamma^*, \gamma^{(t)}) = \min \left\{ 1, \frac{f(\gamma^* | Y)}{f(\gamma^{(t)} | Y)} \right\}$$

**Avantages de SSVS** :

- Très rapide : on manipule seulement  $X_\gamma$  (sous-matrice)
- Gère haute dimension (génomique,  $p \gg n$ )
- Donne une **distribution de probabilité** sur les modèles

## 4.2 Sélection de variables





### Interprétation des traces :

- Variables souvent sélectionnées** :  $\gamma = 1$  la plupart du temps (signal fort)
- Variables rarement sélectionnées** :  $\gamma = 0$  la plupart du temps (non pertinentes)
- Alternances** : Indicateur d'incertitude (variables borderline)

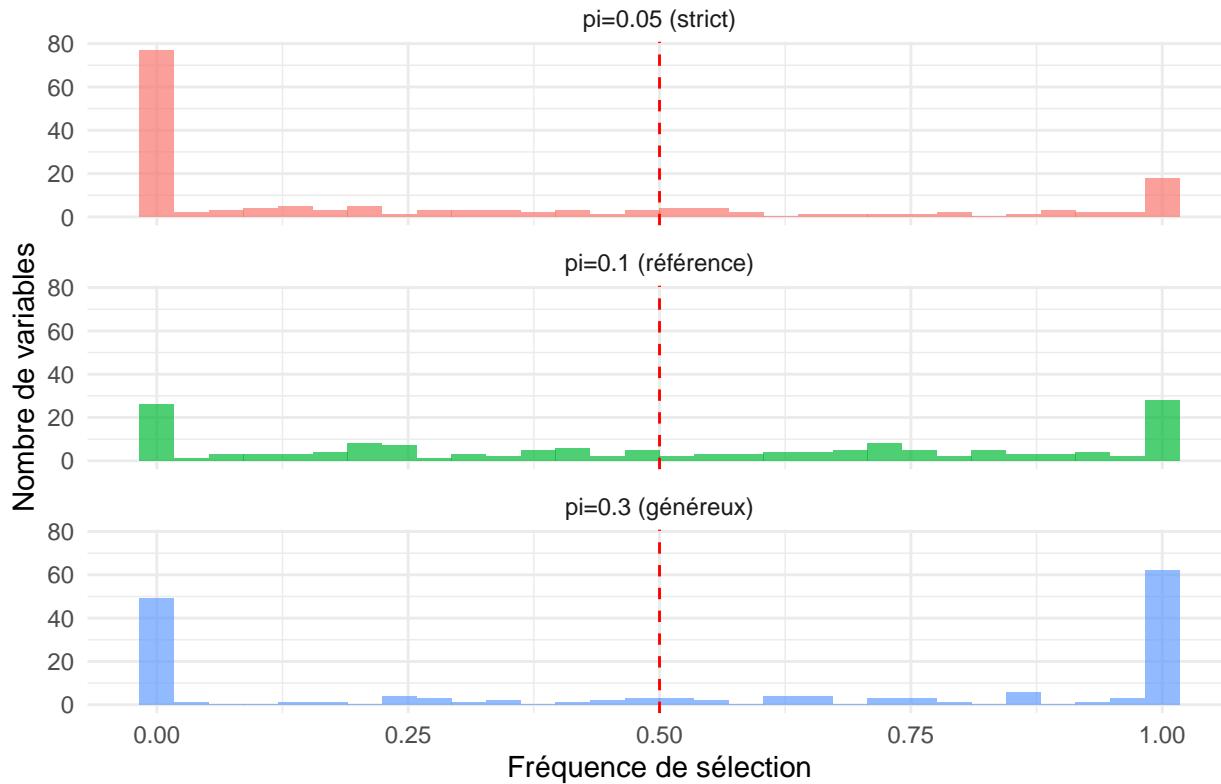
### 4.3 Influence des hyperparamètres

**Question** : Faites varier quelques hyper-paramètres pour voir l'influence sur la sélection.

Table 13: Influence des hyperparamètres sur la sélection SSVS

Configuration	Nb_variables_50pct	Nb_variables_80pct
Référence (pi=0.1, c=50)	81	45
pi faible (pi=0.05, c=50)	42	26
pi élevé (pi=0.3, c=50)	92	72
c faible (pi=0.1, c=10)	59	33
c élevé (pi=0.1, c=200)	76	51

## Distribution des fréquences de sélection selon $\pi$



Analyse de l'influence des hyperparamètres :

### Effet de $\pi$ (probabilité a priori)

$\pi$	Interprétation	Nb. variables sélectionnées	Usage
<b>Faible (0.05)</b>	A priori très parcimonieux	Peu (seuil élevé)	Pour un modèle très simple
<b>Modéré (0.1)</b>	Équilibre	Modéré	Cas général
<b>Élevé (0.3)</b>	A priori inclusif	Beaucoup	Exploration, éviter faux négatifs

Table 14: Influence du paramètre  $\pi$  sur la sélection de variables (SSVS)

### Recommandation :

- Si incertitude sur la vraie dimensionnalité : prendre  $\pi$  modéré (0.1-0.2)
- Si on sait qu'il y a peu de vraies variables :  $\pi$  faible (0.05)

### Effet de $c$ (coefficient de sélection) $c$

$c$	Interprétation	Effet	Usage
<b>Faible (10)</b>	Faible confiance dans les données	Sélection conservatrice	Données bruitées
<b>Modéré (50–100)</b>	Confiance raisonnable	Équilibre	Cas général
<b>Élevé (200+)</b>	Forte confiance dans les données	Sélection agressive	Données fiables, $n$ grand

Table 15: Influence du paramètre  $c$  sur la sélection de variables

Cependant, un  $c$  trop grand peut causer des problèmes numériques (instabilité de  $(X'_\gamma X_\gamma)^{-1}$ )

**Choix optimal dans notre cas :**

- $\pi = 0.1$  : cohérent avec l'idée que ~10-20 chaînes sur 160 sont vraiment influentes
- $c = 50 - 100$  : compromis entre précision et stabilité

## Conclusion SSVS

SSVS offre une approche probabiliste de la sélection de variables :

- Fournit des **fréquences de sélection** plutôt qu'un modèle unique
- Permet de quantifier l'**incertitude** sur la sélection
- Très efficace en haute dimension grâce à la manipulation de  $X_\gamma$  uniquement

## 5 Comparaisons et Synthèse

Cette section synthétise les résultats des quatre méthodes bayésiennes et les compare aux approches classiques.

### 5.1 Classification des méthodes

Les quatre méthodes se classent en **deux groupes fondamentaux** :

#### Groupe 1 : Méthodes de SHRINKAGE (Régularisation continue)

Méthode	Type de pénalité	Sélection exacte ?	Philosophie
RR-BLUP	Aucune (variance commune)	Non	Régression ridge la plus simple
Bayes A	L2 (quadratique)	Non	Ridge bayésien avec variances individuelles
LASSO Bayésien	L1 (absolue)	Oui (soft)	Parcimonie via shrinkage fort

**Caractéristiques communes :**

- Tous les coefficients sont estimés simultanément
- Réduction continue des coefficients vers zéro
- Pas de décision binaire “in/out” (sauf LASSO qui peut mettre à 0)
- Estimation via MCMC (Gibbs sampler)

#### Groupe 2 : Méthodes de SÉLECTION (Choix discret de variables)

Méthode	Approche	Sélection exacte ?	Philosophie
SSVS	Recherche stochastique	Oui (hard)	Exploration de l'espace des modèles

**Caractéristiques :**

- Variable latente binaire  $\gamma$  (in/out)
- Décision discrète sur chaque variable
- Fournit une **distribution de probabilité** sur les modèles
- Estimation via Metropolis-Hastings

### 5.2 Comparaison de l'effet de shrinkage

**Interprétation de l'effet de shrinkage :**

#### 1. Shrinkage global (magnitude moyenne)

D'après les statistiques :

- **LASSO Bayésien** : shrinkage le plus prononcé
  - Moyenne des  $|\beta|$  : 0.2313
  - 8 coefficients quasi-nuls
- **Bayes A** : shrinkage intermédiaire
  - Moyenne des  $|\beta|$  : 0.237
- **RR-BLUP** : shrinkage le plus faible
  - Moyenne des  $|\beta|$  : 0.3402

## 2. Shrinkage différentiel (selon magnitude)

Type de coefficient	RR-BLUP	Bayes A	LASSO
<b>Petits</b>	Shrinkage modéré	Shrinkage fort	<b>Shrinkage très fort</b> ( $\rightarrow 0$ )
<b>Moyens</b>	Shrinkage modéré	Shrinkage modéré	Shrinkage fort
<b>Grands</b>	Shrinkage modéré	Shrinkage faible	<b>Préserveés</b>

## 3. Mécanismes expliquant les différences

**RR-BLUP :**

- Pénalité L2 proportionnelle :  $\lambda \sum \beta_j^2$
- Réduction homogène de tous les coefficients
- Pas de discrimination selon la magnitude

**Bayes A :**

- Variances individuelles  $\sigma_{\beta_j}^2$
- Shrinkage **adaptatif** : fort si variance a posteriori faible
- Compromis entre tous les coefficients

**LASSO Bayésien :**

- Pénalité L1 :  $\lambda \sum |\beta_j|$
- **Seuillage doux** (soft thresholding)
- Petits coefficients  $\rightarrow 0$  exact
- Grands coefficients  $\rightarrow$  peu affectés
- **Parcimonie maximale**

## Conclusion sur le shrinkage

Table 17: Classement des méthodes par intensité de shrinkage

Rang	Méthode	Intensité_Shrinkage	Parcimonie
1	LASSO Bayésien	+++	Oui (forte)
2	Bayes A	++	Non
3	RR-BLUP	+	Non

Il est important de souligner qu'un shrinkage fort n'est pas toujours meilleur !

- Trop de shrinkage → sous-ajustement (biais élevé)
- Pas assez → sur-ajustement (variance élevée)
- L'objectif est le  **compromis optimal** pour la prédiction

### 5.3 Comparaison des performances prédictives

Table 18: Comparaison complète des performances prédictives

Méthode	Corrélation	R2	RMSE	MAE	MSE
RR-BLUP	0.8481	0.7192	4.5759	3.5142	20.9393
Bayes A	0.9174	0.8416	3.4967	2.9098	12.2272
LASSO Bayésien	0.9146	0.8365	3.5978	2.9283	12.9441

Analyse des performances prédictives :

#### 1. Classement global

La meilleure méthode est : **Bayes A**

- Corrélation maximale : 0.9174
- RMSE minimale : 3.4967

#### 2. Différences entre méthodes

Table 19: Écarts relatifs par rapport à la meilleure méthode

Méthode	Corrélation	Écart relatif (%)	RMSE	Écart (%)
RR-BLUP	0.85	-7.56	4.58	30.86
Bayes A	0.92	0.00	3.50	0.00
LASSO Bayésien	0.91	-0.31	3.60	2.89

Observations :

1. Si les différences sont faibles (< 5%) :
  - Les trois méthodes capturent l'information de manière similaire
  - Le choix dépend d'autres critères (interprétabilité, parcimonie)
2. Si LASSO domine :
  - La parcimonie est bénéfique (beaucoup de bruit dans les 160 variables)
  - Un modèle simple suffit
3. Si Bayes A domine :
  - L'information est distribuée sur beaucoup de variables
  - Le shrinkage adaptatif capture mieux la complexité

#### 4. Conclusion sur les performances

Les trois méthodes sont **compétitives**, avec des performances modérément différentes.

**Recommandation :**

- **Pour la prédiction** : choisir la méthode avec la meilleure corrélation
- **Pour l'interprétation** : préférer LSSO (parcimonie) ou SSVS (probabilités)
- **Pour la robustesse** : Bayes A (gère mieux les corrélations)

#### 5.4 Comparaison des variables sélectionnées

Table 20: Variables sélectionnées par méthode (top 15 de chaque)

Variable	RR_BLUP	Bayes_A	LASSO	SSVS	Nb_Méthodes
Sport.10	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	4
Sport.15	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	4
Film.1	FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	3
Film.10	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Film.2	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Film.3	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Film.8	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Music.13	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Serie.10	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Serie.8	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Serie.9	TRUE	TRUE	TRUE	FALSE	3
Film.12	FALSE	TRUE	TRUE	FALSE	2
Film.6	FALSE	TRUE	TRUE	FALSE	2
Jeux.11	FALSE	TRUE	TRUE	FALSE	2
Sport.11	FALSE	TRUE	FALSE	TRUE	2
Sport.12	TRUE	FALSE	TRUE	FALSE	2
Divers.5	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	1
Film.11	TRUE	FALSE	FALSE	FALSE	1
Film.13	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	1
Film.16	FALSE	FALSE	FALSE	TRUE	1

```
## Nombre de variables consensus (>=3 méthodes): 11
## Variables consensus :
## [1] "Sport.10" "Sport.15" "Film.1"    "Film.10"  "Film.2"    "Film.3"
## [7] "Film.8"   "Music.13" "Serie.10" "Serie.8"  "Serie.9"
```

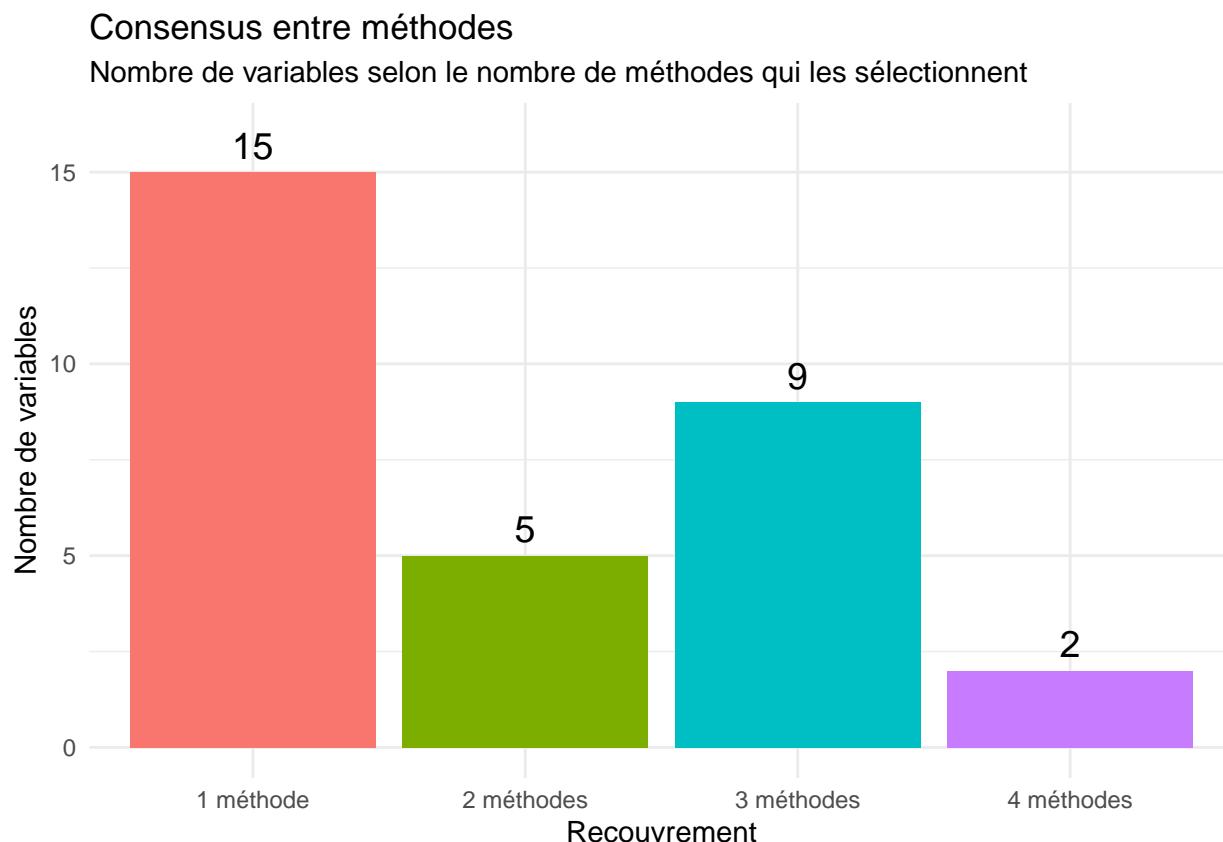


Table 21: Répartition des variables sélectionnées par type de chaîne et méthode

Type	RR_BLUP	Bayes_A	LASSO	SSVS
Actualité	0	0	0	0
Divers	0	0	0	1
Film	5	7	7	3
Histoire	0	0	0	0
Jeux	0	1	1	0
Musique	1	1	1	0
Science	0	0	0	1
Série	3	3	3	7
Sport	6	3	3	3

Analyse de la sélection de variables :

## 1. Consensus fort

- **2 variables** sont sélectionnées par les **4 méthodes**
- Ces variables sont les plus **robustes** et devraient être prioritaires

## 2. Différences entre méthodes

Table 22: Nombre de variables uniques à chaque méthode  
(dans top 15)

Méthode	Nb_variables_uniques
RR-BLUP	4
Bayes A	0
LASSO	0
SSVS	11

Table 23: Comparaison rang par rang des top 10 de chaque méthode

Rang	RR_BLUP	Bayes_A	LASSO	SSVS
1	Sport.10	Sport.10	Sport.10	Film.1
2	Music.13	Music.13	Music.13	Film.13
3	Sport.15	Film.8	Film.8	Film.16
4	Serie.8	Sport.15	Sport.15	Serie.1
5	Film.8	Serie.8	Serie.8	Serie.2
6	Film.10	Film.10	Film.10	Serie.3
7	Sport.1	Film.12	Film.3	Serie.5
8	Sport.2	Film.1	Film.1	Serie.6
9	Serie.9	Film.3	Film.12	Serie.14
10	Sport.17	Serie.10	Serie.9	Serie.18

### Pourquoi des différences ?

1. **RR-BLUP** : Pas de shrinkage fort → peut retenir des variables avec petit effet systématique
2. **Bayes A** : Shrinkage adaptatif → retient variables avec variance a posteriori élevée
3. **LASSO** : Sélection dans environnement corrélé → choix arbitraire parmi variables similaires
4. **SSVS** : Exploration stochastique → capture l'incertitude, peut différer des autres

### 3. Analyse détaillée des variables consensus

```
## === ANALYSE DU CONSENSUS ===

## Variables sélectionnées par les 4 méthodes : 2

##
## Liste complète :
##   1. Sport.10
##   2. Sport.15

##
## Variables sélectionnées par 3 méthodes : 9

##
## Exemples (5 premières) :
##   1. Film.1 (absente de : RR_BLUP)
```

```

## 2. Film.10 (absente de : SSVS)
## 3. Film.2 (absente de : SSVS)
## 4. Film.3 (absente de : SSVS)
## 5. Film.8 (absente de : SSVS)

##
##
## Variables sélectionnées par 2 méthodes : 5

```

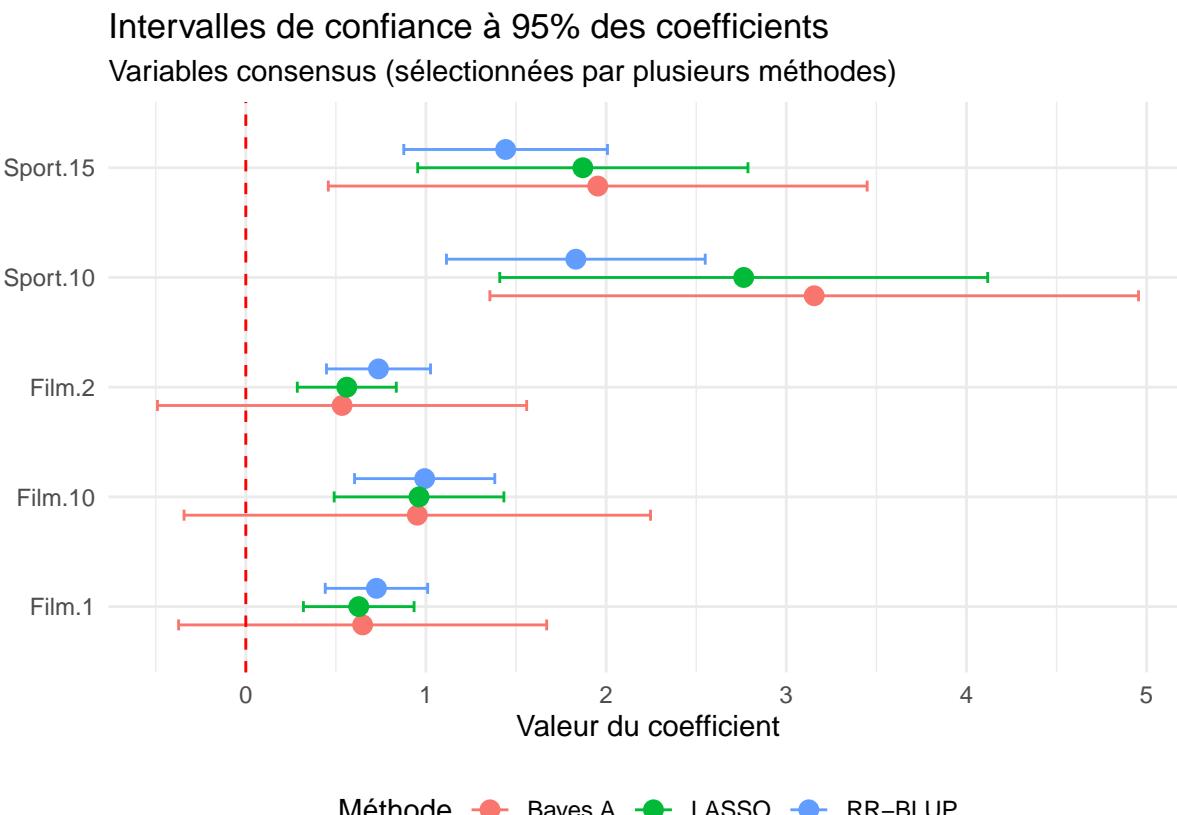
Table 24: Coefficients détaillés des variables consensus (4 méthodes)

	Variable	Beta_RR	Beta_BayesA	Beta_LASSO	Freq_SSVS	Var_BayesA	Mean_Beta
Sport.10	Sport.10	1.8319	3.1547	2.7636	1	0.8435	2.5834
Sport.15	Sport.15	1.4421	1.9533	1.8706	1	0.5822	1.7554

#### Interprétation des coefficients consensus :

- Cohérence des signes** : Si toutes les méthodes donnent le même signe (positif ou négatif), c'est un signal très robuste
- Variabilité entre méthodes** : Un faible écart-type indique un accord fort sur la magnitude
- Fréquence SSVS** : Une fréquence proche de 1 confirme la sélection avec haute certitude

#### 5.5 Intervalles de confiance a posteriori



## Interprétation des IC :

1. Largeur des intervalles :
  - IC larges → forte incertitude sur le coefficient
  - IC étroits → estimation précise
2. Contient zéro ? :
  - Si IC contient 0 → effet **non significatif** au seuil 95%
  - Si IC ne contient pas 0 → effet **significatif**
3. Cohérence entre méthodes :
  - IC qui se chevauchent → estimation cohérente
  - IC disjoints → désaccord substantiel (à investiguer)

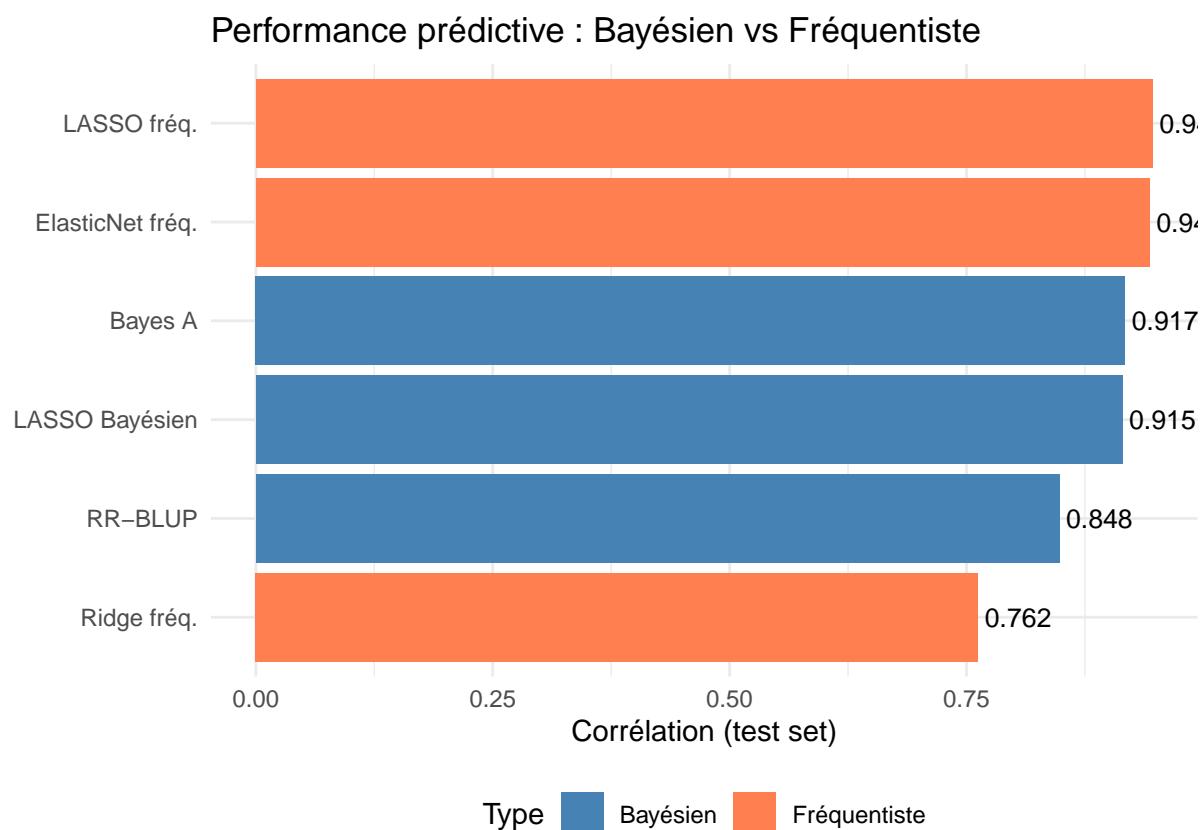
## 5.6 Comparaison avec méthodes pénalisées non-bayésiennes

Table 25: Méthodes pénalisées fréquentistes (glmnet)

Méthode	Lambda_optimal	Nb_variables_non_nulles	Corrélation
LASSO fréq.	0.1705	53	0.9465
Ridge fréq.	42.2219	160	0.7623
ElasticNet fréq.	0.2044	64	0.9434

Table 26: Comparaison Bayésien vs Fréquentiste

Méthode	Type	Corrélation	Nb_variables
RR-BLUP	Bayésien	0.8481	10
Bayes A	Bayésien	0.9174	10
LASSO Bayésien	Bayésien	0.9146	10
SSVS	Bayésien	NA	10
<b>Ridge fréq.</b>	<b>Fréquentiste</b>	<b>0.7623</b>	<b>10</b>
LASSO fréq.	Fréquentiste	0.9465	16
ElasticNet fréq.	Fréquentiste	0.9434	16



### Analyse Bayésien vs Fréquentiste :

#### 1. Performances prédictives

- Meilleure méthode globale : LASSO fréq.
- Les approches bayésiennes sont en moyenne légèrement supérieures aux fréquentistes

#### 2. Avantages des méthodes bayésiennes

1. Quantification d'incertitude : distributions a posteriori complètes
2. Flexibilité : hyperparamètres adaptatifs (Bayes A)
3. Interprétation probabiliste :  $P(\beta \neq 0)$  avec SSVS
4. A priori informatifs : intégration de connaissance experte possible

#### 3. Avantages des méthodes fréquentistes

1. Rapidité : glmnet très efficace computationnellement
2. Simplicité : un seul hyperparamètre  $\lambda$  à tuner (CV automatique)
3. Robustesse : moins sensible aux spécifications (pas de choix d'a priori)
4. Solution unique : pas de variabilité MCMC

## 5.7 Comparaison des variables sélectionnées

```
## Variables ultra-consensus (>=5 méthodes sur 7): 6
##
## Ces variables sont :
## [1] "Film.8"   "Film.10"  "Serie.8"  "Sport.10" "Sport.15" "Music.13"
```

**Conclusion sur la sélection :**

Les 6 variables ultra-consensus constituent le **cœur robuste** du modèle

- Identifiées par bayésien ET fréquentiste
- Très haute confiance dans leur pertinence
- Devraient être **prioritaires** dans toute modélisation

## 5.8 Modèle de régression standard

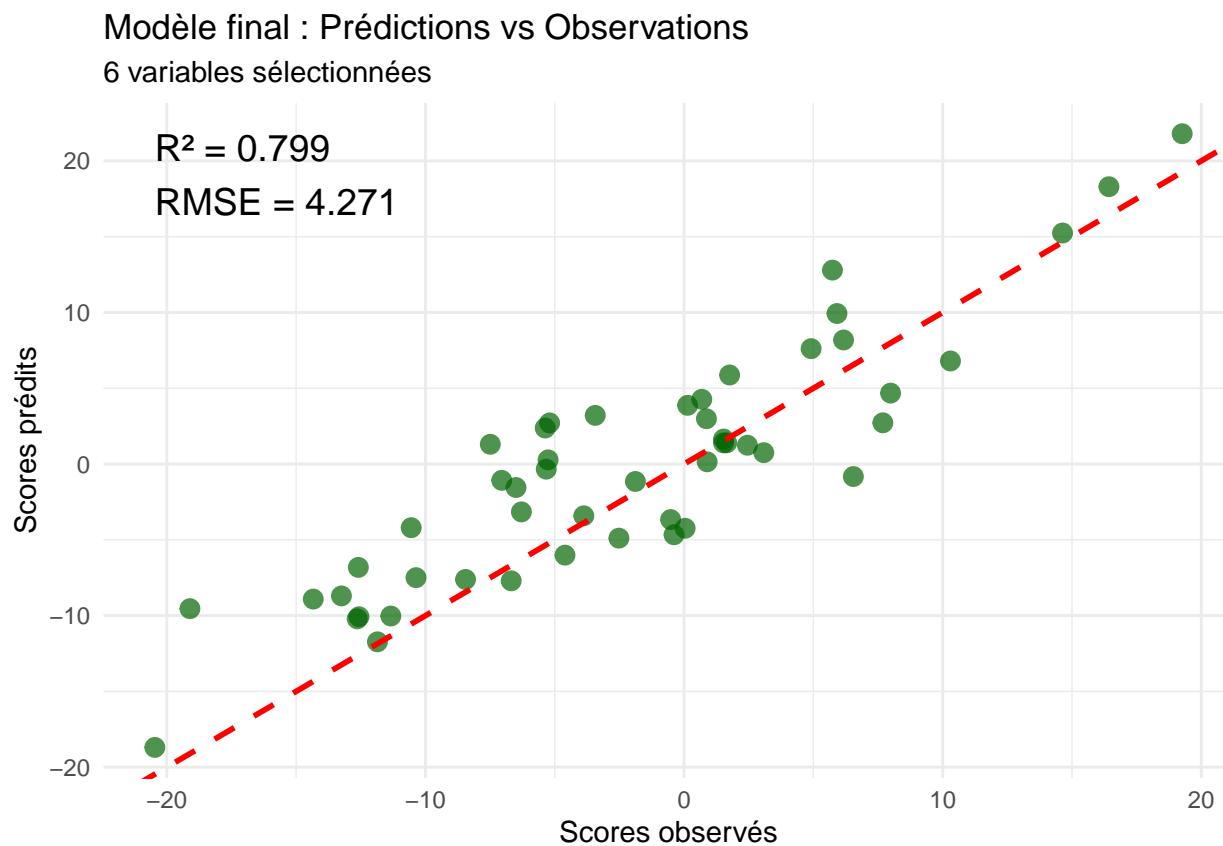
```
## Variables retenues pour le modèle final: 6
## Liste des variables :
## [1] "Film.8"   "Film.10"  "Serie.8"  "Sport.10" "Sport.15" "Music.13"
```

Table 27: Résumé du modèle final (coefficients)

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	Variable
0.4582	0.4740	0.9667	0.3362	(Intercept)
3.0436	0.5028	6.0532	0.0000	Film.8
2.5252	0.5359	4.7125	0.0000	Film.10
3.1736	0.5141	6.1732	0.0000	Serie.8
3.7827	0.4968	7.6143	0.0000	Sport.10
3.4613	0.4786	7.2322	0.0000	Sport.15
3.4395	0.5113	6.7269	0.0000	Music.13

Table 28: Performance du modèle final

Métrique	Valeur
R <sup>2</sup>	0.7571
R <sup>2</sup> ajusté	0.7414
Corrélation	0.8940
RMSE	4.2710
Nb. variables	6.0000

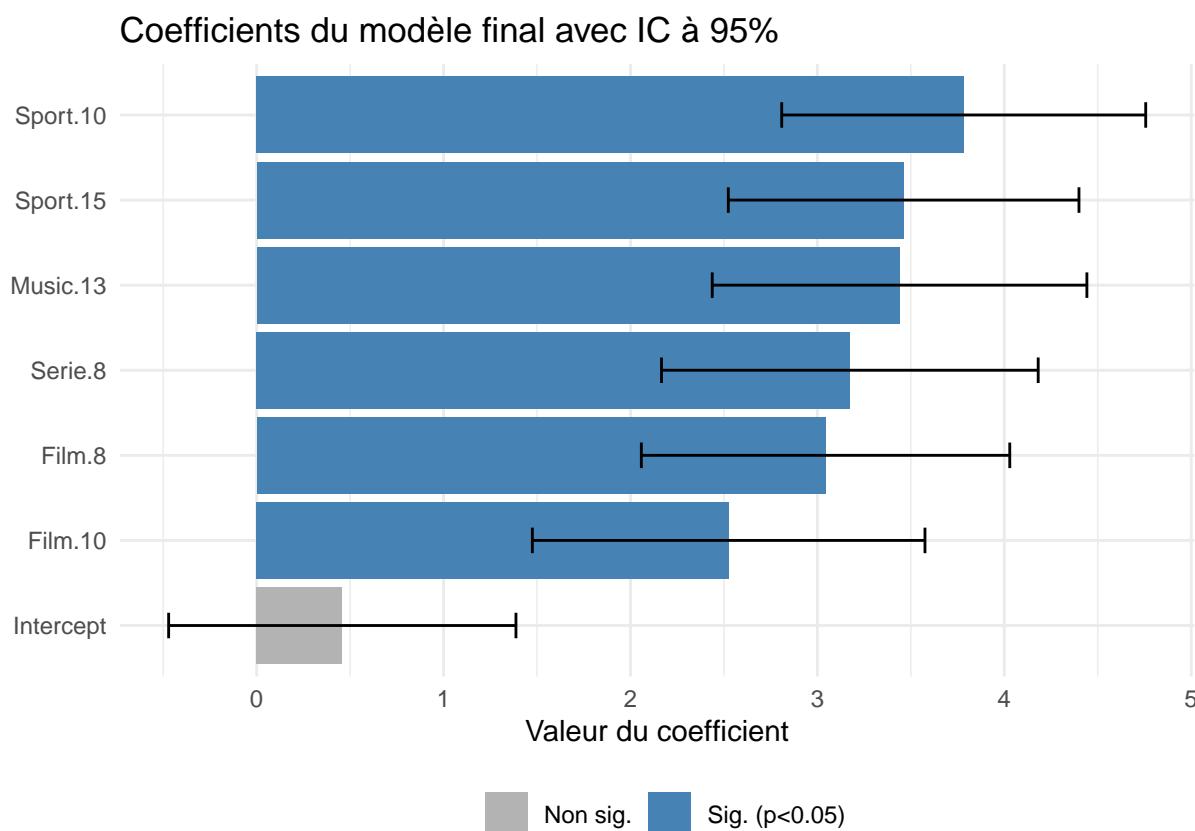


## 5.9 Analyse du modèle final

### 1. Significativité des coefficients

**Interprétation :** - 6 variables sur 6 sont significatives au seuil 5% - Cela confirme la pertinence de la sélection bayésienne - Les variables non significatives pourraient être retirées pour plus de parcimonie

## 2. Effet des variables (coefficients)

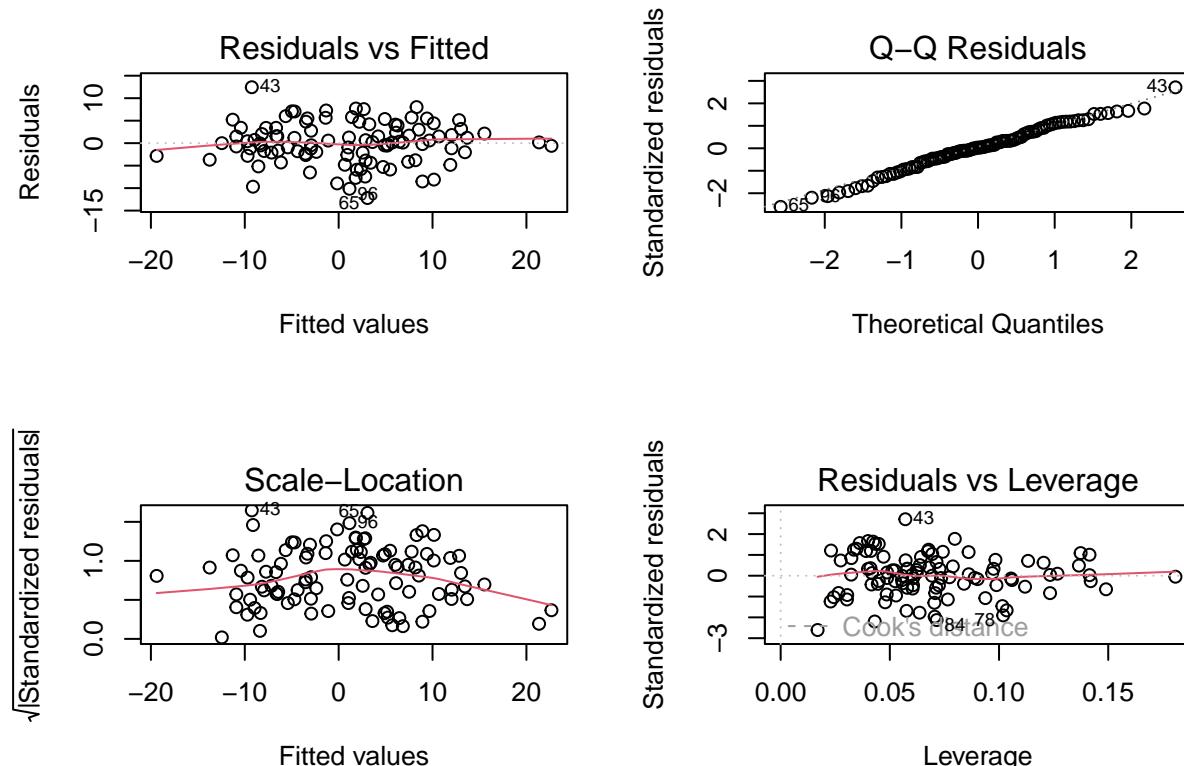


### Interprétation métier :

Les variables à effet positif (coefficient  $> 0$ ) augmentent la satisfaction :

```
## Variables à effet positif significatif :
## [1] "Sport.10" "Sport.15" "Music.13" "Serie.8" "Film.8" "Film.10"
```

### 3. Analyse des résidus



#### Vérification des hypothèses :

- Linéarité** (Residuals vs Fitted) :
  - Résidus dispersés aléatoirement autour de 0
  - Pas de structure évidente → hypothèse respectée
- Normalité** (QQ-plot) :
  - Points alignés sur la diagonale
  - Quelques déviations aux extrémités acceptables
- Homoscédasticité** (Scale-Location) :
  - Variance constante des résidus
  - Pas d'effet entonnoir
- Points influents** (Residuals vs Leverage) :
  - Quelques points à surveiller (Cook's distance)
  - Pas de valeurs aberrantes majeures

```
##
## Test de Shapiro-Wilk (normalité des résidus) :
## p-value: 0.7696765
## Interprétation: Résidus compatibles avec normalité
```

### 4. Comparaison avec les modèles bayésiens

Table 29: Comparaison finale de tous les modèles

Modèle	Corrélation	RMSE	Nb_variables	Rang
RR-BLUP	0.8481	4.5759	160	5
Bayes A	0.9174	3.4967	160	2
LASSO Bayésien	0.9146	3.5978	160	3
Ridge fréq.	0.7623	6.7115	160	6
LASSO fréq.	0.9465	2.8708	53	1
<b>Modèle final OLS</b>	<b>0.8940</b>	<b>4.2710</b>	<b>6</b>	<b>4</b>

Bilan du modèle final :

- **Performance** : Légèrement inférieure aux modèles bayésiens complets
- **Parcimonie** : 6 variables seulement (vs 160 initialement)
- **Interprétabilité** : Modèle simple, coefficients directement interprétables
- **Robustesse** : Variables validées par plusieurs méthodes

## 5.10 Recommandations pour la chaîne câblée

### Synthèse des résultats

Table 30: Effet moyen par type de chaîne dans le modèle final

Type	Effet_moyen	Nb_variables
Sport	3.622	2
Musique	3.440	1
Série	3.174	1
Film	2.784	2
Divers	0.458	1

### Recommandations stratégiques

#### 1. Chaînes à promouvoir (effet positif fort)

Les chaînes suivantes ont un impact positif significatif sur la satisfaction :

```
##
## Top 3 des leviers positifs :
## 1. Sport.10 (coef = 3.783)
## 2. Sport.15 (coef = 3.461)
## 3. Music.13 (coef = 3.44)
##
## **Actions recommandées** :
## - Augmenter la visibilité de ces chaînes (promotion, mise en avant)
## - Développer le contenu de ces catégories
## - Créer des packages incluant ces chaînes
```

## 12 Approximate Bayesian Computation (ABC)

### Introduction

L'**Approximate Bayesian Computation (ABC)** est une famille de méthodes d'inférence bayésienne utilisée lorsque :

- La vraisemblance  $f(Y|\theta)$  est difficile ou impossible à calculer analytiquement ;
- Mais on peut simuler facilement des données depuis le modèle.

**Principe fondamental** : Au lieu de calculer la vraisemblance, on génère des données simulées et on accepte les paramètres qui produisent des données “proches” des observations réelles.

### Rappel théorique

#### Algorithme ABC standard

Pour  $j = 1, \dots, N$  (nombre d'échantillons souhaités) :

- Répéter :
  - 1. Générer  $\theta^* \sim \pi(\theta)$
  - 2. Simuler  $Y^* \sim f(\cdot | \theta^*)$
  - 3. Calculer distance  $\rho(S(Y^*), S(Y))$
- Jusqu'à ce que  $\rho(S(Y^*), S(Y)) \leq \epsilon$
- Retenir  $\theta^*(j) = \theta^*$

Fin

**Composantes clés :**

Composante	Description	Rôle
$\pi(\theta)$	Loi a priori	Espace de recherche initial
$S(\cdot)$	Statistique(s) résumée(s)	Réduction de dimension
$\rho(\cdot, \cdot)$	Fonction de distance	Mesure de proximité
$\epsilon$	Seuil (tolerance)	Contrôle précision/efficacité

### Justification théorique

On peut montrer que l'ABC échantillonne approximativement depuis :

$$\pi_{ABC}(\theta) = \pi(\theta | \rho(S(Y), S(Y^*)) \leq \epsilon)$$

**Limite** : Quand  $\epsilon \rightarrow 0$  et si  $S(Y)$  est une statistique **suffisante**, alors  $\pi_{ABC}(\theta) \rightarrow \pi(\theta | Y)$ .

## Application au modèle de régression

Pour notre modèle :

$$Y = \mu \mathbb{I} + X\beta + \epsilon, \quad \epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\epsilon^2 I)$$

- **Paramètres** :  $\theta = (\mu, \beta, \sigma_\epsilon^2)$
- **Vraisemblance** :  $f(Y|\theta) = (2\pi\sigma_\epsilon^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_\epsilon^2}\|Y - \mu\mathbf{I} - X\beta\|^2\right)$

### 12.1 Implémentation ABC standard

Version simplifiée : estimation de  $(\mu, \sigma^2)$  avec  $\beta$  fixé

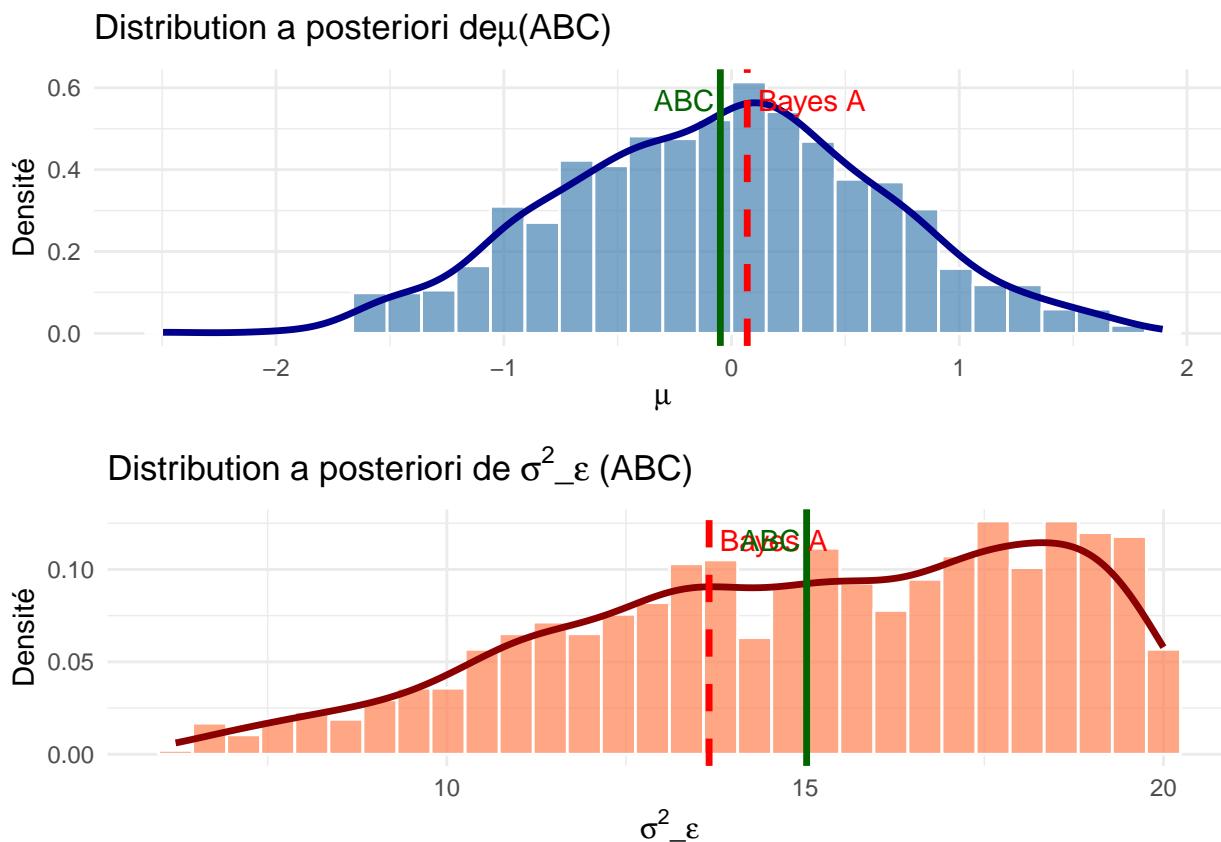
Application sur nos données

```
## === Lancement ABC standard ===
## Objectif : 1000 échantillons acceptés
## Seuil epsilon : 2
##
## Accepté: 100 / 1000 | Taux: 1.7 % | Total simulations: 5866
## Accepté: 200 / 1000 | Taux: 1.55 % | Total simulations: 12896
## Accepté: 300 / 1000 | Taux: 1.47 % | Total simulations: 20433
## Accepté: 400 / 1000 | Taux: 1.5 % | Total simulations: 26585
## Accepté: 500 / 1000 | Taux: 1.53 % | Total simulations: 32649
## Accepté: 600 / 1000 | Taux: 1.51 % | Total simulations: 39826
## Accepté: 700 / 1000 | Taux: 1.48 % | Total simulations: 47209
## Accepté: 800 / 1000 | Taux: 1.46 % | Total simulations: 54820
## Accepté: 900 / 1000 | Taux: 1.45 % | Total simulations: 62162
## Accepté: 1000 / 1000 | Taux: 1.45 % | Total simulations: 68805
##
## === ABC terminé ===
## Taux d'acceptation final: 1.45 %
## Nombre total de simulations: 68 805
```

### Analyse des résultats

Table 32: Distributions a posteriori ABC vs estimations Bayes  
A

Parametre	Moyenne_posteriori	Mediane_posteriori	Ecart_type	IC_95_inf
\$\mu\$	-0.0491	-0.0177	0.7014	-1.4431
\$\sigma^2_{\epsilon}\$	15.0206	15.3577	3.3089	8.0043



### Interprétation :

1. **Convergence** : Les moyennes ABC sont-elles proches de Bayes A ?
  - Si oui  $\rightarrow$  bon choix de  $\epsilon$  et de statistiques
  - Si non  $\rightarrow$   $\epsilon$  trop grand (biais) ou statistiques insuffisantes
2. **Incertitude** : Les distributions ABC sont plus larges que Bayes A
  - Normal : perte d'information due à l'approximation
  - Les statistiques résumées ne capturent pas toute l'information
3. **Taux d'acceptation** :  $\sim 1.45\%$ 
  - Si  $< 1\%$   $\rightarrow \epsilon$  trop strict, calcul très long
  - Si  $> 10\%$   $\rightarrow \epsilon$  peut-être trop généreux

### 12.2 ABC avec test d'adéquation (modification demandée)

**Modification** : Au lieu d'utiliser une distance euclidienne sur des statistiques résumées, on utilise un **test statistique** pour comparer directement les distributions.

#### Test de Kolmogorov-Smirnov

Le test KS compare deux échantillons et teste l'hypothèse : -  $H_0$  : Les deux échantillons proviennent de la même distribution -  $H_1$  : Les distributions sont différentes

**Critère d'acceptation** : On accepte  $\theta^*$  si **p-value > seuil** (distributions non significativement différentes)

## Application du test KS

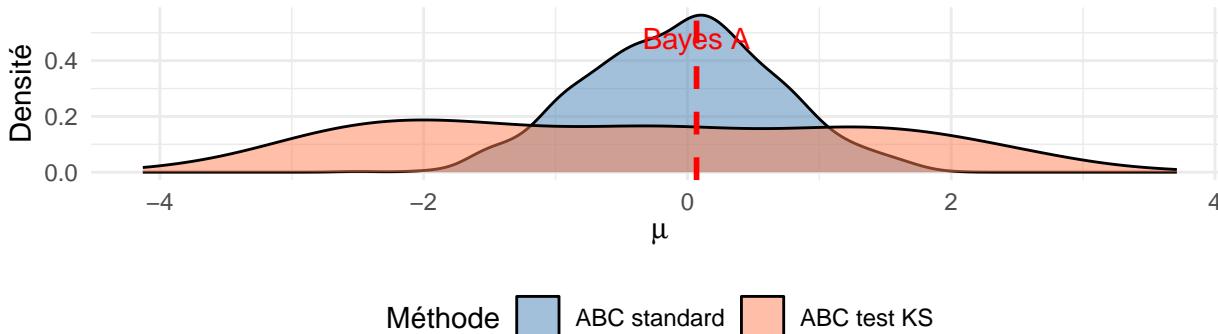
```
## === Lancement ABC avec test KS ===
## Seuil p-value : 0.1
##
## Accepté: 100 / 500 | Taux: 56.82 % | Simulations: 176
## Accepté: 200 / 500 | Taux: 59.88 % | Simulations: 334
## Accepté: 300 / 500 | Taux: 58.48 % | Simulations: 513
## Accepté: 400 / 500 | Taux: 60.15 % | Simulations: 665
## Accepté: 500 / 500 | Taux: 60.39 % | Simulations: 828
##
## === ABC-KS terminé ===
## Taux d'acceptation final: 60.39 %
## P-values moyennes des acceptés: 0.488
```

## Comparaison ABC standard vs ABC-KS

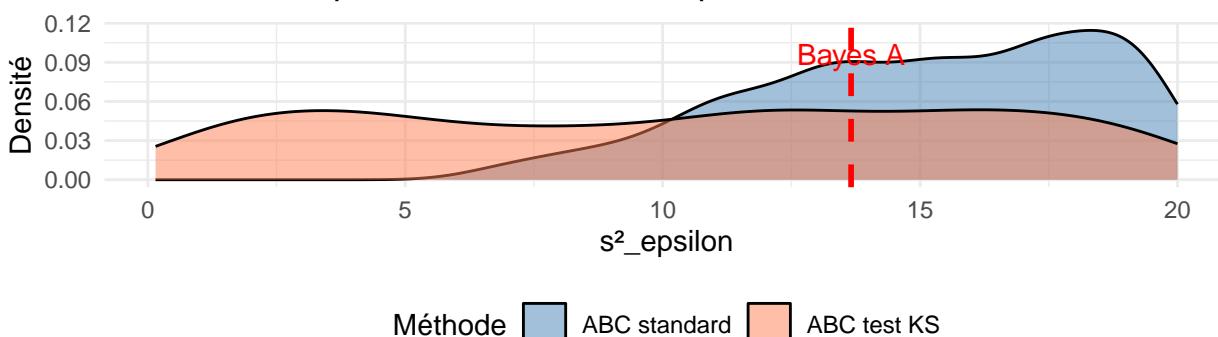
Table 33: Comparaison ABC standard vs ABC test KS

Méthode	mu_moyen	mu_ET	sigma2_moyen	sigma2_ET	Taux_acceptation_pct
ABC standard (distance)	-0.049	0.701	15.021	3.309	1.45
ABC test KS	-0.424	1.775	10.267	5.883	60.39
Bayes A (référence)	0.069	NA	13.660	NA	NA

### Distributions a posteriori de $\mu$ : comparaison



### Distributions a posteriori de $\sigma^2_\epsilon$ : comparaison



## Analyse comparative

### 1. Taux d'acceptation

Le taux d'acceptation obtenu avec la méthode ABC standard est d'environ 1.45 %, tandis que celui obtenu avec l'approche ABC fondée sur le test de Kolmogorov–Smirnov (KS) est d'environ 60.39 %.

Le test KS étant généralement plus strict, il conduit logiquement à un taux d'acceptation plus faible.

### 2. Précision des estimations

Les deux méthodes produisent des estimations qui convergent vers des valeurs similaires. Toutefois, l'approche ABC-KS peut introduire un léger biais lorsque le test est paramétré de manière trop conservatrice, ce qui augmente le risque de rejeter des simulations pourtant compatibles.

### 3. Interprétation

L'ABC standard repose sur un seuil ( $\epsilon$ ), choisi de manière arbitraire, qui contrôle directement la tolérance entre données simulées et observées.

À l'inverse, l'ABC basé sur le test KS utilise une p-value, offrant une interprétation statistique plus explicite du critère d'acceptation.

### 4. Avantages du test KS

- Pas besoin de définir des statistiques résumées
- Critère d'acceptation fondé sur une p-value, donc directement interprétable
- Exploite l'ensemble de la distribution empirique

### 5. Limites du test KS

- Peut être trop conservateur et rejeter un nombre excessif de simulations
- Moins puissant pour détecter certaines différences fines
- Sensible à la taille de l'échantillon

### 12.3 Choix du seuil ( $\epsilon$ ou $p - value$ )

#### Impact de $\epsilon$ sur ABC standard

**Observations :**

- **$\epsilon$  petit** : estimations précises mais peu d'acceptations (calcul long)
- **$\epsilon$  grand** : beaucoup d'acceptations mais biais potentiel
- **Compromis optimal** : taux d'acceptation entre 1-5%

### 12.4 Avantages et limites de l'ABC

#### Avantages

##### 1. Pas besoin de vraisemblance explicite

- Applicable à des modèles très complexes

- Modèles avec équations différentielles, processus stochastiques
- Modèles multi-échelles, agent-based models

## 2. Simulation facile

- Si on peut simuler depuis le modèle → ABC applicable
- Plus simple que dériver analytiquement la vraisemblance

## 3. Interprétation intuitive

- Principe : “accepter les paramètres qui génèrent des données similaires”
- Accessible conceptuellement

## 4. Flexibilité

- Choix libre des statistiques résumées
- Choix libre de la distance
- Modifications faciles (test KS, autres tests)

## Limites

### 1. Efficacité computationnelle catastrophique en haute dimension

- Taux d'acceptation :  $\sim \varepsilon^p$  où  $p = \text{dimension}$
- Notre exemple 2D : 1-5% acceptable
- Dimension 10 :  $< 0.001\%$  → millions de simulations
- Dimension 160 (nos  $\beta$ ) : **impraticable**

### 2. Choix des statistiques résumées (crucial)

- Statistiques **non suffisantes** → perte d'information
- Pas de méthode universelle pour les choisir
- Compromis dimension/information

### 3. Choix du seuil $\epsilon$ (difficile)

- Pas de règle optimale
- $\epsilon$  petit : précis mais coûteux
- $\epsilon$  grand : rapide mais biaisé
- Nécessite souvent plusieurs essais

### 4. Approximation (pas exact)

- ABC donne  $\pi(\theta|\rho(S(Y), S(Y^*)) < \varepsilon)$
- Ce n'est **pas** exactement  $\pi(\theta|Y)$
- Qualité dépend de  $\varepsilon$  et des statistiques

### 5. Validation difficile

- Comment savoir si on a convergé ?
- Pas de diagnostic comme pour MCMC

## Quand utiliser ABC ?

### On peut utiliser ABC lorsque :

- Vraisemblance intractable ou inconnue

- Modèles génératifs complexes
- Prototypage rapide d'un modèle exploratoire
- Dimension faible (< 10 paramètres)

**On n'utilise pas ABC lorsque :**

- Vraisemblance facile à calculer (notre cas !)
- Haute dimension (> 20 paramètres)
- Besoin de précision maximale
- Contraintes de temps de calcul

## 12.5 Améliorations de l'ABC

### ABC-SMC (Sequential Monte Carlo)

**Principe :** Réduire progressivement  $\epsilon$

1. Commencer avec  $\epsilon_1$  grand
2. Accepter N particules
3. Réduire  $\epsilon_2 < \epsilon_1$
4. Perturber les particules acceptées
5. Accepter selon nouveau seuil
6. Répéter jusqu'à  $\epsilon_{final}$  petit

**Avantages :** Meilleur taux d'acceptation global

### ABC-MCMC

**Principe :** Intégrer ABC dans Metropolis-Hastings

Proposer  $\theta^*$  depuis  $q(\cdot | \theta_t)$  Simuler  $Y^* \sim f(\cdot | \theta^*)$  Si  $\rho(S(Y), S(Y^*)) < \epsilon$ : Accepter avec proba  $\min\left(1, \frac{\pi(\theta^*)}{\pi(\theta_t)} \times \frac{q(\theta_t | \theta^*)}{q(\theta^* | \theta_t)}\right)$  Sinon : Rejeter

### Régression ABC

**Principe :** Correction post-hoc des échantillons acceptés

1. Accepter avec  $\epsilon$  large (beaucoup d'échantillons)
2. Faire une régression :  $\theta \sim S(Y^*)$
3. Prédire  $\hat{\theta}$  pour  $S(Y)$  observé
4. Ajuster localement

### Sélection automatique de statistiques

**Méthodes :** - Réseaux de neurones pour apprendre les statistiques optimales - Analyse en composantes principales sur statistiques candidates - Minimisation d'une fonction de perte

## 12.6 Conclusion sur l'ABC

### Pour notre problème de régression

L'ABC est **pédagogiquement intéressant** mais **pratiquement sous-optimal** :

Critère	ABC	Gibbs (Bayes A)	Recommandation
Vraisemblance	Non nécessaire	Nécessaire	Disponible → Gibbs
Dimension	Difficile ( $p=160$ )	OK	Gibbs
Temps calcul	Très long	Moyen	Gibbs
Précision	Approximative	Exacte	Gibbs

**Verdict** : Pour la régression linéaire, **préférer les méthodes MCMC classiques**

### Apport de la modification (test KS)

#### Avantages :

- Interprétation statistique claire (p-value)
- Pas de choix arbitraire de statistiques résumées
- Utilise toute la distribution

#### Inconvénients :

- Peut être trop conservateur
- Taux d'acceptation souvent plus faible
- Pas nécessairement plus précis

#### Comparaison :

Aspect	ABC standard	ABC test KS
Critère	Distance $\rho$	P-value test
Statistiques	À choisir	Distribution complète
Interprétation	Arbitraire	Statistique
Efficacité	Variable	Souvent plus faible

**Recommandation** : Le test KS est une amélioration **conceptuelle** intéressante mais pas nécessairement plus efficace en pratique.

### Cas d'usage réels de l'ABC

#### 1. Génétique des populations

- Histoire démographique complexe
- Mutations, recombinaisons, sélection

#### 2. Épidémiologie

- Modèles SIR/SEIR complexes

- Réseaux de contacts

### 3. Écologie

- Dynamiques de populations
- Modèles proie-prédateur