



Sciences Economiques & Sociales de la Santé  
& Traitement de l'Information Médicale

[www.sesstim-orspaca.org](http://www.sesstim-orspaca.org)

**Dr. Eric-André SAULEAU**

Laboratoire de Biostatistique et Informatique Médicale

Faculté de Médecine

Université de Strasbourg

*Introduction à la culture Bayésienne - Élicitation des lois a priori*

mars 2015



**Cliquez ici pour voir l'intégralité des ressources associées à ce document**

# Introduction à la culture bayésienne

## L'élicitation des lois *a priori*

Erik-André Sauleau  
ea.sauleau@unistra.fr

---

### Université de Strasbourg

Laboratoire de Biostatistique - Faculté de Médecine  
EA 3430

« Progression tumorale et micro-environnement »

LabEx IRMIA

« Institut de Recherche en Mathématiques,  
ses Interactions, ses Applications »



### Hôpitaux Universitaires de Strasbourg

Pôle de Santé Publique - Santé au Travail - Hygiène hospitalière

---

Webinar QuanTIM - 13 mars 2015

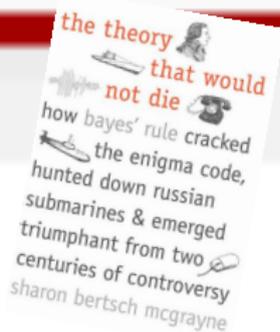
# Plan

- Introduction
- ① Élicitation des lois *a priori*
- ② On résume ?

# Plan

- Introduction
  - Probabilité inverse, Bayes, Laplace et inférence
  - Culture bayésienne
- ① Élicitation des lois *a priori*
- ② On résume ?

## Contexte général



- Ouvrage récent « grand public »

 McGrayne S. *The theory that would not die*. London: Yale University Press, 2011.

→ Sous-titre « how Bayes' rule cracked the Enigma code, hunted down Russian submarines, & emerged triumphant from two centuries of controversy »

- Réponse de statisticiens sur la pratique de l'inférence bayésienne :
  - « si c'est pour mettre des priors non informatifs, autant faire de l'inférence fréquentiste »
  - « Malheureusement, la science est influencée par certaines modes (ou Zeitgeist) »

# La probabilité inverse

Notation :  $\Pr(\mathcal{A})$  est la probabilité de survenue d'un événement  $\mathcal{A}$

- $\mathcal{A}_i$  est une cause de  $\mathcal{B}$
- $\Pr(\mathcal{B}|\mathcal{A}_i)$  est la probabilité que  $\mathcal{B}$  se produise quand  $\mathcal{A}_i$  est présent
- L'intérêt porte sur  $\Pr(\mathcal{A}_i|\mathcal{B})$  : quand  $\mathcal{B}$  s'est produit, quelle est la probabilité que  $\mathcal{A}_i$  en soit la cause ?
- Problème du XVIII<sup>ème</sup> siècle
- Exemple de Jacob Bernoulli (1713)



Bernoulli J. *Ars conjectandi*. Basel: Thurnisiorum, 1713.

# Théorème de Bayes selon Bayes

- Notations

- On note  $\mathcal{A}$  et  $\mathcal{B}$  deux événements
- Probabilité de réalisation de  $\mathcal{A}$  :  $\Pr(\mathcal{A})$
- Probabilité de réalisation de  $\mathcal{A}$  et  $\mathcal{B}$  :  $\Pr(\mathcal{A} \cap \mathcal{B})$
- **Probabilité conditionnelle**  $\Pr(\mathcal{A}|\mathcal{B}) = \frac{\Pr(\mathcal{A} \cap \mathcal{B})}{\Pr(\mathcal{B})}$



← ceci n'est pas Thomas Bayes

$$\Pr(\mathcal{A}|\mathcal{B}) = \frac{\Pr(\mathcal{B}|\mathcal{A}) \times \Pr(\mathcal{A})}{\Pr(\mathcal{B})}$$

# Théorème de Bayes selon Laplace

- Notations

- Les causes possibles de  $\mathcal{B}$  sont  $\mathcal{A}_1, \dots, \mathcal{A}_i, \dots, \mathcal{A}_n$



← PS Laplace (1774)

$$\Pr(\mathcal{A}_i|\mathcal{B}) = \frac{\Pr(\mathcal{B}|\mathcal{A}_i) \times \Pr(\mathcal{A}_i)}{\sum_n \Pr(\mathcal{B}|\mathcal{A}_i) \times \Pr(\mathcal{A}_i)}$$

# Inférence bayésienne

- Notations

- $\mathcal{A}$  : paramètre(s)  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)$
- $\mathcal{B}$  : données  $D$

- Application du théorème  $\rightarrow \Pr(\theta|D) \propto \Pr(D|\theta) \times \Pr(\theta)$

- $\Pr(\theta|D)$  : loi des paramètres *a posteriori* avec les données
- $\Pr(D|\theta)$  : vraisemblance des données
- $\Pr(\theta)$  : loi des paramètres *a priori* avant les données

posterior  $\propto$  vraisemblance  $\times$  prior

$\pi(\theta|D)$   $\propto$   $\mathcal{L}_\theta(D)$   $\times$   $p(\theta)$

# Bayésien vs fréquentiste : deux visions différentes

L'inférence bayésienne ne renie pas la vraisemblance

- Vraisemblance utilisée pour les estimations *a posteriori*
- Renier la vraisemblance  $\Rightarrow$  renier les données
- *A posteriori*, balance entre prior et données

**Exemple** Estimation de la moyenne d'une loi normale

$$w\mu_0 + (1 - w)\frac{\sum y}{n}$$

- Somme pondérée de la moyenne *a priori*  $\mu_0$  et de la moyenne des données  $\bar{y}$
- Poids  $w$  dépend de la taille de l'échantillon et des variances  $\sigma_0^2$  et  $\sigma^2$

# Bayésien vs fréquentiste : deux visions différentes

- Sur l'**inférence scientifique** donc sur l'incertitude
    - Fréquentiste : outils basés sur l'expérimentation (vraisemblance)
    - Bayésien : la seule réponse est **probabiliste**
  - Sur la **définition d'une probabilité**
    - Fréquentiste : fréquence  $\lim_{n \rightarrow +\infty} \left( \frac{m}{n} \right)$
    - Bayésien : degré raisonnable de **croiance**
- Bayes, Ramsay, de Finetti

## Le terme de *culture*

- Difficile d'utiliser les termes tels que
  - École
  - Fréquentisme et bayésianisme
  - Théorie
  - Paradigme



Kuhn T. *La structure des révolutions scientifiques*. Flammarion, Paris, 1983.

- Préférer **culture** → référence à un ensemble de travaux communs
- Pratique ?

# Plan

- Introduction
- 1 Élicitation des lois *a priori*
  - Importance de la loi *a priori*
  - Généralité sur l'élicitation
  - L'élicitation sur un exemple
- 2 On résume ?

# Application du théorème de Bayes à l'inférence

$$\pi(\boldsymbol{\theta}|D) \propto \mathcal{L}_{\boldsymbol{\theta}}(D) \times p(\boldsymbol{\theta})$$

- $\pi(\boldsymbol{\theta}|D)$  : loi des paramètres *a posteriori* avec les données
- $\mathcal{L}_{\boldsymbol{\theta}}(D)$  : vraisemblance des données
- $p(\boldsymbol{\theta})$  : loi des paramètres *a priori* avant les données

Toute la difficulté et la beauté de l'inférence bayésienne est la détermination de cette loi *a priori*  $\Rightarrow$  travail conjoint clinicien (expert) - statisticien

= **élicitation**

Définition (Wikipedia) : incitation d'un locuteur à un autre à statuer sur différentes hypothèses

# Retour sur la compréhension bayésienne des probabilités

## degré **raisonnable** de croyance

- Propriété minimale : cohérence → loi de probabilité
- Deux courants
  - ① Bayésien subjectif : la cohérence suffit
  - ② Bayésien objectif : d'autres propriétés sont nécessaires → deux agents avec la même connaissance produiront la même élicitation

*exemple* : principe de la raison insuffisante

A partir de maintenant nous serons des bayésiens **objectifs**

## Deux axes pour l'élicitation

- ① Choix de la forme fonctionnelle = famille de la loi
  - La loi *a priori* est **conjuguée** pour la vraisemblance si la loi *a posteriori* est de la même classe que la loi *a priori*

Vraisemblance	Paramètre	Prior conjugué
Bernoulli		Beta, Uniforme
Binomiale		Beta, Uniforme
Normale	Moyenne	Normal
	Précision	Gamma
Poisson	Moyenne	Gamma

- Contraignant, quelle réalité pour les données ?
- Ce n'est plus une nécessité (McMC) mais accélère la convergence

## Deux axes pour l'élicitation

- 1 Choix de la forme fonctionnelle = famille de la loi
- 2 Choix des paramètres de la loi (**hyperparamètres**)

**Analyse de sensibilité** : vérifier l'effet de différents priors sur les estimations

## Estimation d'une fréquence : position du problème

- Estimer la fréquence de réponse clinique à un an après traitement d'une tumeur rare
- Critère RECIST (Response Evaluation Criteria in Solid Tumors Group)
  - Positif : réponse complète clinique ou réponse partielle clinique
  - Négatif : stabilisation et progression
- 52 patients sont suivis et 39 présentent une réponse clinique
- Réponse clinique observée : 75%
- Estimer la fréquence dans la population = **inférence**

# Estimation d'une fréquence : inférence bayésienne

## Situation conjuguée

Données :  $y$  réponses cliniques sur  $n$  sujets

- 1 **Vraisemblance** :  $y \sim \text{Bin}(\theta, n)$  où  $\theta$  est la fréquence de réponse clinique
- 2 **Prior** sur  $\theta$  :  $p(\theta) \sim \beta(a, b)$
- 3 **Posterior** :  $\pi(\theta|y) \sim \beta(a + y, b + n - y)$

Il reste à spécifier les paramètres  $a$  et  $b$  de la loi *a priori*

# Élicitation : généralités

- Le clinicien a la connaissance, le biostatisticien doit la transformer pour en faire la distribution *a priori* (forme et hyperparamètres)
- Sources
  - Littérature : articles, méta-analyses
  - Jugement d'expert(s)
    - Expert unique
    - Conférence de consensus
- Deux difficultés au jugement d'un expert
  - 1 Donner des valeurs numériques à un jugement subjectif
  - 2 Nombre fini de jugements → distribution unique
- Deux résultats
  - 1 Élicitation non informative
  - 2 Élicitation informative

# Élicitation non informative

- Si on n'a **pas d'information préalable**  $\Rightarrow$  prior non informatif
- Principe de la raison insuffisante : quand les données ne fournissent aucun argument pour préférer une valeur  $a_1$  à une autre  $a_2$ , alors  $p(a_1) = p(a_2)$

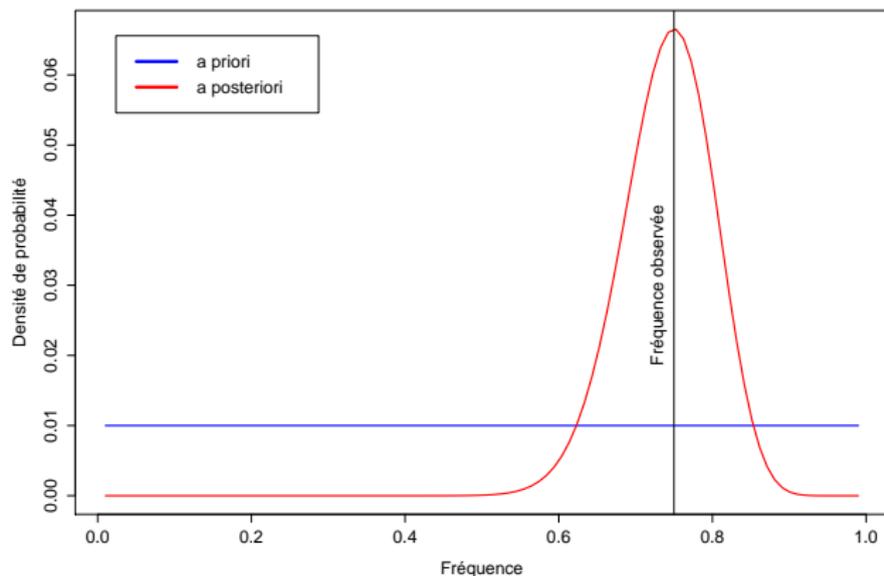


Laplace PS. *Mémoire sur la probabilité des causes par les événements*.  
Imprimerie Royale, Paris, 1774.

- Toutes les valeurs sont équiprobables *a priori*  $\rightarrow$  loi uniforme
- Fisher (1930), citant Boole : « equal distribution of ignorance »

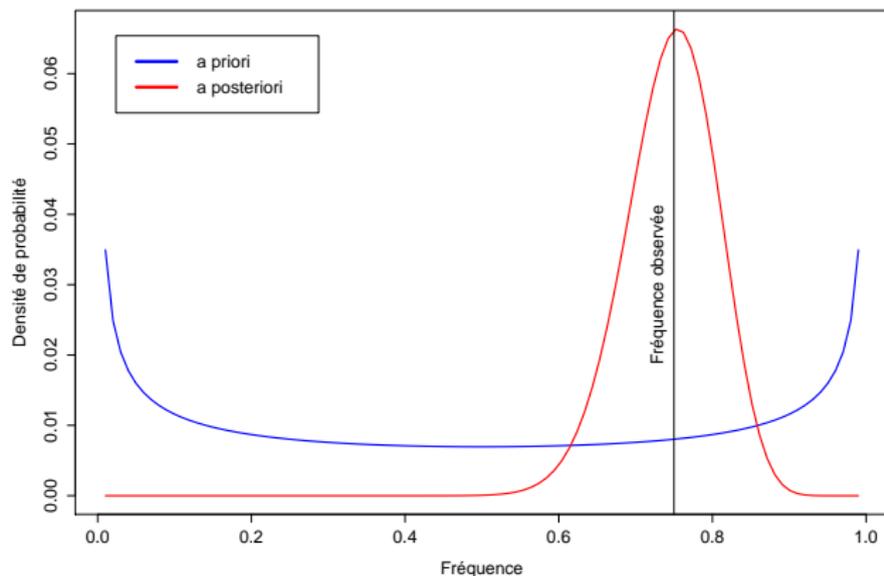
# Élicitation non informative

$$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 39/52, \text{ prior plat } p(\theta) \sim \beta(a = 1, b = 1)$$



# Élicitation non informative

$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 39/52$ , prior de Jeffreys  $p(\theta) \sim \beta(a = 0.5, b = 0.5)$



# Élicitation informative

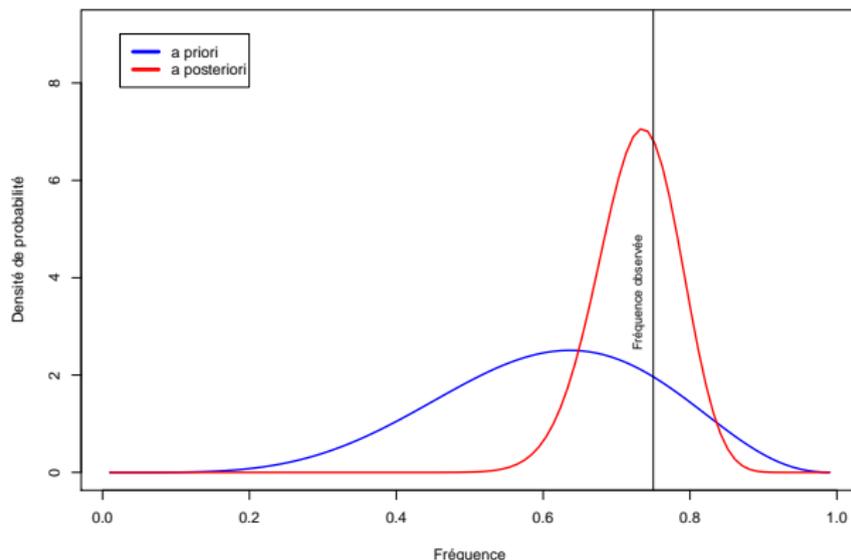
- Si on a de l'**information préalable**  $\Rightarrow$  prior informatif

Exemple de la fréquence et de la loi beta *a priori*

- Deux paramètres à déterminer ( $a$  et  $b$ )  $\Leftrightarrow$  deux questions à poser
    - Quelle est la probabilité  $p_1$  que la fréquence soit supérieure à une valeur  $K_1$  ?
    - Quelle est la probabilité  $p_2$  que la fréquence soit inférieure à une valeur  $K_2$  ?
- $\rightarrow$  Les réponses donnent deux percentiles de la loi et permettent de déterminer  $a$  et  $b$

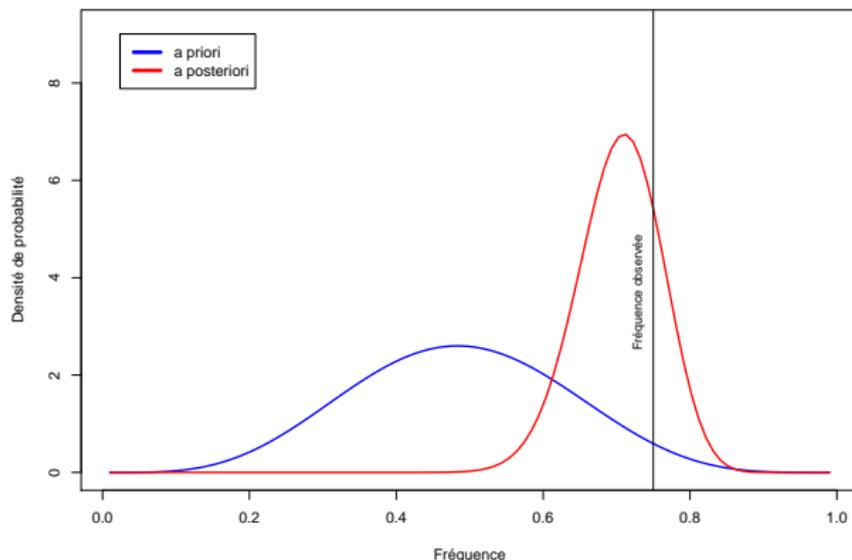
# Élicitation différente $\Rightarrow$ posterior différent

$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 39/52$ , prior  $p(\theta) \sim \beta(a = 5.9, b = 3.8)$   
10% en dessous de 0,40 et 10% au dessus de 0,80



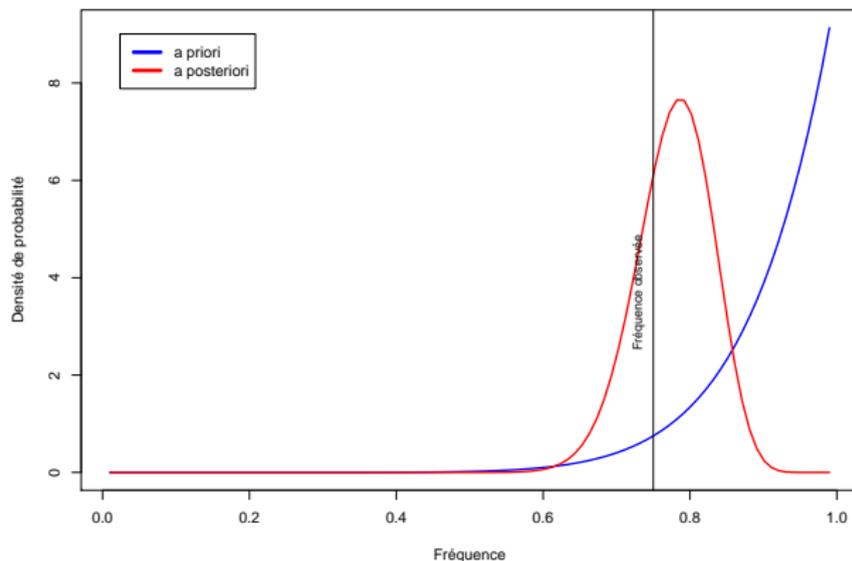
# Élicitation différente $\Rightarrow$ posterior différent

$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 39/52$ , prior  $p(\theta) \sim \beta(a = 5.4, b = 5.7)$   
10% en dessous de 0,30 et 10% au dessus de 0,70



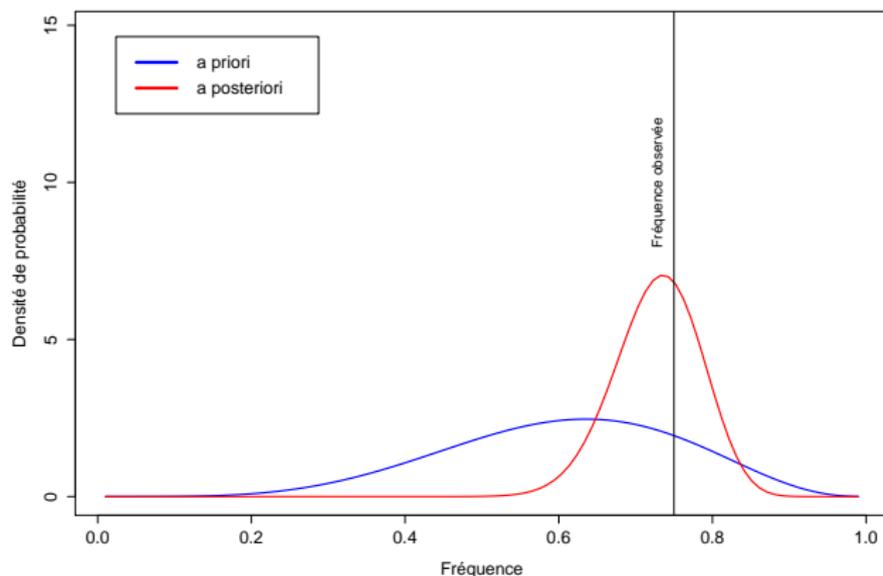
# Élicitation différente $\Rightarrow$ posterior différent

$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 39/52$ , prior  $p(\theta) \sim \beta(a = 10.0, b = 1.0)$   
10% en dessous de 0,80 et 1% au dessus de 0,95



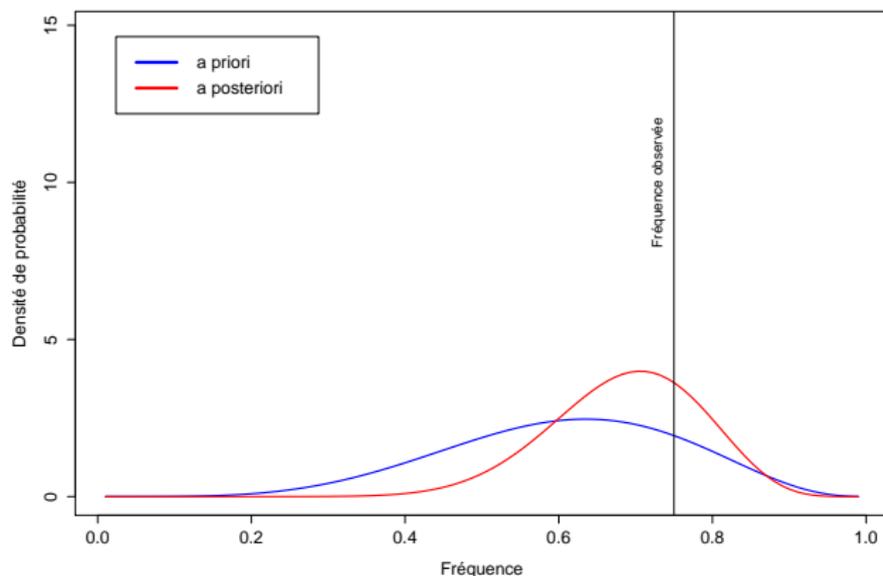
# Prior vs données

$$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 39/52, \text{ prior } p(\theta) \sim \beta(a = 5.9, b = 3.8)$$



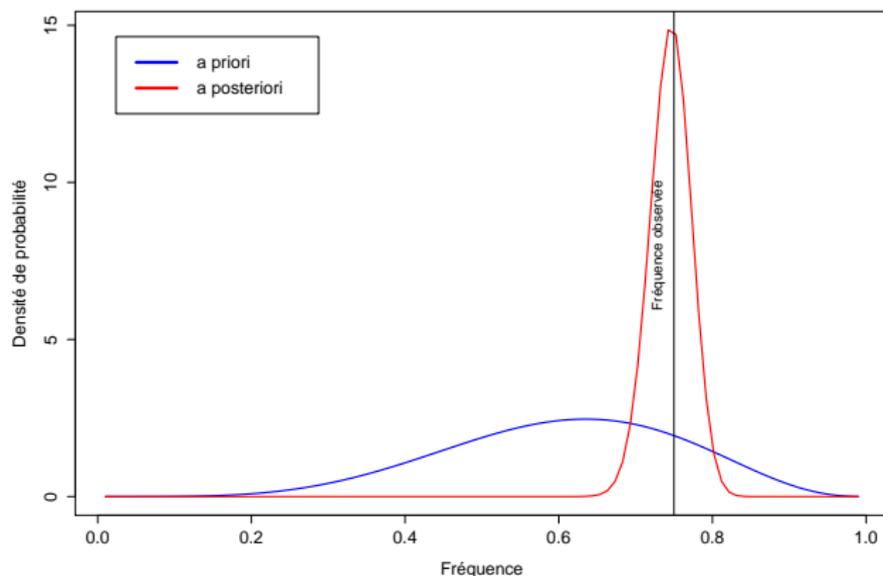
# Prior vs données

$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 9/12$ , prior  $p(\theta) \sim \beta(a = 5.9, b = 3.8)$



# Prior vs données

$\theta_{\text{obs}} = 0,75 = 390/520$ , prior  $p(\theta) \sim \beta(a = 5.9, b = 3.8)$



# Élicitation : conclusion

- Point clé de l'inférence bayésienne : **élicitation**
  - Pas de loi *a priori* totalement indiscutable
  - Inclure toute connaissance utile
- $posterior \propto vraisemblance \times prior$ 
  - *posterior* : biostatisticien et technique
  - *vraisemblance* : données
  - *prior* : expert (clinicien) et facilitateur (biostatisticien)
- Analyse de sensibilité
  - Confrontation des *a posteriori* avec différentes *a priori*
  - « Analyse ascendante » : trouver la loi *a priori* qui aboutit à une conclusion donnée et évaluer la crédibilité de cette loi

# Plan

- Introduction
- ① Élicitation des lois *a priori*
- ② On résume ?



Inférence bayésienne



Inférence fréquentiste

**Merci de votre attention**

## Avantages conceptuels du bayésien

- 1 « Épistémologie naturalisée et évolutionniste »
  - Mise à jour d'une connaissance *a priori*
  - Modèles complexes
- 2 Le bayésien répond aux questions du clinicien
  - $\theta|D$
  - $\Pr(H_0|D)$
  - Formulation de  $H_0$
- 3 En fréquentiste tout est basé sur grands nombres et/ou répétitions : distribution asymptotique, intervalle de confiance, probabilité

## Avantages pratiques du bayésien

- Souplesse dans les modèles surtout complexes
- Présentation hiérarchique des modèles
- Données manquantes
- Comparaisons multiples
- Recherche clinique : le bayésien est conceptuellement séquentiel
- Petits échantillons → poids de la loi *a priori*

# Inconvénients conceptuels du bayésien



## Inconvénients pratiques du bayésien

- Lourdeur mathématique
- Pas de routine de calcul du nombre nécessaire de sujets
- Problèmes techniques
  - Logiciels
  - Résultats souvent par simulation (McMC)  $\Rightarrow$  pas de résultat analytique
  - Lenteur des itérations
- Oblige à savoir exactement ce que l'on fait : prior, modèle, ...

N'est-ce pas plutôt un avantage ? 😊

## Freins au bayésien

- Lourdeur mathématique
- Réticences au changement de « culture »
- Sentiment de subjectivité
  - Implicite en fréquentiste ( $\alpha, \dots$ )
  - Explicite en bayésien
- Difficultés de publication (revues cliniques)

# Freins au bayésien

Difficultés de publication  $\Rightarrow$  il faut convaincre !

- Investigateurs
- Statisticiens
- Éditeurs et reviewers
- Agences de régulation du médicament

## Guidance for Industry and FDA Staff

### Guidance for the Use of Bayesian Statistics in Medical Device Clinical Trials

Document issued on: February 5, 2010

The draft of this document was issued on 5/23/2006

For questions regarding this document, contact Dr. Greg Campbell (CDRH) at 301-796-5750 or [greg.campbell@fda.hhs.gov](mailto:greg.campbell@fda.hhs.gov) or the Office of Communication, Outreach and Development, (CBER) at 1-800-835-4709 or 301-827-1800.



U.S. Department of Health and Human Services  
Food and Drug Administration  
Center for Devices and Radiological Health

Division of Biostatistics  
Office of Surveillance and Biometrics



Center for Biologic Evaluation and Research

## Freins au bayésien

- La culture fréquentiste reste largement dominante 😞
- Prédiction de Bruno de Finetti : en 2020 l'inférence bayésienne prévaudra

# Statistique mathématique

## Accessible

-  Held L, Bové DS. *Applied statistical inference : likelihood and Bayes*. Springer, 2014. (Porte bien son titre)
-  Draper D. *Bayesian modeling : inference and prediction*, 2005. (Code R)

# Statistique mathématique

## Assez accessible

-  Christensen R, Johson W, Branscum A, Hanson TE. *Bayesian ideas and data analysis : an introduction for scientists and statisticians*. CRC Press, 2011. (Code R et WinBUGS)
-  Lesaffre E, Lawson AB. *Bayesian biostatistics* Wiley, 2012.
-  Bolstad WM. *Introduction to Bayesian statistics*. Wiley, 2007. (Historique)
-  Gelman A, Carlin JB, Stern AS, Rubin DB. *Bayesian data analysis*. Chapman & Hall/CRC, 2004.
-  O'Hagan A, West M. *The Oxford handbook of applied bayesian analysis*. Oxford University Press, 2010. (Chapitre = application pratique)
-  Boreux JJ, Parent E, Bernier J. *Pratique du calcul Bayésien*. Springer, 2010.

# Statistique mathématique

## Éventuellement

-  Robert CP. *Le choix Bayésien*. Springer, 2006. (Difficile)
-  Parent E, Bernier J. *Le raisonnement Bayésien*. Springer, 2007. (Difficile)
-  Bolstad WM. *Understanding computational Bayesian statistics*. Wiley, 2010. (Difficile)
-  Bernardo JM, Smith AFM. *Bayesian Theory*. Wiley, 2000. (Historique)

# Applications

## Accessible, code

-  Albert J. *Bayesian computation with R*. Springer, 2007. (Pédagogique, code R)
-  Kruschke JK. *Doing Bayesian data analysis : a tutorial with R and BUGS*. Chapman & Hall/CRC, 2010. (Situations pratiques, code R et WinBUGS)
-  Ntzoufras I. *Bayesian modeling using WinBUGS*. Wiley, 2009. (Situations pratiques, code WinBUGS)
-  Hoff P. *A first course in Bayesian statistical methods*. Springer 2009. (Pédagogique, code R mais limité)

# Applications

Accessible, éventuellement . . .

-  Congdon P. *Applied Bayesian hierarchical methods*. CRC Press, 2010. (Situations pratiques, code R et WinBUGS mais pas pédagogique)
-  Congdon P. *Applied Bayesian modelling*. Wiley, 2003. (Situations pratiques mais pas pédagogique)
-  Congdon P. *Bayesian statistical modelling*. Wiley, 2006. (Situations pratiques, code WinBUGS mais pas pédagogique)
-  Marin JM, Robert CP. *Bayesian essentials with R*. Springer, 2014. (Situations pratiques, code R mais complexe)

## Applications

A suivre . . .



Kruschke JK. *Doing Bayesian data analysis : a tutorial with R, JAGS and Stan*. Academic Press/Elsevier, 2014. (Tout juste sorti!)

## Livre de chevet



McGrayne SB. *The theory that would not die : how Bayes' rule cracked the enigma code, hunted down russian submarines and emerged triumphant from two centuries of controversy*. Yale UP, 2011.

## Merci de votre attention

A Bayesian is one who, vaguely expecting a horse, and catching a glimpse of a donkey, strongly believes he has seen a mule.

